

Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Kepuasan Pelanggan Pada Marketplace Tokopedia Di Jejaring Sosial *Twitter* Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*

Muhammad Abi Nurhakim¹, Yuni Widiastiwi², Nurul Chamidah³

Fakultas Ilmu Komputer

Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jakarta

Jl. RS Fatmawati No.1 Pondok Labu Jakarta Selatan 12450

email : abinurhakim1@gmail.com¹, widiastiwi@upnvj.ac.id², nurul.chamidah@upnvj.ac.id³

Abstrak. Ulasan konsumen tentang kepuasan berbelanja di marketplace merupakan informasi yang bernilai dan dapat diolah dengan baik. Informasi ini dapat dimanfaatkan untuk mendapatkan evaluasi produk dan layanan baik oleh konsumen maupun pihak penjual atau marketplace dengan melakukan analisis ulasan pengalaman berbelanja tersebut melalui jejaring sosial *twitter* guna mendapatkan informasi yang diperlukan. Kegiatan analisis ulasan tidak dapat cukup dengan melihat *rating* saja, namun diperlukan melihat seluruh isi ulasan untuk dapat mengetahui arti yang lebih luas dan umum dari ulasan tersebut. Apabila dalam jumlah sedikit dapat dilakukan secara manual, namun untuk melihat ulasan dalam jumlah banyak, diperlukan sistem agar dapat menganalisis secara lebih efektif dan memudahkan dalam memahami maksud ulasan. Pada penelitian ini menggunakan metode klasifikasi *Naïve Bayes* yang dibagi ke dalam 2 kelas yaitu positif dan negatif. Hasil klasifikasi menggunakan metode algoritma *Naïve Bayes* didapatkan hasil akurasi sebesar 79,02%, precision sebesar 80,30%, recall sebesar 77,94% dan specificity sebesar 80,15%.

Kata Kunci: *Twitter*, Ulasan, Klasifikasi, *Naïve Bayes*.

1. Pendahuluan

Saat ini belanja online semakin populer di Indonesia terutama di berbagai marketplace, seperti contohnya di tokopedia. Untuk mengetahui tingkat kepuasan pelanggan biasanya mereka menyediakan layanan pelanggan di laman mereka. Tetapi sebagian besar para konsumen memberikan ulasannya di berbagai jejaring sosial, salah satunya di twitter. Ulasan konsumen ini dapat dimanfaatkan sebagai informasi yang berharga apabila diolah dengan baik dengan menerapkan analisis sentimen terhadap ulasan konsumen tersebut.

Perkembangan dunia jejaring sosial telah mempengaruhi hampir ke seluruh aspek kehidupan masyarakat. Sebut saja dari mulai sosial, budaya, ekonomi bahkan politik. Semua ini tak terlepas dari mudahnya akses internet dengan tarif terjangkau ke berbagai pelosok di Indonesia. Sehingga masyarakat semakin mudah mengunggah keseharian mereka dan membaca berita terkini dan status teman-temannya dengan real time di jejaring sosial.

Twitter adalah jejaring sosial populer yang banyak diminati karena memberikan informasi yang dibutuhkan banyak pengguna internet. Informasi tersebut dapat berupa ulasan, pertanyaan maupun ulasan suatu produk, baik yang positif maupun negatif. Banyak alasan mengapa twitter masih tetap populer dibanding jejaring sosial lainnya, antara lain karena lebih hemat kuota, masih menjadi andalan untuk mendapatkan informasi terkini beserta update informasi terkait, sebagian juga menganggap konten twitter lebih orisinal dibanding jejaring sosial lain, Twitter juga membuat penggunaannya lebih bebas berekspresi dan menjadi diri sendiri.

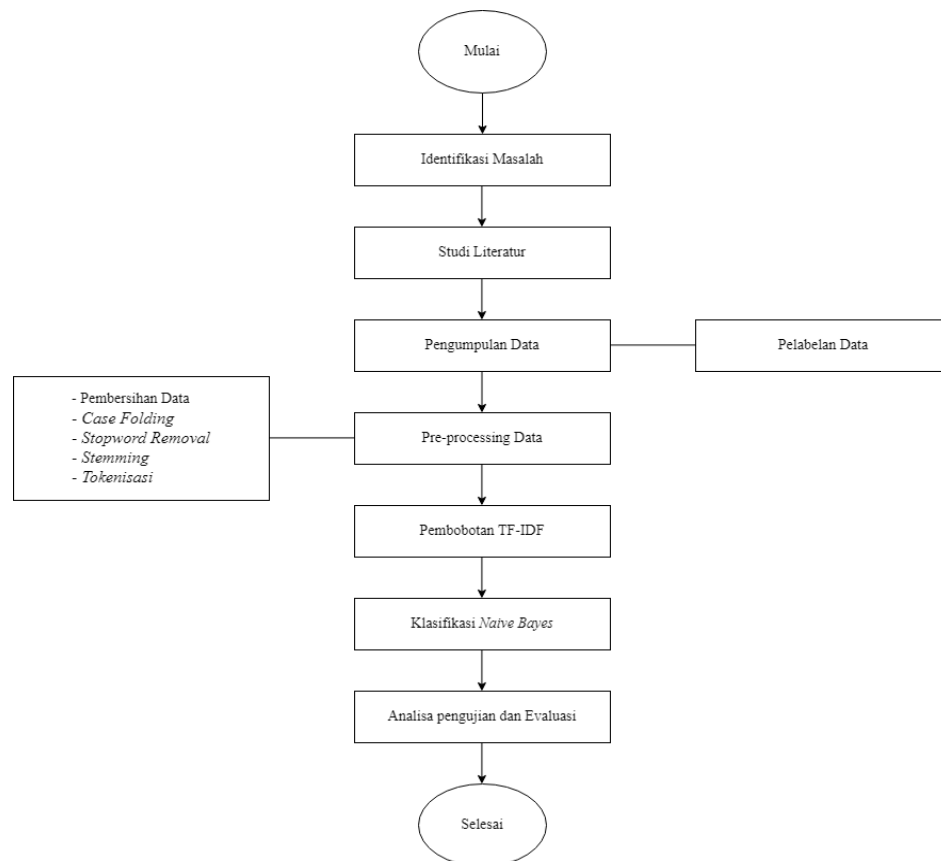
Dalam dunia market place, status dan ulasan dari pembeli sebelumnya di jejaring sosial twitter juga mempengaruhi para konsumen untuk mengambil keputusan dalam melakukan pembelian melalui aplikasi market place di gawai mereka. Hal ini karena calon konsumen merasa perlu meyakini produk yang akan mereka beli sesuai dengan deksripsi dan kualitas produk tersebut dengan membaca ulasan dari para kosumen sebelumnya.

