

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/366406751>

Pelabelan Otomatis Lexicon Vader dan Klasifikasi Naive Bayes dalam menganalisis sentimen data ulasan PLN Mobile: Analisis Sentimen

Article in *Petir* · November 2022

DOI: 10.33322/petir.v15i2.1733

CITATIONS

12

READS

120

4 authors, including:



Yessy Asri

Selamat Datang Di STT

16 PUBLICATIONS 34 CITATIONS

SEE PROFILE

Pelabelan Otomatis Lexicon Vader dan Klasifikasi Naive Bayes dalam menganalisis sentimen data ulasan *PLN Mobile*

Yessy Asri^{1*)}; Widya Nita Suliyanti¹; Dwina Kuswardani¹; Muhamad Fajri¹

1. Jurusan Teknik Informatika, Institut Teknologi PLN, DKI Jakarta 11750, Indonesia

^{*)}Email: yessyasri@itpln.ac.id

Received: 28 Agustus 2022 / Accepted: 28 November 2022 / Published: 28 November 2022

ABSTRACT

PT PLN (Persero) developed the PLN Mobile application to provide electricity services through a mobile application. Reviews on the Google Play Store are rated from 1 to 5, but users frequently give ratings that do not correspond to their reviews, so this does not adequately describe the app's quality. The PLN Mobile application contains so many reviews or review data that reading them all will be difficult and time-consuming. The classification system is used to gauge public sentiment. Sentiment analysis was performed on 1000 review samples collected via the PLN Mobile App between January and June 2022. The steps in this study were carried out by reviewing data collection techniques such as web scraping, machine translation, data labeling, text preprocessing, TF-IDF, text classification, and model evaluation. The results for the Lexicon-based text classification approach, which will employ the Vader Lexicon dictionary-based approach, are 489 positive sentiments, 145 negative sentiments, and 366 neutral. Based on the results of a comparison of positive, neutral, and negative classes against 1000 data samples from Vader Lexicon, the positive class receives a rating of 67%, the neutral class receives a rating of 6%, and the negative class receives a rating of 27%. The Naive Bayes method is also used in the classification process. For the distribution of test and training data, the author employs a split data ratio of 90:10. The confusion matrix evaluation process has a 70% accuracy rate

Keywords: Sentiment Analysis, Review Data, Auto Labeling, Lexicon Vader, and Naive Bayes

ABSTRAK

PT PLN (Persero) mengembangkan aplikasi PLN Mobile untuk menyediakan layanan kelistrikan melalui aplikasi mobile. Ulasan di Google Play Store diberi peringkat dari 1 hingga 5, tetapi pengguna sering memberikan peringkat yang tidak sesuai dengan ulasan mereka, jadi ini tidak cukup menggambarkan kualitas aplikasi. Aplikasi PLN Mobile berisi begitu banyak ulasan atau data ulasan yang membaca semuanya akan sulit dan memakan waktu. Sistem klasifikasi digunakan untuk mengukur sentimen publik. Analisis sentimen dilakukan terhadap 1000 sampel review yang dikumpulkan melalui PLN Mobile App antara Januari hingga Juni 2022. Langkah-langkah dalam penelitian ini dilakukan dengan meninjau teknik pengumpulan data seperti web scraping, machine translation, data labeling, text preprocessing, TF-IDF, klasifikasi teks, dan evaluasi model. Hasil untuk pendekatan klasifikasi teks berbasis Lexicon, yang akan menggunakan pendekatan berbasis kamus Vader Lexicon, adalah 489 sentimen positif, 145 sentimen negatif, dan 366 netral. Berdasarkan hasil perbandingan kelas positif, netral, dan negatif terhadap 1000 sampel data dari Vader Lexicon, kelas positif mendapat rating 67%, kelas netral mendapat rating 6%, dan kelas negatif mendapat rating 27%. Metode Naive Bayes juga digunakan dalam proses klasifikasi. Untuk distribusi data uji dan data latih, penulis menggunakan rasio data split 90:10. Proses evaluasi matriks konfusi memiliki tingkat akurasi 70%.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Data Ulasan, Pelabelan Otomatis, Lexicon Vader, Naive Bayes

1. PENDAHULUAN

Google Play Store adalah layanan penyedia konten digital Google yang menawarkan berbagai toko produk online untuk aplikasi, game, film, musik, dan buku. *Google Play Store* dapat diakses melalui situs web, aplikasi Android, dan Google TV. Terdapat beberapa fitur di *Google Play Store*, salah satunya adalah fitur *rating* dan *review* dari pengguna aplikasi atau layanan yang tersedia. *Review* adalah teks atau kalimat yang berisi evaluasi atau komentar terhadap karya seseorang. Pentingnya ulasan ini sering digunakan sebagai standar untuk aplikasi *PLN Mobile* [1]. Sejumlah perusahaan, termasuk PT Perusahaan Listrik Negara, membuat aplikasi yang memberikan kemudahan informasi kepada pelanggannya. salah satunya yang baru diperkenalkan pada 20 Desember 2020 [2]. *PLN Mobile* telah diunduh lebih dari 10 juta kali dan memiliki rating 4,7 dari 5,0 di situs Google Play per 7 Juni 2022. Di kolom komentar ulasan pengguna *PLN Mobile* di situs *Google Play*, juga tercatat 293.519 ulasan pengguna [3]. Aplikasi *PLN Mobile* merupakan aplikasi digital yang dikembangkan oleh PT PLN (Persero) dengan tujuan untuk memberikan pelayanan kelistrikan melalui aplikasi mobile. Pembayaran tagihan listrik, pembelian token, pencatatan nomor meter mandiri, penambahan daya, pengaduan dan pengaduan, monitoring pembelian token, monitoring pemakaian listrik pasca bayar, notifikasi tagihan, notifikasi pemadaman, informasi progres troubleshooting, dan perawatan jaringan listrik semuanya tersedia melalui aplikasi *PLN Mobile*.

