

Analisis Sentimen Warganet Terhadap Isu Layanan Transportasi *Online* Berbasis *InSet* Lexicon Menggunakan *Logistic Regression*

Binti Kholifah¹, Imam Thoib², Nafis Sururi³, Nicky Dwi Kurnia⁴

Sistem Informasi, Pendidikan Teknologi Informasi, Institut Teknologi Mojosari
Nganjuk, Jawa Timur

bintikholidah@itmnganjuk.ac.id, ithoib@itmnganjuk.ac.id, nafissururi@gmail.com,

nickydwi@itmnganjuk.ac.id

Abstract

Recently, the issue surrounding Grab's online transportation service has become a central point of debate on the X social network. This has influenced the evaluation of the service on the Google Play Store. This research aims to conduct sentiment analysis on the issue of online transportation services based on netizen reviews on the Google Play Store. The study combines a lexicon-based approach for labeling and a machine learning approach using Logistic Regression for classification. Before processing, netizen review data must go through pre-processing and data exploration stages. Furthermore, Logistic Regression will be optimized with parameters such as C, solver, and max_iter. The results show that the combination of values from several optimization parameters influences the performance of Logistic Regression. The combination of lbfgs solver and C=1.0 provides the best accuracy with a train accuracy of 99.14% and a validation accuracy of 85%. During testing, it can also be observed that ratings do not always reflect user reviews. This can be influenced by various factors such as user behavior.

Keywords: online transportation, sentiment analysis, logistic regression, inset lexicon

Abstrak

Baru-baru ini, isu terkait layanan transportasi online Grab menjadi pusat perdebatan di jejaring social X. Hal tersebut memberikan pengaruh pada penilaian layanan tersebut di Google Play Store. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap isu layanan transportasi online berbasis data ulasan warganet di Google Play Store. Penelitian ini menggabungkan pendekatan lexicon-based untuk melakukan pelabelan dan pendekatan machine learning menggunakan Logistic Regression untuk melakukan klasifikasi. Sebelum diolah, data ulasan warganet harus melalui tahap pra-pemrosesan dan eksplorasi data. Selanjutnya, Logistic Regression akan dioptimisasi dengan parameter C, solver, dan max_iter. Hasil menunjukkan bahwa kombinasi nilai dari beberapa parameter optimisasi membawa pengaruh pada kinerja Logistic Regression. Kombinasi solver lbfgs dan C=1.0 memberikan akurasi terbaik dengan train accuracy 99.14% dan validation accuracy 85%. Selama pengujian, dapat dilihat juga bahwa rating tidak selamanya mencerminkan ulasan dari pengguna. Hal ini bisa dipengaruhi beberapa faktor seperti perilaku pengguna itu sendiri.

Kata kunci: transportasi online, analisis sentimen, logistic regression, inset lexicon

1. PENDAHULUAN

Meningkatnya aktivitas *online* dan keterlibatan pengguna internet dalam mengutarakan pendapatnya melalui *platform* media sosial memiliki dampak yang signifikan terhadap penilaian dan persepsi masyarakat terhadap berbagai layanan, termasuk layanan transportasi online.

Grab sebagai salah satu penyedia layanan transportasi online terkemuka di Indonesia kerap menjadi pusat perdebatan publik. Baru-baru ini, jejaring sosial X digemparkan dengan tagar *#UninstallGrabNow* dan seruan agar aplikasi Grab dihapus. Keramaian ini muncul tak lama setelah istri salah satu pendiri Grab, Anthony Tan, Chloe Tong, kedatangan mengunggah pesan yang dikatakan menyiratkan dukungan terhadap Israel. Unggahan tersebut membuat sebagian warganet Malaysia menghapus atau *uninstall* aplikasi Grab dari ponselnya. Beberapa warganet Indonesia juga memberikan saran aplikasi alternatif yang bisa menjadi pilihan seperti layanan aplikasi Gojek [1]. Oleh karena itu, menganalisis pandangan netizen terhadap isu-isu terkait layanan Grab relevan untuk memahami dinamika opini publik dan memberikan wawasan kepada penyedia layanan.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap isu-isu terkait layanan transportasi *online* Grab dan Gojek pada ulasan di Google Play Store menggunakan pendekatan berbasis *InSet lexicon* dan menerapkan model *Logistic Regression*. Analisis sentimen pada tingkat warganet dianggap menantang karena melibatkan konteks yang dinamis dan nuansa yang mungkin tidak tercakup dalam kamus kata umum. Oleh karena itu, pendekatan berbasis *InSet lexicon* diadopsi untuk memperkaya analisis sentimen dengan mempertimbangkan konteks dan makna spesifik yang relevan dalam diskusi warganet.