Hal inilah mengapa kemudian jejaring sosial twitter kini menjadi sumber data yang besar, yang dapat dikumpulkan untuk dianalisa sesuai kebutuhan informasi. Salah satunya adalah dapat digunakan untuk mengevaluasi laman market place yang sudah berkembang pesat di Indonesia, seperti yang akan objek penelitian ini adalah tokopedia. Tokopedia merupakan salah satu marketplace yang paling tinggi popularitasnya di Indonesia didasarkan pada followers twitternya yang mencapai diatas enam ratus ribu followers.

Berdasarkan latarbelakang kasus tersebut, maka diperlukan suatu indikator atau ukuran mengenai kepuasan konsumen dengan melakukan penelitian terkait dengan ulasan mereka terhadap tokopedia. Salah satunya dengan mendeteksi *tweet-tweet* yang mengandung ulasan terhadap tokopedia. Pada penelitian ini menggunakan metode klasifikasi *naive bayes* untuk mendeteksi *tweet* yang mengandung ulasan terhadap tokopedia di jejaring sosial twitter. Untuk menyederhanakan analisis sentimen terhadap ulasan terbagi menjadi dua sentimen, yaitu positif dan negatif. Algoritma yang digunakan adalah algoritma klasifikasi yang dapat diolah data dalam mempresentasikan jumlah besar ulasan sentimen positif dan negatif terhadap marketplace tokopedia dan memprediksikan seberapa akurasi pada ulasan tersebut.

2. Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian ini yang diilustrasikan dalam Gambar 1 sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Metodologi Penelitian

Tahapan metodologi penelitian terbagi menjadi beberapa tahapan sebagai berikut:

1. Identifikasi Masalah : Pada tahap ini melakukan masalah mengenai hasil sentimen analisis berupa informasi ulasan tentang terhadap marketplace tokopedia.
2. Studi Literatur : Pada tahap ini memperjelaskan masalah terkait studi pengetahuan.
3. Pengumpulan Data : Pada tahap ini dilakukan pengambilan data dengan cara crawling data kemudian dilabelin data.
4. Pre-processing Data : Pada tahap ini dilakukan pengolahan data yang sangat penting untuk klasifikasi data.
5. Pembobotan TF-IDF : Pada tahap ini dilakukan perhitungan term yang mengubah menjadi sebuah angka ke dalam dokumen.
6. Klasifikasi *Naive Bayes* : Pada tahap ini dilakukan proses mengklasifikasikan data *tweet* yang berbentuk ulasan positif dan negatif terhadap marketplace tokopedia.

7. Analisa pengujian dan Evaluasi : Pada tahap ini dilakukan menganalisa hasil klasifikasi yang telah diuji.

2.1. Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data, untuk pengambilan dan mengunduh data dalam penelitian ini adalah dimana data berdasarkan dari server twitter dapat bantuan menggunakan *Application Programming Integration* (API) twitter baik berupa data user maupun data *tweet*. API twitter dapat mengakses dan mengunduh data dari twitter, hal ini proses yang dibutuhkan adalah token akses untuk melakukan autentikasi. Kemudian dilakukan pengambilan dan mengunduh data tersebut.

2.2. Pelabelan Data

Pada tahap pelabelan data dalam penelitian ini adalah membagikan data dalam kategori yang berbentuk sentimen. Pada dasarnya hanya 2 kategori sentimen yaitu positif dan negatif, tidak membutuhkan sentimen netral. Tujuan pelabelan data dalam penelitian ini adalah untuk mengetahui ulasan kepuasan pelanggan terhadap marketplace tokopedia, oleh itu karena sentimen positif merepresentasikan puas dan sentimen negatif merepresentasikan tidak puas. Proses pelabelan data langsung diberi label secara manual oleh 2 orang penilai dengan memiliki perbedaan pendapat masing-masing dalam menentukan statementnya. Namun prosesnya dilabelkan pada dasarnya terbagi menjadi 2 kategori yakni positif dan negatif. Berikut Tabel 1 merupakan mendeskripsikan contoh dari pelabelan data secara manual yang dilakukan oleh 2 orang penilai.

