

Terbit online pada laman web jurnal: <http://jurnal.iaii.or.id>

JURNAL RESTI

(Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)

Vol. 3 No. 1 (2019) 100 - 111

ISSN Media Elektronik: 2580-0760

Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi OVO Berbasis Android

Steven Roy¹, Sri Dianing Asri²^{1,2}Teknik Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Mercu Buana
¹41515210046@student.mercubuana.ac.id, ²dianing.asri@mercubuana.ac.id

Abstract

Sentiment analysis is a process of classifying textual documents into two categories, positive and negative. The data used in this study is the OVO application review data on the Google Play site. To conduct a sentiment analysis, it is necessary to process datasets that aim to understand users in the application and can improve the quality of the application. In this study, besides conducting sentiment analysis, this study also carried out descriptive analysis and got word visualization so that it could find and resolve problems experienced by users. The classification in this study aims to determine the accuracy with the classification model of two algorithms namely multinomial naïve Bayes and K-Nearest Neighbor using 3 numbers at random_state namely 0, 21, 42. The purpose of random_state is to get a fixed value to run the program repeatedly reset it. The results of this study get the best accuracy with the classification method of 3 random_state namely multinomial naïve Bayes algorithm. The results of multinomial naïve bayes accuracy with random_state 0 get an accuracy of 95.0%, the number random_state 21 gets an accuracy of 93.0%, and the number random_state 42 gets an accuracy of 93.5%.

Keywords: sentiment analysis, multinomial naïve bayes, k-nearest neighbor

Abstrak

Analisis sentimen adalah sebuah proses mengklasifikasi dokumen textual kedalam dua kategori yaitu positif dan negatif. Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data ulasan aplikasi OVO pada situs Google Play. Untuk melakukan analisis sentimen diperlukan pengolahan dataset yang bertujuan untuk memahami pengguna pada aplikasi dan dapat meningkatkan kualitas aplikasi. Pada penelitian ini selain melakukan analisis sentimen, penelitian ini juga melakukan analisis secara deskriptif dan mendapatkan visualisasi kata sehingga dapat menemukan dan menyelesaikan masalah yang dialami oleh pengguna. Pada pengklasifikasian dalam penelitian ini bertujuan untuk mengetahui akurasi dengan model klasifikasi dari dua algoritma yaitu multinomial naïve bayes dan K-Nearest Neighbor dengan menggunakan 3 angka pada random_state yaitu 0, 21, 42. Tujuan dari random_state agar mendapatkan nilai tetap untuk menjalankan program secara berulang-ulang. Hasil dari penelitian ini mendapatkan akurasi terbaik dengan metode klasifikasi dari 3 angka random_state yaitu algoritma multinomial naïve bayes. Hasil akurasi multinomial naïve bayes dengan angka random_state 0 mendapatkan akurasi 95,0%, angka random_state 21 mendapatkan akurasi 93,0%, dan angka random_state 42 mendapatkan akurasi sebesar 93,5%.

Kata kunci: analisis sentimen, multinomial naïve bayes, k-nearest neighbor

© 2019 Jurnal RESTI

1. Pendahuluan

Berkembangnya kemajuan teknologi bersamaan dengan banyaknya aplikasi terutama di aplikasi yang tersedia play store pada sistem operasi android (Google Play di website). Penduduk Indonesia rata-rata menggunakan 40 aplikasi per bulan. Aplikasi kencan dan produktivitas memiliki rata-rata penggunaan tertinggi per hari, yakni empat menit. Sementara aplikasi keuangan dan produktivitas digunakan kurang dari satu menit per sesi [1]. Hal ini ditandai dengan banyaknya aplikasi-aplikasi yang berguna untuk kebutuhan sehari-

hari termasuk aplikasi *e-wallet*. *E-wallet* atau dompet elektronik yang menawarkan sistem *cashless*, hal ini berguna bagi masyarakat untuk tidak perlu membawa banyak uang tunai dan kemudahan dalam melakukan transfer ke *merchant* dan transfer antar bank, dan lain-lain. Salah satu aplikasi *e-wallet* Indonesia terbaik dan banyak digunakan yaitu OVO. Hal itu didasari dari play store bahwa aplikasi OVO mendapatkan rata-rata nilai rating dari seluruh penggunaannya yaitu 4,4 dan kompetitor OVO yaitu LinkAja mendapatkan rata-rata rating 4,1 dari seluruh penggunaannya dan untuk GOPAY

Diterima Redaksi : xx-xx-20xx | Selesai Revisi : xx-xx-20xx | Diterbitkan Online : xx-xx-20xx

tidak dapat dilihat ratingnya dari play store karena fitur GOPAY ada di aplikasi GOJEK.

Analisis sentimen merupakan bagian dari *opinion mining* [2]. Analisis sentimen adalah suatu proses memahami dan mendapatkan informasi sentimen yang terdapat dalam suatu teks atau kalimat. Untuk dunia bisnis, analisis sentimen dapat digunakan untuk melihat pendapat seseorang terhadap sebuah masalah dan juga dapat digunakan untuk mengidentifikasi kecenderungan seseorang pada hal di pasar [3]. Dalam identifikasi kecenderungan atau opini seseorang terdapat 3 label opini yaitu positif, negatif, dan *neutral*. Analisis sentimen dalam penelitian

Ulasan atau *review* merupakan sebuah penilaian di play store dari pengguna aplikasi tersebut. Ulasan dapat digunakan untuk menganalisis masalah-masalah yang dialami pengguna dalam menggunakan aplikasi sehingga pihak penyedia aplikasi dapat memperbaiki hal tersebut dan meningkatkan kualitas aplikasi. Dan tujuan ulasan juga untuk mencari pengguna baru untuk menggunakan aplikasi tersebut dan juga menghindari kasus penipuan aplikasi palsu [4].