Review di *Google Playstore* memiliki rating 1 sampai 5, namun pengguna sering memberikan rating yang tidak sesuai dengan reviewnya, sehingga tidak cukup untuk menggambarkan kualitas aplikasi. Kalimat dalam ulasan lebih menggambarkan bagaimana reaksi pengguna terhadap aplikasi *PLN Mobile*. Tidak menutup kemungkinan *review* tersebut akan berdampak pada pengunjung atau pengguna yang sekedar mendownload aplikasi tersebut [4]. Studi ini menggunakan analisis sentimen untuk membantu dalam pengelolaan data tinjauan. Analisis sentimen, juga dikenal sebagai penambangan sentimen, adalah studi komputasi pendapat, sentimen, dan emosi orang yang diungkapkan melalui entitas dan atribut dalam bentuk teks. Analisis sentimen akan menentukan apakah opini yang diungkapkan dalam sebuah kalimat atau dokumen bersifat positif, negatif, atau netral dengan mengklasifikasikan polaritas teks [5]. Jumlah *review* pada aplikasi *PLN Mobile* sangat banyak sehingga membaca semuanya akan sulit dan memakan waktu. Pelabelan manual yang biasa digunakan dalam analisis sentimen dinilai tidak efisien dari segi waktu dan tenaga, terutama jika data yang digunakan dalam jumlah besar [6]. Penulis membutuhkan model untuk secara otomatis melabeli data untuk ini. Penulis menggunakan model klasifikasi *Nave Bayes* dalam penelitian ini, seperti pada penelitian *E-Government Sentiment Analysis di Google Play*, yang menggunakan model evaluasi *Nave Bayes* yang dihasilkan oleh *Confusion Matrix*, menghasilkan akurasi sebesar 89% [7].

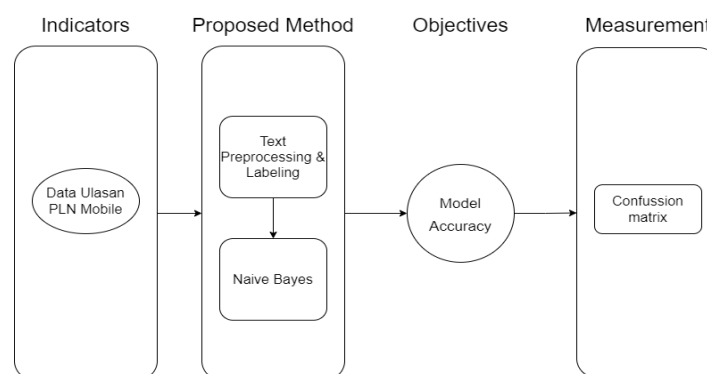
2. METODE/PERANCANGAN PENELITIAN

Penelitian analisis sentimen pada *data review* pertama pengguna aplikasi mobile pada jurnal dengan judul “*User Feedback Metode Text Mining Aplikasi Mobile PLN Baru* [8]. Jurnal mengenai *SVM* [9] merupakan jurnal kedua. jurnal ketiga diterbitkan dalam jurnal berjudul “*Algoritma Naive Bayes, random forest, dan support vector machine (SVM)* digunakan untuk menganalisis sentimen aplikasi Ruangguru [10]. Analisis pada jurnal pertama berfokus pada pengguna media sosial, khususnya *Twitter*, untuk aplikasi baru *PLN Mobile*. Ekstraksi informasi dilakukan dengan menggunakan metode penambangan teks, yang menggunakan pendekatan *word cloud* dan *network explorer*. Jurnal kedua menggunakan metode *Support Vector Machine (SVM)* untuk melakukan analisis sentimen berdasarkan data *review* pengguna aplikasi novel online, khususnya aplikasi *Wattpad* dan *Dream*. Jurnal Ketiga melakukan analisis sentimen berdasarkan *review* aplikasi

Ruangguru menggunakan algoritma *Nave Bayes*, *Random Forest*, dan *SVM*. Jurnal pertama serupa dalam hal aplikasi yang akan dianalisis yaitu aplikasi *PLN Mobile*, namun berbeda dalam hal *dataset* yang digunakan. Penulis jurnal pertama menggunakan data yang diambil dari *Google Play* serta model klasifikasi yang digunakan. *Dataset* yang digunakan pada Jurnal Kedua dan Ketiga hampir sama yaitu data *review* aplikasi dari *Google Playstore* di ambil menggunakan teknik *scraping*. Penelitian penulis berbeda dalam studi kasus dan model klasifikasi yang digunakan.