Secara umum, terdapat 2 cara yang digunakan oleh peneliti dalam melakukan ekstraksi pada teks yaitu *lexicon-based* dan *learning-based* [2].

Pendekatan berbasis leksikon merupakan metode ilmiah yang umum digunakan dalam penelitian analisis sentiment. Metode ini menggunakan kamus atau korpus kata dengan bobot setiap kata sebagai sumber linguistik atau leksikal [3]. Hasil analisis menggunakan metode ini berupa klasifikasi sentimen positif, negative, dan netral. Metode ini merupakan bagian dari *unsupervised learning*. Kualitas hasil bergantung pada kamus atau korpus yang digunakan [4].

Penelitian ini menggunakan *InSet Lexicon* yang disusun oleh Fajri Koto dan Gemal Y. Rahmaningtyas dikarenakan sudah teruji cukup baik dalam analisis sentimen data berbahasa Indonesia. *InSet Lexicon* (Leksikon Sentimen Bahasa Indonesia) terdiri dari 3.609 kata positif dan 6.609 kata negatif, masing-masing kata mempunyai nilai tertimbang atau skor polaritas dengan rentang bobot antara -5 sampai +5. Nilai polaritas ini digunakan untuk mengklasifikasi jenis sentiment [5].

Pada penelitian Ibnu Farhan dkk, pengujian kinerja sistem bertajuk "Analisis Sentimen Berbasis *Lexicon InSet* Terhadap Partisipasi Politik Pemilu 2019 di Media Sosial Twitter" mempunyai rata-rata presisi sebesar

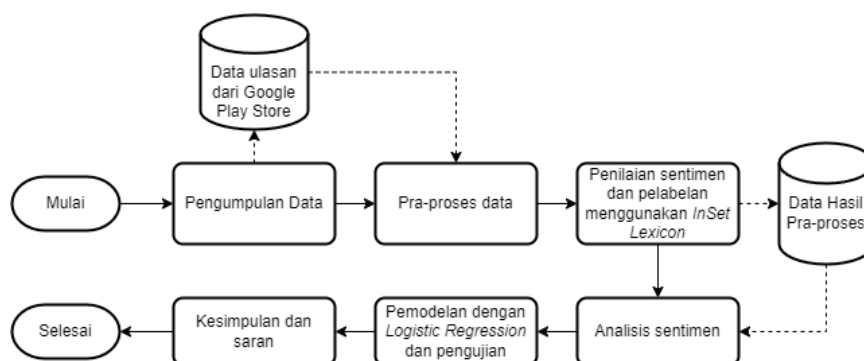
40%, recall sebesar 42%, F1 sebesar 35 %, dan presisi 61%[6]. Selain itu, hasil penelitian Desi Musfiroh dkk. berjudul “Analisis Sentimen Perkuliahan Daring di Indonesia dari Dataset Twitter Menggunakan *InSet Lexicon*” memiliki skor presisi sebesar 79,2%, presisi sebesar 72,9%, recall sebesar 62,8%, dan f-measure sebesar 67,4% [5].