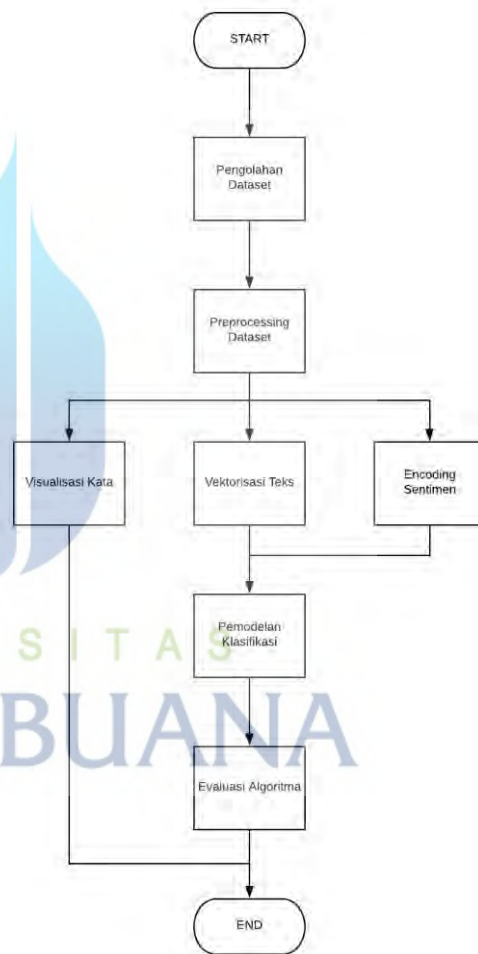
Metode dalam penelitian ini yang digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan aplikasi OVO android dengan menggunakan algoritma naïve bayes. Naïve bayes mampu melakukan klasifikasi dengan akurasi yang tinggi dibandingkan dengan algoritma klasifikasi lainnya [5][6]. Pada penelitian yang dilakukan oleh gumilang pada tahun 2018, dalam mengklasifikasi ulasan aplikasi Shopee android menggunakan algoritma klasifikasi naïve bayes mendapatkan akurasi 97,4% [7]. Hal ini menunjukkan bahwa naïve bayes merupakan algoritma klasifikasi dengan akurasi yang baik. Sebagai pembandingan, peneliti menggunakan algoritma klasifikasi *K-Nearest Neighbor* (KNN), dalam berbagai penelitian, KNN cukup banyak digunakan dalam penelitian untuk klasifikasi. M. Rivki, dkk merupakan termasuk penelitian klasifikasi yang menggunakan algoritma KNN. Penelitian yang dilakukan yaitu mengklasifikasikan follower twitter untuk memudahkan cara promosi, dan hasil akurasi yang didapatkan sebesar 68% [8]. beberapa penelitian yang berhubungan dengan klasifikasi algoritma multinomial naïve bayes atau naïve bayes.

2. Metode Penelitian

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *case study research* dan *experimental research*. Dasar yang menjadikan penelitian ini *case study research* adalah penelitian *opinion mining* yang difokuskan pada ulasan pengguna aplikasi OVO pada situs Google Play. Sedangkan dasar yang menjadikan penelitian ini *experimental research* adalah adanya pembagian objek pada dua algoritma klasifikasi yaitu Multinomial Naïve Bayes dan KNN. Model yang dihasilkan dari kedua algoritma diukur secara kuantitatif setelah itu membandingkan performansinya. Pada akhir percobaan

tiap metode dievaluasi dari akurasi yang dihasilkan kedua algoritma. Penelitian ini akan menggunakan 3 *random_state* pada pemisahan/pembagian data latih dan data uji. Kegunaan dari *random_state* adalah ketika menjalankan program untuk beberapa kali agar mendapatkan hasil yang sama seperti di awal pertama menjalankan program sedangkan jika tidak menggunakan *random_state* mendapatkan hasil yang berbeda dari pengulangan program yang dijalankan. Untuk penelitian akan menggunakan 3 *random_state* yang umum digunakan dalam pembagian data latih dan data uji yaitu 0, 21, 42.

Berikut tahapan-tahapan penelitian digambarkan dalam bentuk kerangka kerja pada gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian [7]

2.1. Pengolahan Dataset

Bagian-bagian pengolahan dataset pada penelitian ini:

a. Pengumpulan Data

Pada tahapan ini merupakan pengumpulan data ulasan aplikasi OVO melalui situs Google Play. Pengumpulan data ulasan selama 17 hari yang dimulai dari tanggal 9 april 2019 hingga 26 april

2019. Dan Proses pengumpulan data mengambil 3 variabel pada ulasan yang terdiri dari tanggal, rating, teks ulasan. Data ulasan yang terkumpul sebanyak 1030 data.

b. Normalisasi

Pada penelitian ini data yang terkumpul masih banyak ditemukan kata-kata yang tidak baku, kata-kata bahasa asing, dan teks ulasan yang tidak dapat dimengerti [7]. Maka fungsi normalisasi pada penelitian berfungsi untuk mengubah kata-kata tidak baku menjadi kata yang mempunyai arti bukan kata-kata dalam bentuk singkatan, mengubah bahasa asing ke bahasa Indonesia, dan menghilangkan isi dari teks yang tidak ada berkaitan dengan penggunaan aplikasi OVO.

c. Sentimen Manual

Tahapan ini merupakan penentuan sentimen pada setiap teks ulasan dengan memberikan label pada teks yang terdiri dari positif, *neutral*, negatif. Pemberian sentimen dilakukan secara opini dari peneliti atau subjektif. Penentuan sentimen secara manual terutama digunakan untuk menangani kata-kata negasi dalam suatu kali [9]. Contoh kata negasi yaitu tidak, enggak, bukan. Pada tabel 1 menampilkan sentimen pada teks yang terdapat kata negasi.

Tabel 1. Penentuan Sentimen pada Kata Negasi

Teks	Sentimen
Aplikasi ini tidak jelek	Positif
Aplikasi ini tidak bagus	Negatif

d. Analisis Deskriptif

Metode ini bertujuan untuk menggambarkan analisis informasi dari dataset yang akan disajikan dalam bentuk grafik pada setiap variabel data yang akan dianalisis.