Penelitian mengenai penggunaan pelabelan data otomatis *VADER* (*Valance Aware Dictionary Sentiment Reasoner*) [11] menunjukkan bahwa leksikal ini lebih sensitif terhadap ekspresi sentimen dalam konteks media sosial, dan *VADER* menggunakan kombinasi leksikal sentimen dalam daftar leksikal seperti kata-kata yang umumnya diberi label menurut semantic orientasi positif, negatif, dan netral. Kajian berikut adalah tentang pelabelan data. Jurnal yang berjudul Analisis sentimen dengan pelabelan otomatis menggunakan *Vader* pada *Islamofobia* dan muncul di jurnal [12-14]. Jurnal kedua, berjudul "Perbandingan Analisis Sentimen versus Pembayaran Digital," diterbitkan. Orange Data Mining untuk *T-Cash* dan *Go-Pay* di Media Sosial [15]. Jurnal ketiga, dengan judul "Analisis Sentimen *Real Time* Data Twitter Politik Menggunakan Pendekatan *Machine Learning*" [16], Jurnal keempat, dengan judul "Teknologi penambangan opini untuk mendukung perencanaan strategis [17], Keempat jurnal memiliki kesamaan, yaitu menggunakan *VADER* untuk melabeli data secara otomatis. Perbedaan dengan penelitian penulis adalah studi kasus dan model klasifikasi yang digunakan.

Penelitian terkait model klasifikasi [18] dengan judul Analisis Sentimen *Twitter* Terhadap Pelayanan Pemerintah Kota Makassar, Algoritma *Nave Bayes* yang digunakan untuk klasifikasi memiliki akurasi tertinggi sebesar 91,6% pada uji 10 *K-Fold*. Jurnal kedua, dengan judul Analisis Sentimen Komentar di *YouTube* Tentang Ceramah Ustadz Abdul Somad Menggunakan Algoritma *Nave Bayes* [19], berdasarkan hasil penelitian, diperoleh nilai akurasi 87% pada uji *confusion matrix*. Jurnal ketiga, dengan judul Analisis Sentimen *Cryptocurrency* Berbasis *Python TextBlob* menggunakan Algoritma *Nave Bayes* [20], Berdasarkan hasil penelitian, nilai akurasinya adalah 86,80% pada pengujian *confusion matrix*. Ketiga jurnal tersebut memiliki kesamaan pada model klasifikasi yang digunakan yaitu menggunakan metode *Nave Bayes*. Perbedaan antara penelitian penulis dan studi kasus adalah *dataset* yang digunakan.



Gambar 1. Kerangka Pemikiran

Kerangka penelitian digambarkan pada Gambar 1. Data penelitian ini berasal dari *web scraping* pada aplikasi *PLN Mobile*. Untuk mendapatkan nilai akurasi prediksi dari *data crawling* media sosial digunakan metode analisis sentimen dengan algoritma model berbasis leksikal. *Data review* aplikasi *PLN Mobile* sebagai indicator yang akan di observasi. Tujuan dari penelitian ini

adalah untuk menentukan bagaimana sentimen positif dan negatif diklasifikasikan, serta akurasi prediksi *Naive Bayes*. Akurasi (pengukuran) akan ditentukan dengan menggunakan *confusion matrix* berdasarkan pemodelan yang dihasilkan oleh penelitian ini.

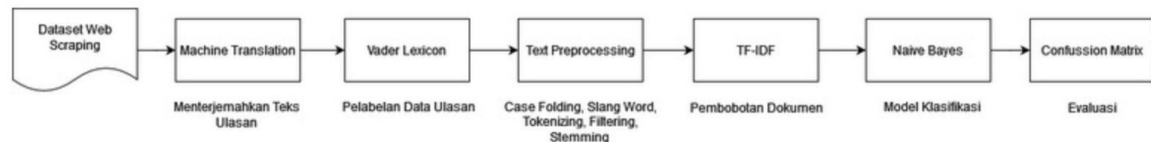
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis sentimen, juga dikenal sebagai penggalian opini, adalah bidang yang luas dari pemrosesan bahasa alami, linguistik komputasi, dan penambangan teks yang bertujuan untuk menganalisis pendapat, sentimen, evaluasi, sikap, penilaian, dan emosi seseorang tentang suatu topik, produk, layanan, organisasi, individu, atau kegiatan tertentu [21].

Ekspresi atau sentimen mengacu pada fokus topik tertentu, pernyataan pada satu topik mungkin akan berbeda makna dengan pernyataan yang sama pada subject yang berbeda.. Alhasil, sebelum memulai proses *opinion mining* dalam beberapa penelitian, khususnya *review* produk, pekerjaan didahului dengan menentukan elemen dari suatu produk yang sedang dibicarakan [22].

Tujuan utama dari analisis sentimen adalah untuk mengkategorikan teks dalam kalimat atau dokumen dan kemudian menentukan apakah pendapat yang diungkapkan dalam kalimat atau dokumen itu positif, negatif, atau netral. Analisis sentimen juga dapat digunakan untuk mengekspresikan keadaan emosional seperti kesedihan, kegembiraan, atau kemarahan. Kita dapat menelusuri web untuk opini tentang produk, merek, atau orang untuk melihat apakah mereka dilihat secara positif atau negatif [23].

Langkah-langkah yang digambarkan pada Gambar 2 dilakukan dalam penelitian ini, dimulai dengan tinjauan teknik pengumpulan data seperti *web scraping*, *machine translation*, pelabelan data, *preprocessing* teks, TF-IDF, klasifikasi teks, dan evaluasi model.