Logistic Regression diterapkan sebagai model analisis sentimen menawarkan manfaat dalam mengidentifikasi dan memodelkan hubungan kompleks antara variabel independen (kata kunci atau sentimen dari kosakata bawaan) dan variabel dependen (sentimen positif, negatif, atau netral). Mayur Wankhade dkk. melakukan penelitian dengan judul “*A Sentiment Analysis of Food Review using Logistic Regression*”. Di antara berbagai algoritma klasifikasi, penggunaan metode regresi logistik meningkatkan tingkat akurasi [7]. Vini dan Edward juga melakukan penelitian dengan judul “*Logistic Regression Method for Sentiment Analysis Application on Google Playstore* “. Hasil penelitian mendapatkan nilai akurasi sebesar 81% dari 4 aplikasi media sosial, dengan total data komentar sebanyak 2268 [8].

Analisis ini diharapkan dapat memberikan pengetahuan yang lebih baik mengenai polarisasi sentimen secara keseluruhan dan faktor-faktor spesifik yang mempengaruhi persepsi masyarakat terhadap isu-isu tertentu. Penelitian ini diharapkan dapat menambah pemahaman tentang bagaimana reaksi pengguna internet terhadap isu-isu terkait layanan transportasi *online* Grab dan Gojek. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan pandangan yang lebih rinci kepada penyedia layanan dan pemangku kepentingan lainnya mengenai persepsi masyarakat. Selain itu, penelitian ini dapat menjadi landasan untuk mengembangkan strategi komunikasi yang lebih tepat sasaran dan meningkatkan layanan sesuai dengan kebutuhan dan harapan masyarakat.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Prosedur yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi beberapa Langkah proses. Diagram alir proses pencarian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Prosedur Penelitian

Mulai dari tahap pengumpulan data ulasan dari *Google Play Store*, pra-proses data, penilaian sentimen dan pelabelan menggunakan *InSet Lexicon*, analisis sentiment, pemodelan dan pengujian dengan *Logistic Regression*, dan penarikan kesimpulan serta saran. Setiap langkah proses pencarian akan ditangani dengan bahasa pemrograman Python melalui IDE Jupyter dengan menggunakan beberapa *library* antara lain: *Google Play Scrapper*, *NLTK*, *Sastrawi*, *InSet*, *Plotly*, *Wordcloud*, *Scit Learn*, *Pickle*.

2.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan menggunakan *Library Google Play Scrapper* pada masa sebelum munculnya isu Grab hingga beberapa hari setelah isu mereda yaitu 1 Oktober – 20 November 2023. Data diambil dari *app_id com.gojek.app* dan *com.grabtaxi.passenger*. Namun, perlu diketahui bahwa mungkin agak sulit untuk menyaring data berdasarkan rentang waktu karena *Google Play Store* belum menyediakan fitur tersebut. Data akan diurutkan dari data terbaru hingga data terlama menggunakan fungsi *Sort.NEWEST*. Namun, semakin jauh ulasan yang diambil dari tanggal tersebut, akan memakan banyak waktu karena metode ini secara sederhana merayap setiap ulasan dan hanya mengembalikan ulasan dan tanggal yang sesuai dengan di situs web.

2.2. Pra-pemrosesan Data

Data ulasan yang terkumpul perlu melalui tahapan pra-pemrosesan terlebih dahulu untuk menghasilkan data yang terstruktur dan bersih sehingga dapat hasil klasifikasi sentimen yang diberikan dapat lebih baik dan akurat. Langkah-langkah preprocessing data yang dilakukan pada penelitian ini antara lain:

1. *Cleaning*

Tahap *cleaning* pada pra- pemrosesan dilakukan untuk membersihkan atau menghapus suatu noise pada data. Proses *cleaning* yang terdiri dari beberapa langkah yaitu :

- a. Penghapusan *mention* dan *hashtag*
- b. Penghapusan tanda baca
- c. Penghapusan link
- d. Penghapusan angka
- e. Penghapusan *white space* (spasi yang panjang) dan mengganti baris baru (*enter*) dengan spasi

2. *Lowercase*

Tahap *lowercase* adalah tahap mengubah huruf kapital menjadi huruf kecil, sehingga keseluruhan data ulasan akan berubah menjadi huruf kecil.