2.2. Preprocessing Dataset

Tahapan preprocessing merupakan salah satu implementasi dari tahapan dalam melakukan *data mining*. Preprocessing dilakukan sebelum tahap pembagian data latih dan data uji pada klasifikasi. Preprocessing bertujuan untuk membuat kata-kata menjadi lebih terstruktur dengan menghilangkan kata-kata dasar yang mempunyai imbuhan dan juga bertujuan untuk mengurangi dimensi kata agar dimensi vektor menjadi lebih kecil yang berguna untuk mempercepat proses klasifikasi. Bagian-bagian dari preprocessing:

a. Pembersihan data

Menghilangkan *string* tanda baca & angka-angka

b. Case Folding

Mengubah seluruh isi teks menjadi huruf kecil. Tujuan dari *case folding* agar tidak memiliki makna berbeda karena jika ada suatu kata memiliki huruf besar dan huruf kecil maka mempunyai makna berbeda walaupun kata itu sama [10].

c. Tokenisasi

Bagian ini untuk memisahkan suatu teks menjadi sebuah token-token tertentu [10]. Yang menjadi acuan pemisah ke token-token yaitu *whitespace* atau spasi dalam suatu teks. Tahapan ini merupakan salah satu bagian penting untuk ke tahap selanjutnya yaitu *stopwords* dan *stemming*.

d. Stopwords

Tahapan ini merupakan menghilangkan kata-kata umum yang paling banyak digunakan dan umumnya kata-kata tidak begitu penting. Dan tujuan dari *stopwords* untuk mengurangi dimensi kata [10]. Contoh sebagian kata-kata yang ada di *stopwords* antara lain; aku, saya, tidak, bukan, itu, ini, dan. Kamus *stopwords* Indonesia menggunakan *tools* NLTK pada bahasa pemrograman python.

e. Stemming

Tahapan ini dilakukan setelah tahapan sebelumnya yaitu *stopwords*. *Stemming* merupakan tahapan pemotongan kata-kata imbuhan untuk menjadi kata-kata dasar. Tujuan dari tahapan ini untuk memperkecil jumlah indeks yang berbeda dari setiap teks dan mengelompokkan kata-kata berdasarkan kata-kata dasar yang dimiliki walaupun bentuk kata dalam suatu teks memiliki beda makna [10]. *Tools* yang digunakan peneliti dalam melakukan *stemming* menggunakan SASTRAWI.

2.3. Visualisasi Kata

Tahapan ini untuk menampilkan kata-kata yang sering muncul dalam bentuk representasi visual (gambar). Tahapan ini diimplementasikan sesudah mengimplementasikan tahapan dari preprocessing dataset. Untuk merepresentasikan kata-kata dalam bentuk visual menggunakan *tools* WordCloud. Pada tahapan representasi visual, kata yang mempunyai gambar paling besar di antara kata-kata dalam bentuk gambar merupakan kata yang sering muncul. Untuk program visualisasi kata akan diterapkan pada beberapa bagian dari *source code* ini:

Program Visualisasi Kata

```
import numpy as np
from wordcloud import WordCloud
import matplotlib.pyplot as plt
from PIL import Image

text = " ".join(corpus)
our_mask = np.array(Image.open('mask-
cloud.png'))
```

```
cloud = WordCloud(background_color = "white",
mask = our_mask, max_words = 100,
collocati ons=False). generate(text)
```

```
plt.figure(1, figsize=(12, 12))
plt.imshow(cloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```

2.4. Vektorisasi

Untuk melakukan ke tahap klasifikasi perlu mengubah teks menjadi sebuah angka. Maka dari itu, vektorisasi merupakan salah satu tahapan yang esensial sebelum melakukan klasifikasi. Vektorisasi adalah mengubah suatu teks menjadi matiks atau angka-angka [11]. Pada penelitian ini untuk memvektorisasi teks dengan menggunakan *CountVectorizer*. Program vektorisasi teks ulasan akan diterapkan dari beberapa bagian dari *source code* ini:

Program Vektorisasi Teks Ulasan

```
from sklearn.feature_extraction.text import
CountVectorizer
cv = CountVectorizer()
X = cv.fit_transform(corpus).toarray()
```

2.5. Encoding

Mengubah label sentimen yang dalam bentuk huruf menjadi sebuah angka [11]. Program *encoding* pada kolom sentimen akan diterapkan dari beberapa bagian dari *source code* ini:

Program Encoding Sentimen