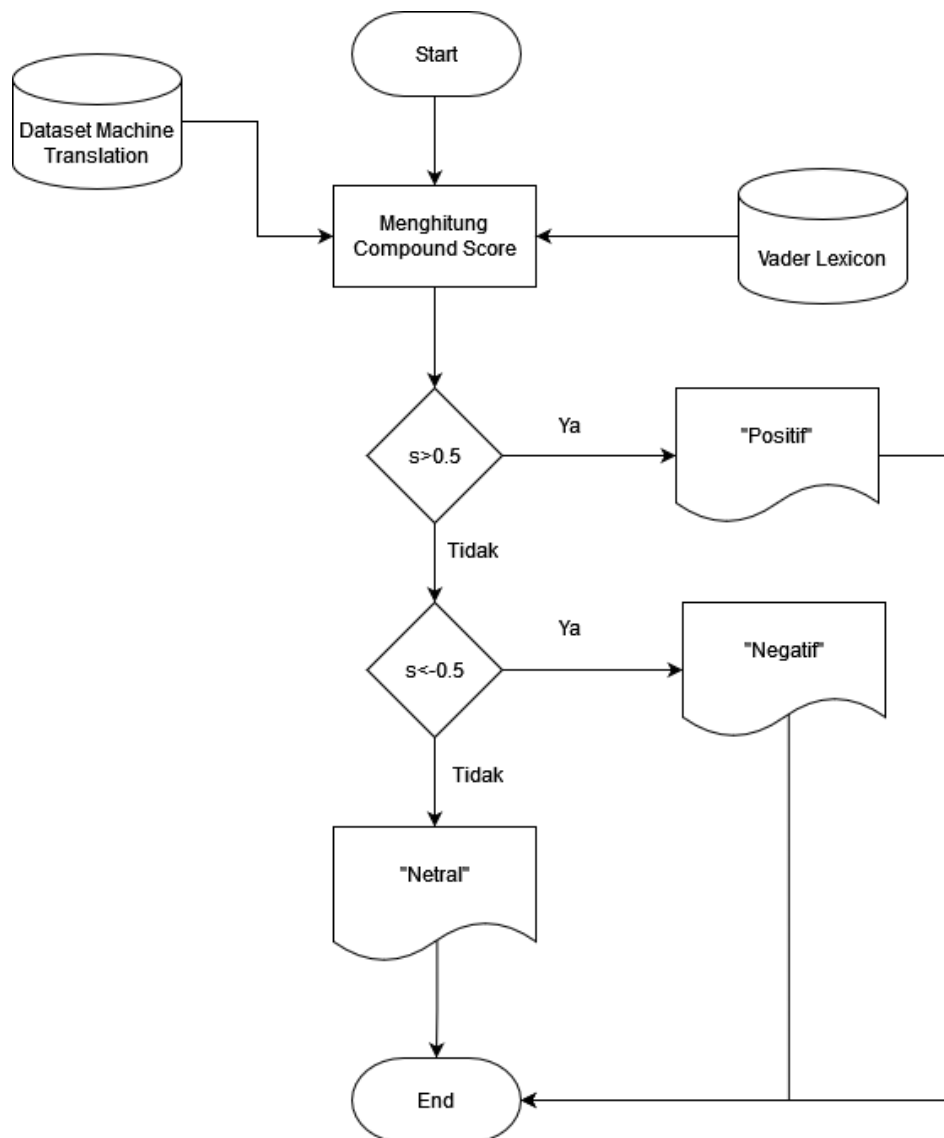
Gambar 2. Tahapan Penelitian Sentimen Analisis Data Ulasan *PLN Mobile*

C.J. Hutto dan Eric Gilbert dari *Georgia Institute of Technology* menciptakan *Lexicon VADER* (*Valanced Aware Dictionary Sentiment Reasoner*) pada tahun 2014 untuk secara otomatis melabeli data. *Vader* adalah pendekatan leksikal yang digunakan sebagai model untuk analisis suasana hati, dan intensitas emosi dapat digunakan untuk menilai berbagai data. Sudut pandang *Vader* didasarkan pada pendekatan yang berpusat pada manusia, kebijaksanaan manusia, dan penilaian manusia. Kamus leksikon biasanya digunakan untuk mengevaluasi frasa dan kalimat sebagai sentimen tanpa perlu berkonsultasi dengan sumber lain. Simbol angka seperti "negatif, netral, dan positif" biasanya digunakan dalam klasifikasi sentimen. Salah satu keunikan dari pendekatan leksikal ini adalah tidak memerlukan data latih model menggunakan data berlabel.

Menurut Hutto dan Gilbert, setiap fitur leksikal memiliki skor rata-rata nol dan standar deviasi kurang dari 2.5, dan ada lebih dari 7500 fitur leksikal dengan skor *valensi* tervalidasi yang menunjukkan polaritas sensorik (positif/negatif) dan intensitas perasaan pada skala -4 negatif (4), netral (0) Positif. Misalnya kata 'oke' 0.9, 'untuk' 3.1, 'jelek' -2.5, dan 'sakit'-1.5. Setiap teks akan dicetak oleh *Vader*. Skor positif, negatif, atau netral akan dihasilkan. Setiap titik yang dihasilkan akan ditambahkan bersama-sama untuk membentuk *compound*. *Compound* adalah matriks yang menghitung semua skor yang dinormalisasi dari -1 hingga +1. Skor komposit lebih besar dari 0,05

dianggap positif, skor kurang dari -0,05 dianggap negatif, dan skor komposit antara -0,05 dan 0,05 dianggap netral (Hutto dan Gilbert, 2015).