3. *Tokenizing*

Tahap *tokenizing* merupakan tahap pemotongan kalimat ulasan berdasarkan menjadi bagian-bagian kata yang menyusunnya. Pada proses ini, sekumpulan karakter akan dipecah menjadi satuan kata.

4. *Filtering*

Pada tahapan *filtering*, *stopword* akan dihapus untuk mengurangi jumlah kata yang disimpan. *Stopword* adalah daftar kata yang dianggap tidak memiliki makna seperti kata hubung dan keterangan seperti "itu", "dan", "yang", "atau".

5. *Stemming*

Tahap ini akan melakukan penghapusan imbuhan kata untuk mengubah setiap kata ke dalam bentuk dasar.

2.3. Penilaian Sentimen dan Pelabelan

Dalam tahap ini, diterapkan metode analisis sentimen dengan menggunakan metode leksikon menggunakan *InSet Lexicon*. Leksikon memuat kumpulan file yang berisi kata-kata positif dan negatif, masing-masing dengan skor/nilai. Hasil dari *unsupervised learning* ini akan berupa penilaian berdasarkan total skor dalam teks dan polaritas berdasarkan kondisi skor. Hasil tersebut akan disimpan dalam kolom tambahan yaitu *reprocessed_content*, *sentiment_score*, dan *sentiment_polarity* yang dapat digunakan untuk analisis lebih lanjut.

Skor memiliki rentang antara -5 sampai 5 dimana nilai minus (-) menunjukkan bahwa kata memiliki sentiment negatif dan nilai plus (+) menunjukkan bahwa kata memiliki sentimen positif. Data dengan skor lebih dari 0 akan disimpan dengan *sentiment_polarity* positif, data dengan skor kurang dari 0 akan disimpan dengan *sentiment_polarity* negative, dan data dengan skor sama dengan 0 akan disimpan dengan *sentiment_polarity* netral [5].

Setelah melalui tahapan pra-pemrosesan, memungkinkan akan ditemui data/baris yang kosong. Maka dari itu, baris yang kosong akan dihapus agar tidak menimbulkan masalah pada tahap selanjutnya.

2.4. Analisis Sentimen

Sebelum melakukan pemodelan, data yang sudah memiliki label akan dianalisis terlebih dahulu dengan mengubahnya ke dalam bentuk visual. Ukuran relatif dari hasil setiap aplikasi dapat ditemukan dengan ukuran setiap label dalam polaritas sentimen dengan membuat tabel pivot. Analisis pola skor sentimen dari waktu ke waktu dapat dicari dari rata-rata skor setiap hari. Hal ini akan menunjukkan bagaimana sentimen secara keseluruhan dari ulasan serta penilaiannya per hari. Diagram batang juga dapat dibuat untuk menunjukkan perbandingan sampingan dari setiap label yang mirip dengan diagram lingkaran. Selain itu, frekuensi kata dalam konten yang telah diproses ulang juga dapat dilihat untuk menunjukkan kata-kata yang sering digunakan dan menghasilkan visualisasi awan kata (*word cloud*). Hubungan antara skor sentimen dan penilaian ulasan juga dapat dicari untuk

melihat apakah penilaian sebenarnya mencerminkan sentimen. Setelah menjelajah, ternyata hubungan antara dua variabel tersebut mungkin tidak sesederhana yang tergambar dalam diagram kotak (box plot) saat ini.