```
label = dataset.iloc[:, 1]
le = preprocessing.LabelEncoder()
y = le.fit_transform(label)
```

2.6. Pemodelan Klasifikasi

Tahapan-tahapan dalam penelitian ini yang terdiri dari pemodelan klasifikasi sebagai berikut:

a. Pembagian Data Latih dan Data Uji

Data latih digunakan untuk membuat atau membangun model klasifikasi. Dan data uji digunakan untuk menguji prediksi sebuah model klasifikasi yang telah dibuat. Data yang digunakan untuk data latih dan data uji adalah data yang telah memiliki label kelas, dengan jumlah data latih dan data uji memiliki perbandingan 80%:20%. Berdasarkan Pareto Principle, Rasio yang umum digunakan adalah 80%:20% untuk data latih dan data uji [12].

b. Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes

Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes atau Naïve Bayes merupakan sebuah metoda klasifikasi yang merupakan turunan dari teorema Bayes. Teorema Bayes merupakan teori perhitungan probabilitas bersyarat (posterior) yaitu perhitungan peluang suatu kejadian X bila diketahui adanya kejadian H atau

$P(X|H)$. Teorema bayes diformulasikan dengan rumus 1 [13].

$$P(X|H) = \frac{P(X \cap H)}{P(H)} \quad (1)$$

Pada rumus diatas menunjukkan bahwa probabilitas X di dalam H adalah probabilitas interseksi X dan H dari probabilitas H, atau dengan bahasa lain $P(X|H)$ adalah prosentase banyaknya X di dalam H [13].

c. Klasifikasi *K-Nearest Neighbor*

Algoritma KNN merupakan algoritma yang digunakan untuk klasifikasi data berdasarkan atribut dan sampel-sampel dari data training. Algoritma KNN menggunakan neighborhood classification sebagai nilai prediksi dari instance yang baru [13].

Jauh dekatnya K-tetangga (*K neighbors*) biasanya dihitung berdasarkan jarak euclidean (d) atau formula untuk mencari jarak antara 2 titik dalam ruang dua dimensi sebagai berikut yang ada pada rumus 2 [13].

$$d = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (2)$$

Pada penelitian ini untuk algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) menggunakan 2 tertangga terdekat ($k = 2$).

2.7. Evaluasi Algoritma

Tahapan ini merupakan evaluasi atau penilaian. Pada tahap evaluasi bertujuan untuk mengetahui nilai akurasi, precision, dan recall dari kedua algoritma klasifikasi dalam penelitian ini yaitu algoritma multinomial naive bayes dan algoritma *K-Nearest Neighbor*. Suatu metode yang dapat digunakan untuk menghitung akurasi, precision, dan recall dengan menggunakan *confusion matrix* seperti pada tabel 3.

Tabel 2. Penentuan Sentimen pada Kata Negasi

Fakta	Prediksi Negatif	Prediksi Positif
Negatif (N)	(NN)	(NP)
Positif (P)	(PN)	(PP)

Pada penelitian ini negatif sebagai angka 0 dan positif sebagai angka 1. Berikut penjabaran dari isi *confusion matrix* pada tabel 2.

a. NN merupakan *true negative*

b. NP merupakan *false positive*

c. PN merupakan *false negative*

d. PP merupakan *true positive*

Rumus 3 berisi sebuah rumus menghitung akurasi dari *confusion matrix*.

$$akurasi = \frac{PP+NN}{PP+NN+PN+NP} \times 100\% \quad (3)$$

Hasil precision akan dijabarkan pada rumus 4.

$$precision = \frac{PP}{PP+NP} \times 100\% \quad (4)$$

Rumus 5 akan menjelaskan hasil dari recall.

$$recall = \frac{PP}{PP+PN} \times 100\% \quad (5)$$

3. Hasil dan Pembahasan

Pada bab ini akan menjabarkan hasil implementasi dari penelitian ini.

3.1. Pengumpulan Data

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U
1	time	rating	teks																		
2	26/04/2019	5	banyak cashback nya																		
3	26/04/2019	1	saya transfer dana 2000000 ke ovo tanggal 23 april 2019 sampai sekarang tidak ada kejelasan di email dan telepon ke customer service hasilnya enggak jelas. di email. infoin dana akan di isi saldo o																		
4	26/04/2019	5	selalu senang menggunakan aplikasi ini. untuk cashback ke ovo point.																		
5	26/04/2019	5	aplikasi sangat membantu																		
6	26/04/2019	1	aneh, sudah update di play store namun kok masih tidak bisa masuk, katanya aplikasi belum update																		
7	26/04/2019	5	oke																		
8	26/04/2019	5	friendly user																		
9	26/04/2019	5	bagus																		
10	26/04/2019	5	uang elektronik terbaik. Nilai tambahnya: terintegrasi dengan Tokopedia dan Grab																		
11	26/04/2019	1	error enggak bisa login asu tai																		
12	26/04/2019	5	kalau bisa di semua kasir bisa #PAKai OVO , aplikasi terbaik yang pernah ada kalau bisa di semua sistem parkir bisa #PAKai OVO , aplikasi terbaik yang pernah ada sayang banget kampanye 60% tid																		
13	26/04/2019	5	aplikasi bagus																		