VADER menghasilkan daftar yang terinspirasi dengan memanfaatkan bank sentimen yang sudah ada sebelumnya (LIWC, ANEW, dan GI). Untuk ini, *VADER* menggabungkan kosakata yang lebih umum dengan ekspresi *microblogging*, termasuk daftar lengkap emoji gaya Barat, seperti ‘:-)’, yang mewakili wajah tersenyum dan sering menunjukkan perasaan positif (Hutto and Gilbert, 2015). Parafrase yang diformalkan Fitur pendeteksian polaritas *VADER* memiliki keunggulan karena sudah memiliki kamus dengan nilai setiap kata. Proses penentuan polaritas kalimat diturunkan dari *compound* setiap kata yang ada [24].



Gambar 3. Proses Pelabelan Data Lexicon Vader

Hasil pengambilan data mentah proses *web scraping* pada gambar 4 menunjukkan tampilan data mentah dari proses *web scraping*. Data yang diperoleh dari *web scraping* kemudian akan dibagi menjadi empat kolom. Kolom yang akan di filter yaitu *userName*, *at*, *score*, dan *content* untuk mempermudah analisis proses ketahap berikutnya.

	reviewId	userName	userImage	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	at	replyContent	repliedAt
0	bc2b0ecf-d87c-4466-84fa-f248a3cfeef	AAA Channel	https://play-lh.googleusercontent.com/a/AATXAJ...	Aplikasinya kurang bagus... 1. Untuk permohonan...	1	21	5.2.24	2022-06-22 13:16:20	None	NaT
1	efe9adb7-a37b-4a7f-acae-e55812e3d31a	DS Acc.	https://play-lh.googleusercontent.com/a/AOh14...	Aplikasi ini di bulan Juni, saya beri rating 1...	1	269	5.2.24	2022-06-05 10:10:14	Selamat siang. Admin memahami kekecewaan Kakak...	2022-06-12 13:20:25
2	1865bca1-729e-4ec3-8226-e9b2c6b62824	Boyman Zai	https://play-lh.googleusercontent.com/a/AATXAJ...	Aplikasi di pilihan pengaduan tidak berjalan d...	1	18	5.2.24	2022-06-21 22:09:54	None	NaT
3	bf405da1-7142-46bb-b181-e9aabd5e2d61	Arman Ajah	https://play-lh.googleusercontent.com/a/AOh14...	Aplikasinya sangat membantu. Tiap kali di inpu...	5	29	5.2.24	2022-06-18 22:43:27	Hai kak Arman, Makasih buat penilaiannya. Semo...	2022-06-19 02:50:38
4	d7d57401-40a7-440f-b22c-78a5a75d5568	gilang family	https://play-lh.googleusercontent.com/a/AOh14...	Terulang kembali, setiap memakai aplikasi pin ...	1	96	5.2.24	2022-06-05 20:58:08	Mohon maaf Kak Gilang atas ketidaksiannya. K...	2022-06-14 16:42:54

Gambar 4. Data mentah hasil Web Scraping

Data hasil *Web Scraping* kemudian akan difilter menjadi empat kolom. Kolom yang akan di filter yaitu *userName*, *at*, *score*, dan *content* untuk mempermudah analisis proses ketahap berikutnya.

	nama_user	rating	waktu	ulasan
0	jalan istiqomah	5	2022-06-23 15:33:45	Sangat membantu, urusan jadi lebih mudah. Namun...
1	Iwang Ridwan	1	2022-06-23 15:00:18	Udah pengajuan menambah speed iconnet dari 10m...
2	Boika Situmorang	1	2022-06-23 14:59:38	Aplikasi membingungkan. Bagaimana pelanggan ak...
3	Rezky Akbar Ramadhan	1	2022-06-23 14:43:33	Kan sy mau pasang iconnet nih terus tdi teknis...
4	Bangsamik Samik	5	2022-06-23 14:17:21	Kenapa pin mobil blum bisa top up saldo, kog ma...
...
995	Muhammad Ramadhansyah	5	2022-01-09 21:30:50	Mengapa fitur data pembayaran yg sdh dilakukan...
996	dimas apriando prabowo	5	2022-01-09 20:51:30	Sesuai motonya "semua makin mudah", Laporan Ga...
997	Haidar asraf91	4	2022-01-05 18:15:50	Say kasih bintang 4 dulu, saya sangat kesulitan...
998	Hari Vickiantoro	2	2022-01-03 14:02:40	Untuk menu penyambungan baru, ketika menentuka...
999	bean wongso	1	2022-01-02 11:04:20	Aplikasinya bagus, semua fitur2 nya juga keren...

1000 rows × 4 columns

Gambar 5. Filter data mentah hasil Scraping

Data hasil dari proses sebelumnya akan di terjemahkan dengan *machine translation* menggunakan *library google_trans_new*, seperti tampak pada Gambar 6.