Tabel 1. Contoh Pelabelan Data

Data Tweet	Penilai 1	Penilai 2	Hasil Akhir
@Tokopedia Min please bangetan masukin ke wib lagi nanti perform butter, tokped senang army pun senang sungguh ide yang bagus.	Positif	Positif	Positif
Ribet anjing tinggal bilang mau bayar tokped aja. gausah mempersulit segala sesuatu karena dia mantan crush doang elah lebay	Negatif	Negatif	Negatif
@txtdarigajelas Ya makanya bu baca keterangan bla bla bla. Dikira semua orang mau membaca? Coba deh berapa banyak dari kalian yang bener bener membaca term and condition suatu platform. TC nya shopi soal cod ga sedetail COD BL, Tokped.	Positif	Negatif	Positif

Pelabelan data dilakukan secara manual oleh 2 orang penilai dengan mengidentifikasi berdasarkan sudut pandang berbeda-beda karena tiap orang memiliki perbedaan pendapat masing-masing dalam menentukan statementnya, hal ini juga dapat mempengaruhi makna kalimat pada data *tweet*. Jika terdapat perbedaan pendapat diantara penilai 1 dan penilai 2, maka hasil akhirnya yaitu dibuat kesepakatan antara 2 orang penilai tersebut, lalu didiskusikan untuk persetujuan penilaiannya. Pada pelabelan data dapat dideskripsikan gunakan rumus untuk menghitung *cohen's kappa*:

$$K = \frac{\text{Pr Pr}(a) - \text{Pr}(e)}{1 - \text{Pr Pr}(e)} \quad (1)$$

Keterangan:

- K : Koefisien *cohen's kappa*
 $\text{Pr Pr}(a)$: Proporsi frekuensi dalam penilaian
 $\text{Pr Pr}(e)$: Proporsi kesepakatan

Dimana nilai $\text{Pr Pr}(e)$ didefinisikan sebagai:

$$\text{Pr Pr}(e) = P(\text{Positif})^2 - P(\text{Negatif})^2 \quad (2)$$

Koefisien kesepakatan *cohen's kappa* merupakan menyatakan konsistensi pengukuran oleh 2 orang yang penilaian sebuah kesepakatan^[1]. Hal ini dapat dideskripsikan dalam Tabel 2 kesepakatan interpretasi koefisien *cohen's kappa* tersebut.

Tabel 2. Interpretasi Kappa

Kesepakatan	Nilai K
Rendah (<i>poor</i>)	$K < 0.00$
Kurang (<i>slight</i>)	$0.00 - 0.20$
Adil (<i>fair</i>)	$0.21 - 0.40$
Cukup (<i>moderate</i>)	$0.41 - 0.60$
Bagus (<i>substantial</i>)	$0.61 - 0.80$
Sangat baik (<i>almost perfect</i>)	$K > 0.81$

2.3. Pre-processing Data

Data yang sudah dikumpulkan setelah mengcrawling data kemudian diberi label. Lalu terjadinya melakukan 5 tahapan *processing data* dalam penelitian ini dengan pembersihan data, *case folding*, *stopword removal*, *stemming* dan *tokenisasi*.

2.3.1. Pembersihan Data

Pada tahap pembersihan data, proses yang dapat dilakukan membersihkan dengan cara menghapus atau menghilangkan hastag, emoticon, username, angka, tanda baca dan URL. Contoh prosesnya pembersihan data seperti “!@#%^&*()_+{}|:;><.,?/\=, 1234567890, dan url:https://”

2.3.2. Case Folding

Pada tahap case folding, prosesnya dimana semua teks kalimat yang dapat merubah kalimat dari huruf besar menjadi huruf kecil^[2].

2.3.3. Stopword Removal

Pada tahap *stopword removal*, proses mengubah kata-kata yang mengacaukan dan bisa dikatakan membuang kata yang tidak memiliki arti pada klasifikasi data. Contoh prosesnya dapat menggeserkan makna dan tidak memiliki makna penting yang banyak dalam proses klasifikasi seperti kata-kata “yang”, “di”, “pada” dan lain-lainnya^[3].

2.3.4. Stemming

Pada tahap *stemming*, proses menghilangkan semua imbuhan yang ada pada kata sehingga terbentuk menjadi kata dasar^[3].

2.3.5. Tokenisasi

Pada tahap *tokenisasi*, proses penguraian data teks berupa kalimat menjadi kata-kata yang akan dipotong^[4].

2.4. Pembobotan TF-IDF

Pembobotan TF-IDF merupakan proses melakukan transformasi data dari data tekstual ke dalam data numerik termasuk dokumen untuk dilakukan pembobotan kata dan fitur. TF-IDF adalah salah satu ukuran statistik yang digunakan untuk mengevaluasi seberapa penting sebuah kata pada dokumen^[5]. Pada pembobotan TF-IDF dapat dideskripsikan gunakan rumus untuk menghitung bobot kata TF-IDF:

$$TF - IDF = TF_{t,d} \times IDF_t = TF_{t,d} \times \log \frac{|N|}{|DF_t|} \quad (3)$$

Keterangan:

$TF_{t,d}$: Jumlah frekuensi yang memiliki term t pada dokumen d

IDF_t : Jumlah *inverse* frekuensi dokumen pada term t

N : Jumlah seluruh dokumen yang digunakan

DF_t : Jumlah frekuensi dokumen yang disimpan pada term t

2.5. Klasifikasi Algoritma *Naïve Bayes*

Metode Algoritma *Naïve Bayes* adalah metode klasifikasi untuk penambangan teks yang digunakan dalam analisis sentimen. Ini pendekatan secara teoritis baik dalam hal konsistensi data dan klasifikasi perhitungan [9]. Pada umumnya, *Naïve Bayes* merupakan sebuah pengklasifikasikan probabilistik sederhana yang menghitung dalam pengelompokkan statistik yang bisa dipakai untuk memprediksi probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari data yang diberikan. Algoritma menggunakan fungsi aturan bayes dan mengasumsikan semua atribut independen atau tidak saling ketergantungan yang diberikan oleh nilai pada variabel kelas. *Naive Bayes* didasarkan pada asumsi penyederhanaan bahwa nilai atribut secara kondisional saling bebas jika diberikan nilai output. Dengan kata lain, diberikan nilai output, probabilitas mengamati secara bersama adalah produk dari probabilitas individu [6].

Tingkat akurasi pengklasifikasikan *Naïve Bayes* sangat baik sehingga *naive bayes* ialah algoritma yang digunakan untuk mengelompokkan data atau klasifikasi.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \times P(A)}{P(B)} \quad (4)$$

Keterangan:

- A : Hipotesis data merupakan suatu kelas tertentu
- B : Data dari kelas yang tidak terdefinisi
- $P(A|B)$: Probabilitas hipotesis A tergantung kondisi B (*Posterior*)
- $P(A)$: Probabilitas hipotesis A (*Prior*)
- $P(B|A)$: Probabilitas B tergantung kondisi hipotesis A (*Likelihood*)
- $P(B)$: Probabilitas B (*Evidence*)

Rumus untuk menghitung probabilitas pada masing-masing kelas dapat dideskripsikan gunakan persamaan di bawah ini:

$$P(A) = \frac{|docs A|}{|documents|} \quad (5)$$

Keterangan :

- $P(A)$: Probabilitas suatu dokumen yang memiliki kelas A
- $docs A$: Jumlah frekuensi dokumen untuk tiap kelas A
- $|documents|$: Jumlah dokumen yang ada

Rumus untuk menentukan nilai probabilitas setiap kata dari dokumen dapat dideskripsikan gunakan persamaan sebagai berikut:

$$P(A) = \frac{Count(W_{i,A})+1}{|A|+|V|} \quad (6)$$

Keterangan :

- $P(A)$: Peluang W_i pada kelas A
- $Count(W_{i,A})$: Jumlah term W_i yang ditemukan pada kelas A
- $|A|$: Jumlah term diseluruh pada kelas A
- $|V|$: Jumlah keseluruhan term pada kelas V

Proses penentuan kelas didapatkan melalui nilai yang paling besar dari setiap kelas, yang dapat dideskripsikan dari persamaan sebagai berikut:

$$c_{MAP} = \underset{c \in V}{\arg \max} P(A) \prod_i P(X_i|A) \quad (7)$$

Keterangan :

- $P(A)$: Peluang munculnya suatu dokumen yang memiliki kelas A
- $P(X_i|A)$: Peluang munculnya X_i pada kelas A

Hal ini penggunaan metode klasifikasi algoritma *naive bayes* akan dilakukan proses mengklasifikasikan data *tweet* tentang ulasan kepuasan yang berbentuk kelas sentimen positif dan negatif terhadap marketplace tokopedia. Dalam pengerjaan metode klasifikasi, dimana terdapat proses pembagian data secara *stratified random sampling* atau acak yang akan membentuk langkah proses, yaitu data *training* dan data *testing* sehingga membuat data yang adil dan seimbang. Langkah proses pertama adalah melakukan cara membagi data *training* sebesar 80% untuk pembentukan model klasifikasi dan kemudian langkah proses kedua adalah melakukan cara membagi data *testing* sebesar 20% untuk memvalidasi model klasifikasi yang mengacu pada data *training*.

2.6. Evaluasi

Sebelum model klasifikasi diaplikasikan, pengklasifikasian memerlukan interaksi penilaian untuk mengukur tingkat performa model klasifikasi yang dihasilkan. Pengukuran performa model klasifikasi harus melalui beberapa jenis model evaluasi, salah satunya adalah *confusion matrix*. *Confusion matrix* dibuat dengan ukuran 4x4 yang terdiri dari bagian kolom adalah kelas prediksi (*predicted classes*) dan bagian baris adalah kelas sebenarnya (*true class*). Kelas dibagi menjadi dua, yakni kelas positif dan negatif^[7]. Tampilan confusion matrix dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Confusion Matrix

		True Class	
		Positive	Negative
Predicti on	Positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
	Negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)

Keterangan :

1. True Positive (TP), sebanyak data yang memiliki nilai positif dan nilai prediksi benar.
2. True Negatif (TN), sebanyak data yang memiliki nilai negatif dan nilai prediksi benar.
3. False Positive (FP), sebanyak data yang memiliki nilai positif dan nilai prediksi salah.
4. False Negatif (FN), sebanyak data yang memiliki nilai negatif dan nilai prediksi salah.