14	26/04/2019	4	bukti transaksi/transfer mohon dapat didetailkan agar dapat digunakan sebagai bukti transaksi. terima kasih.																		
15	26/04/2019	3	ini kenapa enggak bisa tranfer antar bank ya? katanya bisa transfer? ini ovo udah premier																		
16	26/04/2019	5	enggak pernah masalah pakai aplikasi ini																		
17	26/04/2019	5	aplikasi bagus																		
18	26/04/2019	5	aplikasi yang sangat saya butuhkan, apalagi saya sering bertransaksi																		
19	26/04/2019	1	Aplikasi tidak dapat digunakan untuk pembayaran sama sekali memberikan kode tanggapan kesalahan 26. mohon perbaikan! Layanan pelanggan adalah yang terburuk, tidak ada solusi selama 5 bul																		
20	26/04/2019	5	membantu																		
21	26/04/2019	1	"Hai, mohon maaf atas review buruknya. tapi saya menisci ovo pakai atm. saldo di atm sudah terpotong 100.000 tapi hinggaa saat ini saldo ovo belum bertambah dan customer service selalu menesc																		

Gambar 2. Input Data Ulasan di Excel

3.2. Normalisasi

Untuk normalisasi kalimat bersifat subjektif atau opini dari penulis. Berikut ini bagian-bagian dari normalisasi data.

3.2.1 Spelling

Tabel 3 merupakan contoh dari sebagian data ulasan yang terdapat kata-katanya tidak baku (kata yang mengandung singkatan) diubah menjadi standar (kata yang bukan singkatan atau mempunyai arti).

Tabel 3. Contoh Spelling

Kata Tidak Baku	Kata Standar
mntap kalo bisa chasbak gk dibatas	mantap kalau bisa cashback enggak dibatasin
ovo makin gk jelas.ribet kalau ada permasalahan	ovo semakin enggak jelas dan ribet, kalau ada permasalahan

3.2.2 Translate

Bagian ini dari normalisasi dataset yang menerjemahkan bahasa asing pada data ulasan ke dalam bentuk bahasa Indonesia. Hasil penerjemahan ini berdasarkan sifat subjektif atau manual yang dilakukan oleh penulis. Tabel 4 merupakan contoh dari data ulasan yang terdapat kata atau kalimat bahasa asing.

Tabel 4. Contoh Translate

Bahasa Asing	Terjemahan
good app	aplikasi bagus
Bad after update!!! fix bug it NOW!	buruk sesudah update. Perbaiki itu sekarang

Pada tahapan ini peneliti mengumpulkan data ulasan secara manual aplikasi OVO di situs Google Play dengan mengumpulkan sebanyak 1030 data yang dikumpulkan dari tanggal 9 april 2019 hingga 26 april 2019. Pengumpulan data ini mengambil 3 variabel untuk tahapan selanjutnya penelitian ini yaitu tanggal, rating, ulasan. Pada gambar 2 merupakan sebagian isi dari data ulasan aplikasi ovo.

3.3.Sentimen Manual

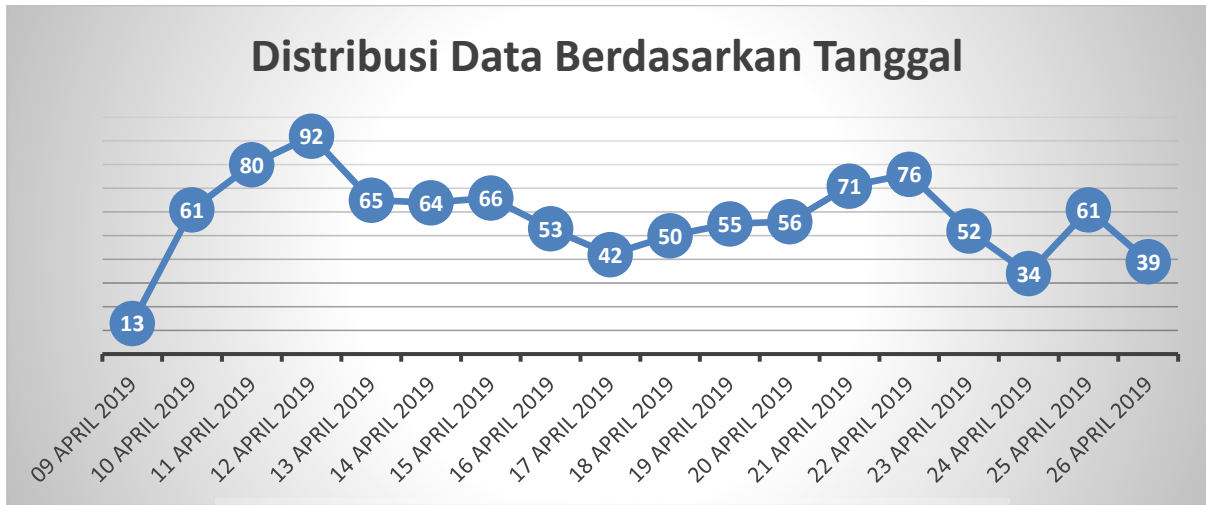
Terdapat 1030 data ulasan aplikasi OVO pada situs Google Play. Pada tahap ini penentuan sentimen secara manual pada setiap data ulasan dengan memberikan 3 label yaitu positif (pos), negatif (neg), dan *neutral*. Pemberian label ini bersifat subjektif karena berdasarkan hasil opini dari peneliti. Dalam pemberian label melalui opini dari peneliti ini dengan memperhatikan kalimat dan unsur-unsur kata dalam kalimat. Contoh daftar kata-kata negatif dan positif dalam bahasa Indonesia yaitu jelek, bau, bagus, pintar, dan lain-lain [14][15]. Dan salah satu tujuan dalam klasifikasi sentiment secara manual yaitu agar bisa menangani suatu data yang mengandung suatu kata negasi. Tabel 5 merupakan contoh dari beberapa dataset yang diberi sentimen secara manual.

Tabel 5. Contoh Input Sentimen Manual

Ulasan	Sentimen
aplikasi sangat membantu	positif
kesalahan server enggak bisa diperbaiki	negatif
CustomerService sangat buruk dan tidak bertanggung jawab	negatif

3.4. Analisis Deskriptif

3.4.1 Analisis Deskriptif Berdasarkan Tanggal



Gambar 3. Grafik Jumlah Ulasan Pengguna Aplikasi OVO

Bagian ini merupakan analisis ulasan aplikasi OVO android berdasarkan tanggal yang ada di dataset. Bagian ini akan digambarkan pada gambar 3.

Berdasarkan gambar 3, jumlah data ulasan pengguna aplikasi OVO mengalami naik turun, dan pada tanggal 12 april 2019 sebanyak 92 data mempunyai paling banyak data diantara tanggal yang lain dan pada tanggal 9 april 2019 sebanyak 13 data merupakan data yang paling sedikit diantara data yang lain. Berikut adalah distribusi data dalam bentuk tabel 6.

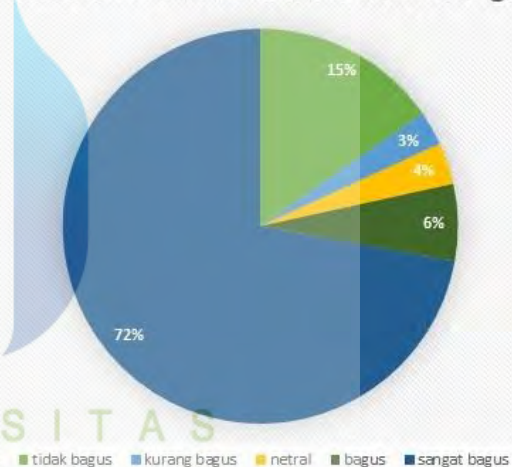
Tabel 6. Jumlah Ulasan Pengguna Aplikasi OVO

Tanggal	Jumlah
09 April 2019	13
10 April 2019	61
11 April 2019	80
12 April 2019	92
13 April 2019	65
14 April 2019	64
15 April 2019	66
16 April 2019	53
17 April 2019	42
18 April 2019	50
19 April 2019	55
20 April 2019	56
21 April 2019	71
22 April 2019	76
23 April 2019	52
24 April 2019	34
25 April 2019	61
26 April 2019	39

3.4.2 Analisis Deskriptif Berdasarkan Rating

Bagian ini merupakan analisis deskriptif ulasan aplikasi OVO di android berdasarkan rating pada ulasan tersebut.