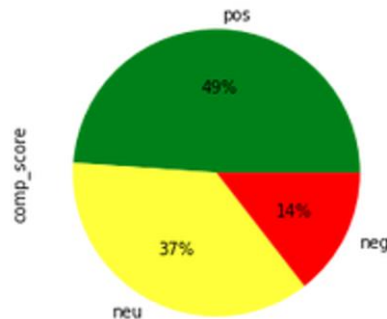
	ulasan	review
0	Sangat membantu, urusan jadi lebih mudah. Namun...	Very helpful, matters become easier. But openi...
1	Udah pengajuan menambah speed iconnet dari 10m...	Already submitting adding an iconnet speed fro...
2	Aplikasi membingungkan. Bagaimana pelanggan ak...	Confusing application. How customers will unde...
3	Kan sy mau pasang iconnet nih terus tdi teknis...	I want to install the iconnet, then I don't ha...
4	Kenapa pin mobil blum bisa top up saldo, kog ma...	Why is PLN Mobile, not yet able to top up the ...
...
995	Mengapa fitur data pembayaran yg sdh dilakukan...	Why is the payment data feature that has been ...
996	Sesuai motonya "semua makin mudah", Laporan Ga...	According to the motto "Everything is Easier", ...
997	Say kasih bintang 4 dulu, saya sangat kesulitan...	Say love 4 stars first, I was very difficult w...
998	Untuk menu penyambungan baru, ketika menentuka...	For the new connection menu, when determining ...
999	Aplikasinya bagus, semua fitur2 nya juga keren...	The application is good, all the features are ...

1000 rows × 2 columns

Gambar 6. Hasil dari Machine Translation

Langkah berikutnya adalah proses pelabelan data dengan *Lexicon Vader*. Nilai *compound Vader* ini adalah hasil gabungan atau hasil dari nilai rata-rata bobot sentimen. Jika *compound* ≥ 0.5 maka data ulasan tersebut adalah sentimen positif. Jika nilai *compound* = 0 maka data ulasan tersebut termasuk sentimen netral. Jika nilai *compound* ≤ -0.5 maka termasuk sentimen negatif. Hasil dari

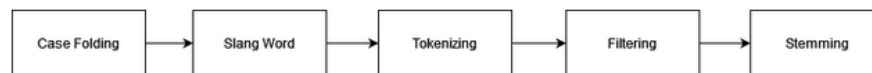
pelabelan data dari 1000 data ulasan adalah untuk sentiment positif sebanyak 489 data ulasan (49%), sentiment negative sebanyak 145 data ulasan (14%) dan netral sebanyak 366 data ulasan (37%), hasil dari pelabelan data dapat dilihat pada gambar 7.



Gambar 7. Diagram Pie Hasil Pelabelan Data Vader Lexicon

Setelah dilakukan pelabelan data, selanjutnya akan dilakukan tahapan *text preprocessing* dengan tahapan seperti tampak pada gambar 8.

Text Preprocessing



Gambar 8. Tahapan Proses Text Preprocessing

Gambar 8. merupakan Proses dari *Text Preprocessing*. Proses *Text preprocessing* ini mencakup beberapa sub proses, diantaranya yaitu *case folding*, *slang word*, *tokenizing*, *filtering*, dan *stemming*. Dalam melakukan preprocessing penulis menggunakan Python dan mengimport *Natural Language Toolkit (NLTK)*. NLTK adalah *library* python untuk bekerja dengan pemodelan teks dan Pada proses *Stemming* menggunakan *library* Sastrawi Bahasa Indonesia.

ulasan
Sangat membantu, urusan jadi lebih mudah. Namun buka aplikasinya terasa berat banget, sering muter muter lama. Thank, salam sukses
casefolding_ulasan
sangat membantu urusan jadi lebih mudah namun buka aplikasinya terasa berat banget sering muter lama thank salam sukses
sw_ulasan
sangat membantu urusan jadi lebih mudah namun buka aplikasi terasa berat sangat sering muter lama terima kasih salam sukses
review
Very helpful, matters become easier. But opening the application feels really heavy, often turning around for a long time. Thank, greetings success
token_ulasan
['sangat', 'membantu', 'urusan', 'jadi', 'lebih', 'mudah', 'namun', 'buka', 'aplikasi', 'terasa', 'berat', 'sangat', 'sering', 'muter', 'lama', 'terima', 'kasih', 'salam', 'sukses']
filtering_ulasan
['membantu', 'urusan', 'mudah', 'buka', 'aplikasi', 'berat', 'muter', 'terima', 'kasih', 'salam', 'sukses']
stemming_ulasan
bantu urus mudah buka aplikasi berat muter terima kasih salam sukses
label
pos

Gambar 9. Hasil Proses Text Processing

Tahapan berikutnya adalah tiap kosakata yang ada pada dokumen akan dilakukan pembobotan kata (perhitungan token pada setiap dokumen) dengan menggunakan *TF-IDF*. Pada Gambar 10 menunjukkan hasil perhitungan *term frequency* dan hasil perhitungan TF-IDF pada index ke 0.

```
TfidfTransformer()
(0, 2076) 0.33613838586453015
(0, 1942) 0.17207971443944933
(0, 1847) 0.29619293783564754
(0, 1662) 0.42679113877252994
(0, 1220) 0.47515296668505325
(0, 1209) 0.1591578194017609
(0, 791) 0.1630278336298624
(0, 261) 0.31931217893776065
(0, 198) 0.41603583476280726
(0, 148) 0.15966158598954022
(0, 101) 0.09644216732592932
```

Gambar 10. Hasil Peritoneal TF-IDF pada Index ke 0

Setelah melakukan perhitungan TF-IDF, langkah selanjutnya adalah melakukan model klasifikasi. Model klasifikasi yang dipakai pada tahap ini adalah *Naïve Bayes*. Pada tahap ini akan dilakukan proses klasifikasi dengan menggunakan metode naïve bayes, untuk pembagian data uji dan data latih penulis memakai perbandingan 90:10 untuk *split* data, seperti terlihat pada gambar 11.