Dari confusion matrix tersebut, dihitung akurasi, precision, dan recall untuk mengetahui performa dari model klasifikasi dapat dideskripsikan sebagai berikut yaitu,

Persamaan untuk menghitung nilai akurasi:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FN+FP+TN} \quad (8)$$

Persamaan untuk menghitung nilai precision:

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (9)$$

Persamaan untuk menghitung nilai recall:

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (10)$$

Persamaan untuk menghitung nilai specificity:

$$specificity = \frac{TN}{TN+FP} \quad (11)$$

2.7. Visualisasi

Pada tahap visualisasi, untuk membagikan hasil dalam menampilkan suatu informasi tentang ulasan pelanggan terhadap marketplace tokopedia berdasarkan kategori yang dibuat.

3. Hasil dan Pembahasan

Pengumpulan data yang sudah dapat diambil melalui twitter dan membuat autentikasi dengan menggunakan *tweepy* yang bisa terhubung dengan API twitter. Data yang sudah diperoleh sebanyak 1332 pada tanggal 15 januari 2021 sampai 03 february 2021 dalam kata pencarian yang berserta publik twitter mengenai tentang 'tokopedia' atau 'tokped' di Indonesia.

Tabel 4. Hasil Pelabelan Data Tweet

Penilai 1	Penilai 2	Total Hasil Label Tweet
Positif	Positif	598
Positif	Negatif	50
Negatif	Negatif	98
Negatif	Positif	586

Setelah melakukan pengumpulan data kemudian pelabelan data *tweet*. Hasil pelabelan data *tweet* akan dievaluasi menggunakan rumus *cohen's kappa* untuk mengetahui hasil dalam persetujuan diantara 2 orang penilai seperti yang telah dijelaskan sesuai pada poin (1). Berikut ini mendeskripsikan perhitungan *cohen's kappa* yang sudah dilabel hasil tersebut:

Dimana:

$$Pr Pr (a) = \frac{598+586}{1332} = 0,888$$

Hasil nilai proporsi kesepakatan di antara P(Negatif) dan P(Positif):

$$(Negatif) = \frac{50+98+586+586}{2664} = 0,495$$

$$(Positif) = \frac{50+98+598+598}{2664} = 0,504$$

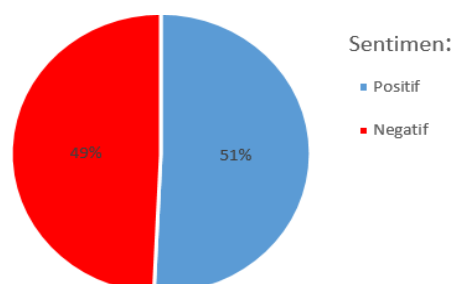
Dimana hasil nilai Pr(e) didefinisikan:

$$Pr Pr (e) = (0,495)^2 + (0,504)^2 = 0,499$$

Hasil Kappa:

$$K = \frac{(0,888-0,499)}{1-(0,499)} = \frac{0,389}{0,501} = 0,776$$

Setelah hasil sudah dievaluasi menggunakan rumus *cohen's kappa* diperoleh hasil sebesar 0,776 dan memiliki persetujuan yang bagus diantara 2 orang penilainya, maka dengan memasukkan hasil total keseluruhan pelabelan data dari total 1332 *tweet* teratas yang membicarakan ulasan pelanggan terhadap marketplace tokopedia pada jejaring sosial twitter dimana dapat diperoleh sentimen positif sebanyak 676 *tweet* dan sentimen negatif sebanyak 656 *tweet* dari data *tweet*. Gambar 3 mengilustrasikan hasil pelabelan untuk data *tweet* berikut:



Gambar 2. Hasil pelabelan untuk data *tweet*

Berdasarkan Gambar 2 terlihat jumlah total sentimen masing-masing positif dan negatif dari hasil pelabelan data *tweet* terhadap tokopedia pada jejaring sosial twitter. Dengan presentasi sentimen positif mendapatkan presentase sebesar 51% sedangkan sentimen negatif mendapatkan presentase sebesar 49%. Hal ini dapat menyimpulkan sentimen pelanggan terhadap tokopedia pada jejaring sosial twitter didominasi oleh sentimen positif dibandingkan sentimen negatif.

Setelah melakukan pelabelan data yang diberikan hasil label diantara positif dan negatif, maka dilanjutkan tahapan pre-processing yang bertujuan untuk mengklasifikasikan data. Dalam kumpulan data-data yang digunakan seperti menghilangkan kata-kata noise dan tidak formal atau tidak terstruktur sehingga proses datanya diperlukan agar menjadi data terstruktur dan datanya akan disimpan untuk sementara. Berikut hasil tahapan pre-processing dalam bentuk sampel data *tweet* pada Tabel 5 dibawah ini.

Tabel 5. Sampel Data *Tweet*

Data <i>Tweet</i>	
D1	['halo', 'belanja', 'tokped', 'via', 'pos', 'lama', 'kurir', 'cara', 'kerja', 'pos', 'kecewa']
D2	['beli', 'barang', 'sendiri', 'tokped', 'nyampe', 'lelet']
D3	['cara', 'dapet', 'free', 'ongkir', 'tokped']
D4	['tokped', 'lucu']

Kemudian dilakukan tahapan pembobotan kata, karena datanya diperlukan mengubah kata menjadi sebuah angka dalam data yang bersangkutan. Maka terjadinya lakukan tahapan pembobotan kata untuk proses mengevaluasi nilai dan bobot sebuah kata pada data. Pembobotan TF-IDF dapat diperoleh jumlah kata sebanyak 14100 dari 1332 data *tweet*. Berikut pada Tabel 6 mendeskripsikan contoh penerapan dalam hitung menggunakan rumus pembobotan TF-IDF dari 4 sampel data *tweet*.