Distribusi Data Berdasarkan Rating



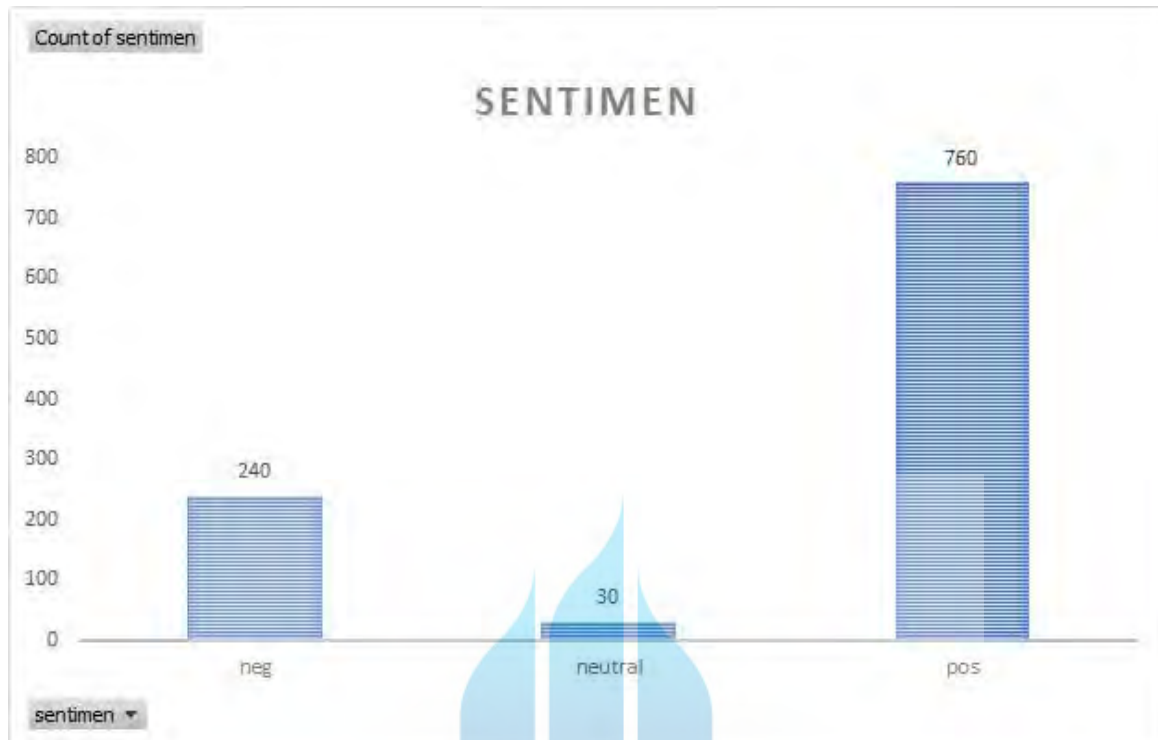
Gambar 4. Grafik Jumlah Ulasan Berdasarkan Rating

Berdasarkan gambar 4 jumlah ulasan berdasarkan rating terdapat 5 nilai kategori yaitu 1-5 dimana nilai 1 dikategorikan “tidak bagus”, nilai 2 dikategorikan “kurang bagus”, nilai 3 dikategorikan “netral”, nilai 4 dikategorikan “bagus” dan terakhir nilai 5 dikategorikan “sangat bagus”. Dari grafik *pie chart* tersebut dapat dilihat bahwa dengan total 1030 ulasan untuk aplikasi OVO paling banyak memilih nilai 5 dengan persentase 72% atau sebanyak 743 ulasan, selanjutnya kedua terbanyak memilih nilai 1 dengan persentase 15% atau sebanyak 158 ulasan, selanjutnya ketiga terbanyak memilih nilai 4 dengan persentase 6% atau sebanyak 65 ulasan, keempat terbanyak memilih nilai 3 dengan persentase 4% atau sebanyak 35 ulasan, dan untuk terakhir yang paling sedikit memilih nilai 2

dengan persentase 3% atau sebanyak 29 ulasan.

3.4.3 Analisis Deskriptif Berdasarkan Sentimen

Bagian ini merupakan analisis deskriptif ulasan berdasarkan sentimen yang telah ditentukan sentimen setiap ulasan secara subjektif.



Gambar 5. Grafik Jumlah Ulasan Berdasarkan Sentimen

Pada gambar 5 menunjukkan grafik jumlah ulasan berdasarkan sentiment yang telah diklasifikasikan secara manual. Pada grafik ini terdapat 3 sentimen yaitu; neg (negatif) dengan 240 banyaknya data, neutral dengan jumlah 30 data, dan pos (positif) memiliki 760 data. Sehingga pada grafik ini menampilkan data yang paling banyak pada ulasan aplikasi OVO dengan sentiment positif. Untuk klasifikasi data pada penelitian ini dibagi menjadi sentimen positif, sentimen negatif dan sentimen neutral, akan tetapi data yang digunakan hanya menggunakan data dengan sentimen positif dan sentiment negatif. Sentimen *neutral* tidak digunakan untuk visualisasi kata dan dalam membangun pemodelan karena tidak atau kurang memberikan masukkan, manfaat, atau hal yang perlu diperbaiki dalam aplikasi android OVO.

3.4.4 Pembersihan Data

Tahapan ini merupakan membersihkan data di kolom teks (ulasan) yang berisi *string* tanda baca (!"#\$%&'()*+,-./:;<=>?@[^\]^_`{|}~) dan menghapus angka-angka atau *numeric* yang ada pada kolom teks. Tujuan dari tahapan ini untuk mendapatkan kata-kata dalam suatu teks bukan tanda baca. Tabel 7 merupakan contoh pembersihan data dari beberapa data di kolom teks (ulasan).

Tabel 7. Contoh Pembersihan Data

Data Input	Hasil
mantap dah, enggak paham lagi	mantap dah enggak paham lagi

3.4.5 Case Folding

Tahapan dari pembahasan ini adalah mengubah huruf besar pada data yang ada dalam kolom teks menjadi huruf kecil semua (*lower case*). Tabel 8 merupakan contoh dari beberapa data yang ada di dataset ulasan yang akan diubah menjadi huruf kecil semua.

Tabel 8. Contoh Case Folding

Data Input	Hasil
Aplikasi sudah oke banyak kemudahan Terima kasih ovo	aplikasi sudah oke banyak kemudahan terima kasih ovo

3.4.6 Tokenisasi

Tokenisasi merupakan memecahkan suatu teks menjadi bagian-bagian atau token-token tertentu. Contoh tokenisasi beberapa data dari dataset ulasan tertera pada tabel 9.

3.6. Vektorisasi

Tahapan ini untuk mengubah data ulasan menjadi sebuah angka. Berikut hasil vektorisasi dari beberapa dataset pada penelitian ini akan ada 3 data input: “aplikasi bagus”, “bagus mudah digunakan”, “sederhana sangat mudah aplikasi bagus”.

Lalu mengurutkan kata-kata yang ada pada data input menjadi unik [16]. Hasil dari urutan kata-kata unik pada contoh data input menjadi: “aplikasi”, “bagus”, “digunakan”, “mudah”, “sangat”, “sederhana”.

Melakukan perhitungan pada kata-kata yang terdapat pada contoh data input sehingga dari jumlah kata-kata pada data input akan menjadi vektorisasi. Hasil data input pertama yang di vektorisasikan menjadi: “aplikasi bagus” di vektorkan menjadi “[1, 1, 0, 0, 0, 0]”. Pada data input kedua yang di vektorisasikan akan menjadi: “bagus mudah digunakan” di vektorkan menjadi “[0, 1, 1, 1, 0, 0]”. Dan pada data input ketiga yang di vektorisasikan akan menjadi: “sederhana sangat mudah aplikasi bagus” di vektorkan menjadi “[1, 1, 0, 1, 1, 1]”.

Jadi ini hasil contoh data input yang di vektorisasikan menggunakan model *Bag of Word* yang sesuai dengan pemodelan yang digunakan dalam penelitian ini.

3.7. Encoding

Mengubah label sentimen yang dalam bentuk huruf menjadi sebuah angka. Contoh input data dari dataset pada kolom sentimen yaitu “pos”, “neg”, “pos”, “pos”, “neg”, “pos”, “pos”, “pos”, “neg”. Dan hasil *encoding* dari data input menjadi “[1,0,1,1,0,1,1,1,0]”.

3.8. Pembagian Data Latih dan Data Uji