2.5. Pemodelan dan Pengujian

Pada tahap pemodelan, dataset yang telah melalui proses pelabelan dengan *InSet Lexicon-Based*, akan dimodelkan melalui proses pembelajaran menggunakan *Logistic Regression*. Metode ini digunakan dengan tujuan menentukan kelas sentimen dari dataset di mana terdapat sentiment positif, negative, dan netral. *Logistic Regression* adalah metode yang sering digunakan untuk memprediksi hasil berdasarkan probabilitas [9]. *Logistic Regression* mampu bekerja dengan baik dalam mengatasi hubungan linear antara variabel [10]. *Logistic Regression* adalah metode klasifikasi yang sangat cocok untuk data dengan dua label, yaitu positif dan negatif, tetapi metode ini masih dapat digunakan untuk data yang memiliki lebih dari dua label [11]. Selain itu, optimisasi juga akan dilakukan menggunakan metode C, solver, dan max_iter.

Pada tahap pengujian, data dipisah menjadi data latih, data uji, dan data validasi menggunakan metode *train_test_split*. Pengujian dilakukan menggunakan beberapa skenario yang ada seperti pada Tabel 1.

Tabel 1. Skenario Uji Coba

C	solver	max_iter
0.100000	liblinear	500
0.100000	lbfgs	500
0.100000	saga	500
0.100000	sag	500
0.500000	liblinear	500
0.500000	lbfgs	500
0.500000	saga	500
0.500000	sag	500
1.000000	iblinear	500
1.000000	lbfgs	500
1.000000	saga	500
1.000000	sag	500

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan Data

Data yang diperoleh dari ulasan aplikasi Grab dan Gojek pada Google Play Store berjumlah 11.573 data ulasan aplikasi Grab dan 13.291 data ulasan aplikasi Gojek. Gambar 2 menunjukkan hasil *scrapping* data ulasan aplikasi Gojek dan Gambar 3 menunjukkan hasil *scrapping* data ulasan aplikasi Grab. Terdapat 8 kolom hasil *scrapping*, salah satunya *score* dimana *score* yang dimaksud adalah *rating* yang diberikan oleh pengguna di Google Play Store.

	reviewId	userName	content	score	thumbsUpcount	at	reviewCreatedVersion	appVersion
0	d423187c-1844-4c16-a34c-acb12f3f499e	Riyanz	Si Tukang Update..l Deskripsi Update Cuma Ngus...	1	0	2023-11-20 23:58:18	4.78.2	4.78.2
1	807f0c9f-1ca5-49a6-b492-222347db4276	Muji Santoso	Mantab	5	0	2023-11-20 23:32:19	4.78.3	4.78.3
2	636f0c1a-f58e-47e0-98ef-7c1e7bb865fe	Muhammad Munif	beriyant	3	0	2023-11-20 23:31:42	None	None
3	d468a529-2da3-4040-80b6-0affad50667e	Fadell Maulana	go-send gw ga nyampe padahal alamat dah bener,...	1	0	2023-11-20 23:20:04	None	None
4	2035c7e3-61e6-4cba-ad65-86d42c949719	Riris Isdiyanto	Tolong untuk versi yg baru , buat para penggun...	3	0	2023-11-20 22:56:22	None	None

Gambar 2. Data Ulasan Aplikasi Gojek

	reviewId	userName	content	score	thumbsUpcount	at	reviewCreatedVersion	appVersion
0	dbc8f289-c1aa-49fa-a384-6d76ec35ec28	rachmad hidayat	Ayep asuu	3	0	2023-11-20 23:59:00	None	None
1	6c04e646-421f-4867-90f8-ed31e0a495d9	Kacung Kiki aye	Aplikasinya sangat bagus	5	0	2023-11-20 23:29:44	None	None
2	c7a5a62f-4794-47ca-9351-a2d418c5eb38	Siti Sholeha	sangat membantu	5	0	2023-11-20 23:17:20	5.280.0	5.280.0
3	17c370fd-cbed-4b0b-9330-48fdb1f85cf3	Deden Rohenda	nyaman	5	0	2023-11-20 23:11:31	5.280.0	5.280.0
4	f5a02e55-f287-4adf-ad74-921301ae82ed	Fandy Fadly	sangat mantap	5	0	2023-11-20 23:03:06	5.280.0	5.280.0