Tabel 6. Perhitungan Pembobotan (TF-IDF)

Term	Dokumen				DF	IDF	TF-IDF			
	D1	D2	D3	D4			D1	D2	D3	D4
halo	1	0	0	0	1	0,602	0,602	0	0	0
belanja	1	0	0	0	1	0,602	0,602	0	0	0
tokped	1	1	1	1	4	0	0	0	0	0
via	1	0	0	0	1	0,602	0,602	0	0	0
pos	2	0	0	0	1	0,602	1,204	0	0	0
lama	1	0	0	0	1	0,602	0,602	0	0	0
kurir	1	0	0	0	1	0,602	0,602	0	0	0
cara	1	0	1	0	2	0,301	0,301	0	0,301	0
kerja	1	0	0	0	1	0,602	0,602	0	0	0
kecewa	1	0	0	0	1	0,602	0,602	0	0	0
beli	0	1	0	0	1	0,602	0	0,602	0	0
barang	0	1	0	0	1	0,602	0	0,602	0	0
sendiri	0	1	0	0	1	0,602	0	0,602	0	0
nyampe	0	1	0	0	1	0,602	0	0,602	0	0
lelet	0	1	0	0	1	0,602	0	0,602	0	0
dapet	0	0	1	0	1	0,602	0	0	0,602	0
free	0	0	1	0	1	0,602	0	0	0,602	0
ongkir	0	0	1	0	1	0,602	0	0	0,602	0
lucu	0	0	0	1	1	0,602	0	0	0	0,602

Pada hasil nilai bobot yang sudah diberi dengan term didata tersebut, maka dilakukan tahapan metode klasifikasi dengan menggunakan *naive bayes*. Proses klasifikasi *naive bayes* dilakukan dapat dua cara langkah proses, yaitu data training dan data testing. Hal ini dimana data yang sudah dikumpulkan dari total 1332 data, maka perlunya diperbandingan data. Terjadinya dilakukan perbandingan data terdahulu otomatis nanti akan dibagi secara acak dan seimbang ke dalam data training dan data testing. Data training mendapatkan sebesar 80% sedangkan data testing mendapatkan presentase sebesar 20% dari 100%. Berikut ini hasil pembagian data pada data training dari 80% dan data testing dari 20% seperti dideskripsikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Pembagian Data

	Label Positif	Label Negatif	Total Jumlah
Data Training	540	525	1065
Data Testing	136	131	267
Total Jumlah	676	656	1332

Pada tahapan data training, data yang digunakan pada sebelumnya seperti Tabel 5 akan diberi label. Karena untuk menampilkan sebuah sampel yang diambil dari data *tweet* tentang data training yang dilabel dahulu seperti dideskripsikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Sampel Data Training

Dokumen <i>Tweet</i>	Label
Data Training	
['halo', 'belanja', 'tokped', 'via', 'pos', 'lama', 'kurir', 'cara', 'kerja', 'pos', 'kecewa']	Negatif
['beli', 'barang', 'sendiri', 'tokped', 'nyampe', 'lelet']	Negatif
['cara', 'dapet', 'free', 'ongkir', 'tokped']	Positif
['tokped', 'lucu']	Positif

Setelah mendapatkan sampel data training, maka terjadinya proses tahap pembobotan seperti yang sudah dilakukan pada Tabel 5 perhitungan pembobotan kata sebagai acuan untuk proses membentuk ke dalam model klasifikasi. Kemudian dilakukan mencari nilai probabilitas setiap kelas yang dibuat untuk mengklasifikasikan data dan probabilitas setiap kata dari tahap data training. Hal ini prosesnya dilakukan menghitung nilai probabilitas tiap kata dan probabilitas tiap kelas (prior) dengan menggunakan rumus metode algoritma dideskripsikan pada persamaan (5), (6) dengan data sampel dari hasil data training seperti Tabel 9 dan Tabel 10.

Tabel 9. Hasil Probabilitas Tiap Kelas Sampel Data Training

Positif	Negatif
$P(\text{Positif}) = \frac{d \text{Positif} }{ \text{Jumlah Dokumen} }$ $= \frac{2}{4} = 0,5$	$P(\text{Negatif}) = \frac{d \text{Negatif} }{ \text{Jumlah Dokumen} }$ $= \frac{2}{4} = 0,5$