Tahapan ini memisahkan data latih dan data uji dengan rasio 80%:20% pada jumlah 1000 data yang bersentimen positif dan negatif. Keterangan 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji.

Tabel 12. Pemisahan Data Uji & Data Latih (0)

Jenis Data	Positif	Negatif
Data Latih	601	199
Data Uji	159	41

Tabel 12 pemisahan data latih dan data uji dengan *random_state* 0. Tabel ini berisi jumlah data positif dan negatif pada pemisahan data uji dan data negatif.

Tabel 13. Pemisahan Data Uji & Data Latih (21)

Tabel 13 merupakan pemisahan data latih dan data uji

Jenis Data	Positif	Negatif
Data Latih	606	194
Data Uji	154	46

dengan *random_state* 21. tabel yang berisi jumlah data positif dan negatif pada pemisahan data uji dan data negatif.

Tabel 14. Pemisahan Data Uji & Data Latih (42)

Jenis Data	Positif	Negatif
Data Latih	615	185
Data Uji	145	55

Tabel 14 merupakan pemisahan data latih dan data uji dengan *random_state* 42. tabel yang berisi jumlah data positif dan negatif pada pemisahan data uji dan data negatif.

3.9. Hasil Evaluasi Dari Algoritma Klasifikasi

Bagian ini merupakan hasil evaluasi dari penelitian dari algoritma multinomial naïve bayes atau naïve bayes dan *K-Nearest Neighbor* (KNN). Berikut hasil evaluasi dari kedua algoritma dengan 3 *random_state* yaitu 0, 21, dan 42.

3.9.1 Hasil Evaluasi *Random_State* (0)

Berikut tabel 15 merupakan *confusion matrix* dari proses pengklasifikasian algoritma KNN dengan *random_state* 0.

Tabel 15. *Confusion Matrix* KNN (0)

Fakta	Prediksi Negatif	Prediksi Positif
Negatif (0)	26	15
Positif (1)	5	154

Dari tabel 15 mendapatkan hasil bahwa data yang terprediksi *true positive* sebanyak 154 data, data yang terprediksi *true negative* sebanyak 26 data, data yang terprediksi bahwa *false positive* sebanyak 5 data, dan yang terprediksi data *false negative* sebanyak 15 data.

Tabel 16 merupakan *confusion matrix* dari proses pengklasifikasian algoritma naïve bayes dengan *random_state* (0).

Tabel 16. *Confusion Matrix* Naïve Bayes (0)

Fakta	Prediksi Negatif	Prediksi Positif
Negatif (0)	36	5
Positif (1)	5	154

Dari tabel 16 mendapatkan hasil bahwa data yang terprediksi *true positive* sebanyak 154 data, data yang terprediksi *true negative* sebanyak 36 data, data yang terprediksi bahwa *false positive* sebanyak 5 data, dan yang terprediksi data *false negative* sebanyak 5 data.

Tabel 17. Hasil Performansi Kedua Algoritma (0)

Algoritma	Akurasi	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
KNN	90,00%	91,12%	96,86%
Naïve Bayes	95,00%	96,86%	96,86%

Tabel 17 merupakan hasil performansi kedua algoritma dengan *random_state* 0. Pada tabel 17, algoritma naïve bayes mendapatkan performansi lebih akurat.

3.9.2 Hasil Evaluasi Random_State (21)

Berikut tabel 18 merupakan *confusion matrix* dari proses pengklasifikasian algoritma KNN dengan random_state 21.

Tabel 18. *Confusion Matrix* KNN (21)

Fakta	Prediksi Negatif	Prediksi Positif
Negatif (0)	28	18
Positif (1)	5	149

Dari tabel 18 mendapatkan hasil bahwa data yang terprediksi *true positive* sebanyak 149 data, data yang terprediksi *true negative* sebanyak 28 data, data yang terprediksi bahwa *false positive* sebanyak 5 data, dan yang terprediksi data *false negative* sebanyak 18 data.

Tabel 19 merupakan *confusion matrix* dari proses pengklasifikasian algoritma multinomial naïve bayes dengan random_state 21.

Tabel 19. *Confusion Matrix* Naïve Bayes (21)

Fakta	Prediksi Negatif	Prediksi Positif
Negatif (0)	34	12
Positif (1)	2	152

Dari tabel 19 mendapatkan hasil bahwa data yang terprediksi *true positive* sebanyak 152 data, data yang terprediksi *true negative* sebanyak 34 data, data yang terprediksi bahwa *false positive* sebanyak 2 data, dan yang terprediksi data *false negative* sebanyak 12 data.

Tabel 20. Hasil Performansi Kedua Algoritma (21)

Algoritma	Akurasi	Precision	Recall
KNN	88,50%	89,22%	96,75%
Naïve Bayes	93,00%	92,68%	98,70%

Tabel 20 merupakan hasil performansi kedua algoritma dengan random_state 21. Pada tabel 20, algoritma naïve bayes mendapatkan performansi lebih akurat.

3.9.3 Hasil Evaluasi Random_State (42)

Berikut tabel 21 merupakan *confusion matrix* dari proses pengklasifikasian algoritma KNN dengan random_state 42.

Tabel 21. *Confusion Matrix* KNN (42)

Fakta	Prediksi Negatif	Prediksi Positif
Negatif (0)	30	25
Positif (1)	4	141

Dari tabel 21 mendapatkan hasil bahwa data yang terprediksi *true positive* sebanyak 141 data, data yang terprediksi *true negative* sebanyak 30 data, data yang terprediksi bahwa *false positive* sebanyak 4 data, dan yang terprediksi data *false negative* sebanyak 25 data.

Tabel 22 merupakan *confusion matrix* dari proses pengklasifikasian algoritma multinomial naïve bayes dengan random_state 42.