Gambar 3. Data Ulasan Aplikasi Grab

3.2. Pra-pemrosesan

Data yang diperoleh dari Google Play Store masih berupa data mentah sehingga perlu dilakukan tahap pra-pemrosesan data untuk memperoleh data yang bersih dan terstruktur agar dapat digunakan untuk analisis sentiment yang baik. Setelah melalui proses pra-pemrosesan, terjadi penurunan jumlah data dikarenakan terdapat data/ baris kosong yang akhirnya dihapus. Saat ini terdapat 8384 data ulasan aplikasi Grab dan 8665 data ulasan aplikasi Gojek. Hasil pra-pemrosesan dapat dilihat pada Gambar 4. Hasil ditambahkan ke dalam kolom baru pada data yang sama.

reprocessed_content	reprocessed_content
[si, tukang, update, deskripsi, update, ngusir...]	[ayep, asuu]
[mantab]	[aplikasi, bagus]
[beriyant]	[bantu]
[gosend, gw, ga, nyampe, alamat, dah, bener, k...]	[nyaman]
[tolong, versi, yg, guna, gojek, serah, ktp, a...]	[mantap]

Gambar 4. Hasil Pra-pemrosesan

3.3. Penilaian Sentimen dan Pelabelan

Data yang telah melalui pra-pemrosesan akan diberikan skor sentimen dan label 'positif', negatif', atau 'netral' melalui *InSet Lexicon*. Berdasarkan hasil analisis, didapatkan data-data hasil penilaian dan pelabelan. Visualisasi hasil penilaian dan pelabelan dapat dilihat pada Gambar 5.

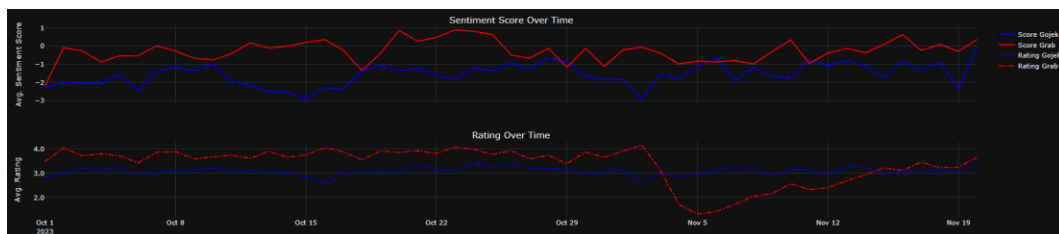
- a. Data hasil analisis aplikasi Gojek
 - negatif 4055
 - positif 3152
 - netral 1458
- b. Data hasil analisis aplikasi Grab
 - negatif 3127
 - positif 3112
 - netral 2145



Gambar 5. Hasil penilaian sentimen dan pelabelan

3.4. Analisis Sentimen

Dalam melakukan analisis pola nilai sentimen dari waktu ke waktu, dapat ditemukan pada rata-rata skor setiap hari. Hal ini akan menunjukkan bagaimana sentimen secara keseluruhan dari ulasan serta penilaian mereka setiap harinya. Pada Gambar 6, dapat dilihat bahwa ada saatnya *rating* tidak sesuai dengan sentimen ulasan. Isu aplikasi Grab terjadi sekitar 6-7 November 2023. Pada tanggal tersebut, dapat dilihat bahwa terjadi penurunan yang signifikan pada aplikasi Grab namun tidak terjadi penurunan *rating* secara signifikan. Namun hal ini juga tidak lantas membuat *rating* dan sentimen pengguna Gojek menjadi meningkat. Dapat dilihat grafik pada aplikasi Gojek tidak mengalami penurunan dan peningkatan yang signifikan. Dapat dilihat pula, seiring berjalannya waktu, isu mulai mereda dan sentimen pengguna terhadap aplikasi Grab mulai meningkat. Hal ini menunjukkan bahwa keterlibatan pengguna internet dalam mengutarakan pendapatnya melalui *platform* media sosial memiliki dampak yang signifikan terhadap penilaian masyarakat terhadap suatu layanan.