Tabel 10. Hasil Probabilitas Tiap Kata Sampel Data Training

Positif	Negatif
$P("halo" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("halo" Negatif) = \frac{0,602+1}{17+19} = 0,0445$
$P("belanja" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("belanja" Negatif) = \frac{0,602+1}{17+19} = 0,0445$
$P("tokped" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("tokped" Negatif) = \frac{0+1}{17+19} = 0,0277$
$P("via" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("via" Negatif) = \frac{0,602+1}{17+19} = 0,0445$
$P("pos" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("pos" Negatif) = \frac{1,204+1}{17+19} = 0,0612$
$P("lama" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("lama" Negatif) = \frac{0,602+1}{17+19} = 0,0445$
$P("kurir" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("kurir" Negatif) = \frac{0,602+1}{17+19} = 0,0445$
$P("cara" Positif) = \frac{0,301+1}{7+19} = 0,0500$	$P("cara" Negatif) = \frac{0,301+1}{17+19} = 0,0361$
$P("kerja" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("kerja" Negatif) = \frac{0,602+1}{17+19} = 0,0445$
$P("kecewa" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("kecewa" Negatif) = \frac{0,602+1}{17+19} = 0,0445$
$P("beli" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("beli" Negatif) = \frac{0,602+1}{17+19} = 0,0445$
$P("barang" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("barang" Negatif) = \frac{0,602+1}{17+19} = 0,0445$
$P("sendiri" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("sendiri" Negatif) = \frac{0,602+1}{17+19} = 0,0445$
$P("nyampe" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("nyampe" Negatif) = \frac{0,602+1}{17+19} = 0,0445$
$P("lelet" Positif) = \frac{0+1}{7+19} = 0,0384$	$P("lelet" Negatif) = \frac{0,602+1}{17+19} = 0,0445$
$P("dapet" Positif) = \frac{0,602+1}{7+19} = 0,0616$	$P("dapet" Negatif) = \frac{0+1}{17+19} = 0,0277$
$P("free" Positif) = \frac{0,602+1}{7+19} = 0,0616$	$P("free" Negatif) = \frac{0+1}{17+19} = 0,0277$
$P("ongkir" Positif) = \frac{0,602+1}{7+19} = 0,0616$	$P("ongkir" Negatif) = \frac{0+1}{17+19} = 0,0277$
$P("lucu" Positif) = \frac{0,602+1}{7+19} = 0,0616$	$P("lucu" Negatif) = \frac{0+1}{17+19} = 0,0277$

Selanjutnya melakukan tahapan data testing, data testing digunakan data yang terdapat pada proses data training yang sudah dilakukan pada sebelumnya. Tahap ini dapat melakukan pengujian dan menghitung nilai probabilitas dengan menggunakan algoritma *naive bayes* yang akan mengacu pada probabilitas setiap kelas dan probabilitas setiap kata yang berdasarkan sudah dihitung dari tahap data training. Untuk sampel data testing yang sudah dilakukan pre-processing dapat dilihat pada Tabel 11.

Tabel 11. Sampel Data Testing

Dokumen <i>Tweet</i>
['iklan', 'tokped', 'jungkook', 'jimin', 'pempek', 'hp', 'lucu', 'gemes']

Sampel data testing yang seperti pada Tabel 11 dilakukan perhitungan kelas dapat melalui nilai yang paling besar dari setiap kelas pada data testing dengan cara menggunakan rumus metode algoritma *naive bayes* dideskripsikan pada persamaan (7) pada Tabel 12 sebagai berikut.

Tabel 12. Hasil Probabilitas Tiap Kelas Sampel Data Testing

Positif	Negatif
$P(\text{data testing}) = P(\text{Positif}) P(\text{Positif}) \times P(\text{Positif})$ $= 0,5 \times 0,0384 \times 0,0384 \times 0,0384 \times 0,0384 \times 0,0384 \times 0,0384$ $= 0,00000000000379200$	$P(\text{data testing}) = P(\text{Negatif}) P(\text{Negatif}) \times P(\text{Negatif})$ $= 0,5 \times 0,0277 \times 0,0277 \times 0,0277 \times 0,0277 \times 0,0277 \times 0,0277$ $= 0,000000000000173303$

Berdasarkan hasil probabilitas yang sudah menunjukkan antara kedua kelas pada diatas tersebut. Dimana hasil nilai kelas dapat melalui nilai yang paling besar adalah probabilitas kelas positif dengan nilai sebesar 0,00000000000379200 sehingga diklasifikasikan ke dalam kelas positif. Setelah melakukan tahapan data testing, diperlukan evaluasi menggunakan *confusion matrix* yang diukur berdasarkan akurasi, *specificity*, dan *recall*. Tabel 13 mendeskripsikan metode confusion matrix.

Tabel 13. Pengujian Confusion Matrix

		True Class	
		Positive	Negative
Prediction	Positive	106 (TP)	26 (FP)
	Negative	30 (FN)	105 (TN)

Persamaan untuk hasil nilai akurasi:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} = \frac{106 + 105}{106 + 30 + 26 + 105} = 79,02\%$$

Persamaan untuk hasil nilai *precision*:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{106}{106 + 26} = 80,30\%$$

Persamaan untuk hasil nilai *recall*:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{106}{106 + 30} = 77,94\%$$

Persamaan untuk hasil nilai *specificity*:

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP} = \frac{105}{105 + 26} = 80,15\%$$

Hasil dari pengujian model yang dibentuk dengan menggunakan algoritma *naive bayes* mendapatkan hasil nilai akurasi sebesar 79,02% dari data positif dan negatif dengan keseluruhan total 267 data (testing). Hasil nilai *precision* sebesar 80,30% yang memiliki data sebanyak 106 yang akan diprediksi benar positif dengan keseluruhan data yang nilai prediksi benar dan data sebanyak 26 yang akan diprediksi salah tetapi positif sedangkan hasil nilai *recall* sebesar 77,94% yang memiliki data sebanyak 30 yang akan diprediksi salah negatif. Hasil nilai *specificity* sebesar 80,15% yang memiliki data sebanyak 105 yang akan diprediksi benar tetapi negatif.