Naive Bayes Classifier

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)}$$

```
In [32]: #Split data 90:10
from sklearn.model_selection import train_test_split
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(X, my_df.label, test_size=0.1, random_state=1)
print(x_train.shape)
print(x_test.shape)
print(y_train.shape)
print(y_test.shape)

(900, 2136)
(100, 2136)
(900,)
(100,)

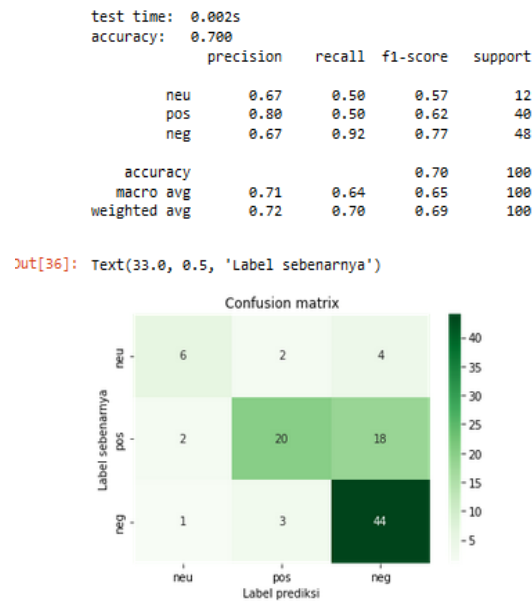
In [33]: from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
model = MultinomialNB().fit(x_train,y_train)

In [34]: prediction = model.predict(x_test)
predict= pd.Series(prediction)

In [35]: true_label= pd.Series(y_test)
```

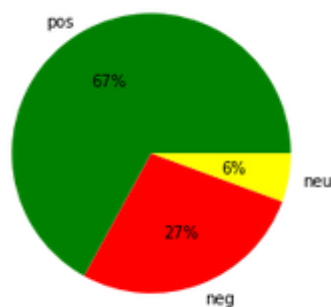
Gambar 11. Proses Klasifikasi Naïve Bayes

Tahapan akhir adalah melakukan evaluasi pada model yang telah dilakukan dengan menggunakan *Confussion Matrix*. Berikut hasil dari *Confussion Matrix* seperti pada Gambar 12.



Gambar 12. Evaluasi *Confussion Matrix*

Rating pada ulasan aplikasi PLN Mobile dihitung dari skala 1 hingga 5, untuk rating 5 berjumlah 585 ulasan, rating 4 berjumlah 85 ulasan, rating 3 berjumlah 56 ulasan, rating 2 berjumlah 48 ulasan, dan rating 1 berjumlah 226 ulasan dengan rata-rata rating sebesar 3,7 dari skala 5. Pembagian kelas sentimen berdasarkan rating dibagi menjadi 3 yaitu untuk ulasan rating 4 dan 5 termasuk dalam kelas positif, rating 3 termasuk kelas netral, untuk rating 1 dan 2 termasuk kelas negatif. Gambar 13. Menunjukkan diagram pie dari 1000 sampel data ulasan yang menghasilkan 67% sentimen positif atau sebanyak 670 ulasan, 6% sentimen netral atau sebanyak 56 ulasan, dan 27% sentiment negatif atau sebanyak 274 ulasan.



Gambar 13. Diagram Pie Hasil Sentimen Berdasarkan Rating

Klasifikasi atau pelabelan data dengan metode *Vader Lexicon* dengan menghitung nilai *compound* tiap leksikalnya. dari 1000 sampel data ulasan, *Vader Lexicon* mendapatkan hasil 49 % sentimen positif atau sebanyak 489 ulasan, 37% sentimen netral atau sebanyak 365 ulasan, dan 14% sentiment negatif atau sebanyak 146 ulasan.

Dari hasil prediksi yang telah didapatkan dengan menggunakan *naïve bayes*, selanjutnya dilakukan evaluasi dengan *confusion matrix*. *Confusion matrix* melakukan perhitungan nilai akurasi

Word cloud positive, negative dan netral yang dihasilkan dari analisis sentiment ini dapat dilihat berturut-turut pada gambar 14, dan 15.



Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan, dapat disimpulkan bahwa proses analisis sentimen terdiri dari beberapa tahapan, antara lain pengumpulan data melalui *Web Scraping*, pelabelan data melalui *Vader Lexicon*, *preprocessing* teks melalui metode *text mining*, berikutnya pembobotan *term frequency* dokumen menggunakan *TF-ID*. Proses tersebut menghasilkan 49% sentimen positif (489 ulasan), 37% sentimen netral (365 ulasan), dan 14% sentimen negatif (146 ulasan). Dari hasil perbandingan kelas positif, netral, dan negative terhadap 1000 sampel data hasil *Vader Lexicon* dengan ulasan berdasarkan *rating* ketidaksesuaian pengguna memberikan *rating* dengan ulasannya adalah untuk kelas positif 67 % atau sebanyak 670 ulasan, 6% sentimen netral atau sebanyak 56 ulasan, dan 27% sentiment negatif atau sebanyak 274 ulasan. Berikutnya model klasifikasi menggunakan *Naive Bayes*. Pada proses evaluasi model dengan perbandingan data uji dan data latih 90:10 menggunakan *Confussion Matrix* mendapatkan nilai akurasi sebesar 70 %. Dari word cloud yang dihasilkan dari analisis sentiment yang telah dilakukan terlihat beberapa kata yang sering