Tabel 22. *Confusion Matrix* Naïve Bayes (42)

Fakta	Prediksi Negatif	Prediksi Positif
Negatif (0)	44	11
Positif (1)	2	143

Dari tabel 22 mendapatkan hasil bahwa data yang terprediksi *true positive* sebanyak 143 data, data yang terprediksi *true negative* sebanyak 44 data, data yang terprediksi bahwa *false positive* sebanyak 2 data, dan yang terprediksi data *false negative* sebanyak 11 data.

Tabel 23. Hasil Performansi Kedua Algoritma (42)

Algoritma	Akurasi	Precision	Recall
KNN	85,50%	84,94%	97,24%
Naïve Bayes	93,50%	92,68%	98,62%

Tabel 23 merupakan hasil performansi kedua algoritma dengan random_state 42. Pada tabel 23, algoritma naïve bayes mendapatkan performansi lebih akurat.

4. Kesimpulan

Dari hasil penelitian berdasarkan analisis sentimen pada ulasan pengguna aplikasi OVO berbasis android di Google Play didapatkan kesimpulan bahwa klasifikasi pada algoritma naïve bayes dan *K-Nearest Neighbor* pada penelitian ini sebanyak 1000 data (terdiri dari 760 kalimat bersentimen positif dan 240 kata bersentimen negatif) yang telah diklasifikasikan mendapatkan bahwa algoritma multinomial naïve bayes atau naïve bayes merupakan akurasi yang paling akurat dengan menghasilkan 95,00% pada random_state 0, akurasi sebesar 93,00% pada random_state 21, dan akurasi pada random_state 42 sebesar 93,50%, dengan pembagian data latih dan data uji pada random_state 0. Algoritma klasifikasi naïve bayes mendapatkan akurasi yang paling akurat daripada algoritma klasifikasi *K-Nearest Neighbor* kepada 3 random_state. Dan algoritma klasifikasi naïve bayes paling akurat pada *generator number* atau random_state 0.

- [1] O. Somantri, "Text Mining Untuk Klasifikasi Kategori Cerita Pendek Menggunakan Naïve Bayes (NB)," *Jurnal Telematika*, vol. 12, no. 1.
- [2] Z. A. N. Gumilang, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Asosiasi Untuk Analisis Sentimen Data Ulasan Aplikasi E-Commerce Shopee Pada Situs Google Play," thesis, Universitas Islam Indonesia, Yogyakarta, 2018.
- [3] Yuslianson, "Angka Pengguna Aplikasi di Indonesia Tertinggi di Dunia," *liputan6.com*, 15-May-2017. [Online]. Available: <https://www.liputan6.com/tekno/read/2950160/angka-pengguna-aplikasi-di-indonesia-tertinggi-di-dunia>. [Accessed: 16-May-2019].
- [4] N. D. Putranti and E. Winarko, "Analisis Sentimen Twitter untuk Teks Berbahasa Indonesia dengan Maximum Entropy dan Support Vector Machine," *IJCCS*, vol. 8, no. 1, pp. 91–100, Jan. 2014.
- [5] Liputan6.com, "Jangan Tertipu Aplikasi Abal-Abal, Begini Cara Membandingkan dengan yang Asli," *liputan6.com*, 14-Nov-2018. [Online]. Available: <https://www.liputan6.com/tekno/read/3690952/jangan-tertipu-aplikasi-abal-abal-begini-cara-membandingkan-dengan-yang-asli>. [Accessed: 18-Jun-2019].

- [6] Suhendra and I. Ranggadara, "Naive Bayes Algorithm with Chi Square and N-Gram," *International Research Journal of Computer Science (IRJCS)*, vol. 4, no. 12, pp. 28–33, Dec. 2017. <https://doi.org/10.26562/IRJCS.2017.DCCS10087>
- [7] M. Rivki and A. M. Bachtiar, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Dalam Pengklasifikasian Follower Twitter Yang Menggunakan Bahasa Indonesia," *Jurnal Sistem Informasi*, vol. 13, no. 1, pp. 31–37, Apr. 2017.
- [8] R. S. Putra, "ANALISIS SENTIMEN TWITTER DENGAN KLASIFIKASI NAÏVE BAYES MENGGUNAKAN SELEKSI FITUR MUTUAL INFORMATION DAN INVERSE DOCUMENT FREQUENCY," thesis, INSTITUT PERTANIAN BOGOR, BOGOR, 2017.
- [9] Informatikalogi, "Text Preprocessing," *INFORMATIKALOGI*, 11-Jul-2017. [Online]. Available: <https://informatikalogi.com/text-preprocessing/>. [Accessed: 16-May-2019].
- [10] A. Navlani, "Naive Bayes Classification using Scikit-learn," *DataCamp Community*, 04-Dec-2018. [Online]. Available: <https://www.datacamp.com/community/tutorials/naive-bayes-scikit-learn>. [Accessed: 16-May-2019].
- [11] Gulipalli, P. (2019). *The Pareto Principle for Data Scientists*. [online] Kdnuggets.com. Available at: <https://www.kdnuggets.com/2019/03/pareto-principle-data-scientists.html> [Accessed 16 May 2019].
- [12] T. Wahyono, *FUNDAMENTAL OF PYTHON FOR MACHINE LEARNING*. Yogyakarta: GAVA MEDIA, 2018.
- [13] D. H. Wahid and A. Sn, "Peringkasan Sentimen Esktraktif di Twitter Menggunakan Hybrid TF-IDF dan Cosine Similarity," *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, vol. 10, no. 2, pp. 207-218, 2016.
- [14] B. Liu, M. Hu, and J. Cheng, "Opinion observer," *Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web - WWW 05*, 2005.
- [15] T. Mardiana and R. D. Nyoto, "Kluster Bag-of-Word Menggunakan Weka," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, vol. 1, no. 1, pp. 1–5, Jun. 2015.