Berdasarkan kata-kata yang sering muncul pada data *tweet* dalam beserta hasil *wordcloud* sentimen yang telah dibuat 2 kategori yakni positif dan negatif. Hasil tampilan *wordcloud* dapat diilustrasikan pada Gambar 3 dan Gambar 4 berikut:



Gambar 3. Hasil *wordcloud* positif



Gambar 4. Hasil *wordcloud* negatif

Pada Gambar 3 diatas, hasil frekuensi kemunculan kata yang dapat diperoleh dari hasil *wordcloud* positif memiliki hasil frekuensi kata yang tinggi dalam sentimen positif tentang ulasan kepuasan pelanggan terhadap marketplace tokopedia adalah ‘beli’ 62 kata, ‘iklan’ 49 kata, ‘jual’ 37 kata, ‘promo’ 32 kata, ‘diskon’ 29 kata, ‘murah’ 17 kata dan lain-lain. Sedangkan pada Gambar 4 diatas, hasil frekuensi kemunculan kata yang dapat diperoleh dari hasil *wordcloud* negatif memiliki hasil frekuensi kata yang tinggi dalam sentimen negatif tentang ulasan kepuasan pelanggan terhadap marketplace tokopedia adalah ‘beli’ 57 kata, ‘anjir’ 55 kata, ‘aneh’ 42 kata, ‘males’ 41 kata, ‘error’ 35 kata, ‘sedih’ 23, ‘uninstall’ 11 kata dan lain-lain.

Dari frekuensi kemunculan kata pada hasil *wordcloud* positif dan negatif, dapat menggambarkan keadaan dalam ulasan kepuasan pelanggan terhadap marketplace tokopedia dimana pelanggan merasa puas banyaknya ulasan kata-kata seperti barang jual, beli, promosi, senang dan puas belanja di marketplace tokopedia sedangkan pelanggan merasa tidak puas karena adanya keluhan belanja di marketplace tokopedia.

4. Kesimpulan

Berikut merupakan hasil kesimpulan mengenai penelitian yang telah dilakukan antara lain:

1. Ulasan diklasifikasikan menjadi kelas 2, yaitu positif dan negatif. Berdasarkan hasil pelabelan data, kelas positif dilihat dari ulasan pelanggan yang memiliki kepercayaan belanja di marketplace tokopedia sedangkan kelas negatif dilihat dari ulasan memiliki keluhan di marketplace tokopedia.
2. Data ini dapat diolah melalui tahapan pre-processing dahulu sebelum dimulai proses klasifikasi naïve bayes. Lakukan tahapan pre-processing seperti pembersihan data, *case folding*, *stopword removal*, *stemming* dan *tokenisasi*. Kemudian, lakukan pembobotan kata TF-IDF untuk proses mengevaluasi nilai dan bobot sebuah kata. Setelah itu, lakukan tahap metode klasifikasi dengan menggunakan algoritma *naïve bayes*.
3. Dari informasi sentimen menunjukkan bahwa sentimen pelanggan didominasi oleh sentimen positif dibandingkan sentimen negatif. Karena pelanggan puas banyaknya ulasan kata-kata seperti barang jual beli, promosi, senang dan puas belanja di marketplace tokopedia.
4. Dan hasil performa menggunakan algoritma *naïve bayes* dalam klasifikasi adalah mendapatkan hasil performa stabil dengan nilai akurasi sebesar 79,02%, nilai *precision* mendapatkan sebesar 80,30%, nilai *recall* mendapatkan sebesar 77,94% dan nilai *specificity* mendapatkan sebesar 80,15%

Referensi

- [1] M. L. McHugh, "Lessons in biostatistics interrater reliability : the kappa statistic," *Biochem. Medica*, vol. 22, no. 3, pp. 276–282, 2012, [Online]. Available: <https://hrcak.srce.hr/89395>.
- [2] A. Filcha and M. Hayaty, "Implementasi Algoritma Rabin-Karp untuk Pendeteksi Plagiarisme pada Dokumen Tugas Mahasiswa," *JUITA J. Inform.*, vol. 7, no. 1, p. 25, 2019, doi: 10.30595/juita.v7i1.4063.
- [3] E. H. Muktafin, K. Kusriani, and E. T. Luthfi, "Analisis Sentimen pada Ulasan Pembelian Produk di Marketplace Shopee Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing," *J. Eksplora Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 32–42, 2020, doi: 10.30864/eksplora.v10i1.390.
- [4] N. L. Ratniasih, M. Sudarma, and N. Gunantara, "Penerapan Text Mining Dalam Spam Filtering Untuk Aplikasi Chat," *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, vol. 16, no. 3, p. 13, 2017, doi: 10.24843/mite.2017.v16i03p03.
- [5] J. A. Septian, T. M. Fahrudin, and A. Nugroho, "Journal of Intelligent Systems and Computation 43," pp. 43–49, [Online]. Available: <https://t.co/9WloaWpfD5>.
- [6] A. Saleh, "Implementasi Metode Klasifikasi Naïve Bayes Dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga," *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 2, no. 3, pp. 207–217, 2015.
- [7] A. A. Arifiyanti, R. M. Pradana, and I. F. Novian, "Klasifikasi Produk Retur dengan Algoritma Pohon Keputusan C4.5," *J. IPTEK*, vol. 22, no. 1, p. 79, 2018, doi: 10.31284/j.ipitek.2018.v22i1.243.