muncul, yaitu telepon, listrik, respon, pasang, iconnet, complain, bayar, adu, lapor, ganggu, bayar, daya, tunggu, tugas, status, update, dll.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Saputra, S. A., Rosiyadi, D., Gata, W., & Husain, S. M. (2019). Analisis Sentimen E-Wallet Pada Google Play Menggunakan Naive Bayes Berbasis Particle Swarm Optimization. *Jurnal Resti*, 377-382.
- [2] Bestari, N. P. (2020). PLN Rilis New PLN Mobile, Cobain nih 9 Fitur Utamanya. Jakarta: CNBC Indonesia.
- [3] <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.icon.pln123&hl=in&gl=US>, diakses tanggal 7 Juni 2022
- [4] Potharaju, R., Rahman, M., & Carbunar, B. (2017). A longitudinal Study of Google Play. *IEEE Xplore*, 1-14.
- [5] Bo Pang and Lillian Lee (2008), "Opinion Mining and Sentiment Analysis", *Foundations and Trends® in Information Retrieval: Vol. 2: No. 1-2, pp 1-135*. <http://dx.doi.org/10.1561/15000000011>
- [6] Sahuburua, R. M. (2019). Pengaruh Pelabelan Otomatis Berbasis Rating Terhadap Analisis Sentimen Data Ulasan Hotel. Bandung: Universitas Telkom.
- [7] Tanggraeni, A. I., & Sitokdana, M. N. (2022). Analisis Sentimen Aplikasi E-Government Pada Google Play Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 785-795.
- [8] Tambunan, H., & Hapsari, T. (2021). Analisis Opini Pengguna Aplikasi New PLN Mobile Menggunakan Text Mining. *PETIR*, 15(1), 121 - 134. <https://doi.org/10.33322/petir.v15i1.1352>
- [9] Nurhafida, S. I., & Sembiring, F. (2022). Analisis opini pengguna aplikasi Novel Online di google playstore menggunakan algoritma svm. *J-Sakti*, 317-327.
- [10] Fitri, E. (2020). Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Naive Bayes, Random Forest Dan Support Vector Machine. *TRANSFORMATIKA*, 71-80.
- [11] Hutto, C., & Gilbert, E. (2014). VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text. *AAAI Conference*, (pp. 217-225).
- [12] Bayhaqy, A., Nainggolan, K., Sfenrianto dan Kaburuan, E. R. 2018. Sentiment Analysis about E-Commerce from Tweets Using Decision Tree, K-Nearest Neighbor, and Naïve Bayes. *The International Conference on Orange Technologies (ICOT)*. Published by IEEE. DOI: 10.1109/ICOT.2018.8705796.
- [13] Asri, Y. (2015). Analisa Perbandingan Keputusan Metode Klasifikasi Decision Tree dan Naive Bayes Dalam Penntuan Diagnosa Hipertensi. *KILAT*, 41-46.
- [14] Haryono, Palupiningsih, P., Asri, Y., & Handayani, A. N. (2018). KLASIFIKASI PESAN GANGGUAN PELANGGAN MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER. *KILAT*, 109-119.
- [15] Anggraini, N., & Suroyo, H. (2019). Comparison of Sentiment Analysis against Digital Payment "T-cash and Go-pay" in Social Media Using Orange Data Mining. *Journal of Information Systems and Informatics*, 152-16.
- [16] Pinto, J. P., & Murari, V. (2019). Real Time Sentiment analysis of Political Twitter Data Using Machine Learning Approach. *International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET)*, 6(4), 4124-4129

- [17] Rolliawati, D., Khalid, & Rozas, I. S. (2020). *TEKNOLOGI OPINION MINING UNTUK MENDUKUNG STRATEGIC PLANNING*. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 293-301.
- [18] Rosdiana, Tungadi, E., Saharuna, Z., & Utomo, M. N. (2019). *Analisis Sentimen pada Twitter terhadap Pelayanan Pemerintah Kota Makassar*. *Proceeding SNTEI*, (pp. 87-93).
- [19] Harpizon, H. A., Kurniawan, R., Iskandar, I., Salambue, R., Budianita, E., & Syafria, F. (2022). *Analisis Sentimen Komentar DiYouTube Tentang Ceramah Ustadz Abdul Somad Menggunakan Algoritma Naïve Bayes*. *JNKTI*, 130-139.
- [20] Azhar, R., Surahman, A., & Juliane, C. (2022). *Analisis Sentimen Terhadap Cryptocurrency Berbasis Python TextBlob Menggunakan Algoritma Naïve Bayes*. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 267-281.
- [21] Liu, B. (2011). *Opinion Mining and Sentiment Analysis*. *Data-Centric Systems and Applications book series (DCSA)*.
- [22] Barber, Alex dan Robert J Stainton. 2010. *Philosophy of Language and Linguistics*. Oxford: Elsevier
- [23] Saraswati, & Sumartini, N. W. (2011). *Text Mining dengan Metode Naive Classifier dan Support Vector Machines untuk Sentiment Analysis*. *Tesis Program Pascasarjana Universitas*.
- [24] Ghiassi, M., and S. Lee. (2018) "A Domain Transferable Lexicon Set for Twitter Sentiment Analysis." *Expert Systems With Applications*. pp. 197-216