Gambar 6. Rata-rata Skor Sentimen dan Penilaian dari Waktu ke Waktu

Kata-kata yang muncul di seluruh data ulasan divisualisasikan dalam bentuk *word cloud*. *Word cloud* memudahkan penjelasan kata dengan memberikan visualisasi data teks yang menarik dan informatif. Frekuensi sebuah kata dalam keseluruhan data dapat memberikan pengaruh pada ukuran kata di *cloud* kata. Semakin tinggi frekuensi suatu kata, maka akan semakin besar pula kata tersebut di *cloud* kata, begitu pula sebaliknya. Kata-kata berfrekuensi rendah ditampilkan dalam ukuran lebih kecil yaitu . Visualisasi *cloud* kata yang dihasilkan ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Frekuensi Kata

3.5. Pemodelan dan Pengujian

Pada tahap pemodelan, data ulasan aplikasi Gojek dan Grab akan disatukan menjadi sebuah dataset. Dataset terdiri dari 2 kolom yaitu, *reprocessed_content* yang memuat kata-kata ulasan dan *sentiment_polarity* yang memuat label 'positif', 'negatif', atau 'netral'. Selanjutnya data akan dibagi menjadi data latih, data uji, dan data validasi menggunakan *train_test_split* dengan *test_size=0.2*.

	C	Solver	Max Iter	Train Accuracy	Train Loss	Validation Accuracy	Validation Loss
0	0.100000	liblinear	500	92.952067	0.447219	82.587977	0.611565
1	0.100000	lbfgs	500	94.152690	0.363923	82.624633	0.568315
2	0.100000	saga	500	94.345156	0.365452	82.954545	0.568700
3	0.100000	sag	500	94.171020	0.364161	82.587977	0.568397
4	0.500000	liblinear	500	97.369627	0.234223	84.310850	0.519580
5	0.500000	lbfgs	500	98.359454	0.170301	84.750733	0.494567
6	0.500000	saga	500	98.350289	0.172679	84.750733	0.494385
7	0.500000	sag	500	98.322794	0.171014	84.714076	0.494647
8	1.000000	liblinear	500	98.634406	0.164119	85.263930	0.501701
9	1.000000	lbfgs	500	99.147649	0.113265	85.080645	0.485760
10	1.000000	saga	500	99.092659	0.116848	85.153959	0.485342
11	1.000000	sag	500	99.138484	0.113970	85.080645	0.485743

Gambar 8. Kombinasi Parameter Optimasi

Berdasarkan scenario pengujian yang dibuat. Pemodelan dan pengujian akan dilakukan menggunakan beberapa optimisasi yang berbeda

untuk menemukan hasil yang terbaik. Tahap ini membutuhkan waktu yang cukup lama karena menggunakan beberapa kombinasi parameter yang berbeda. Hasil pengujian dapat dilihat pada Gambar 8.

Namun, menentukan parameter harus digunakan dan mendefinisikan kombinasi baru sepenuhnya bergantung pada bagaimana pengguna akan menggunakan model tersebut. Penelitian ini mencoba melakukan prediksi pada data baru yang diambil pada rentang waktu 21-25 November 2023 menggunakan *solver lbfgs* dan mengatur $C=1.0$ yang menentukan kekuatan regularisasi dari model. Data uji baru terdiri dari 1201 data ulasan aplikasi Grab dan 963 data ulasan aplikasi Gojek. Hasil prediksi dapat dilihat pada Gambar 9 dan Gambar 10. Data ulasan aplikasi Grab terklasifikasi menjadi 469 data dengan label positif, 430 dengan label negative, dan 302 data dengan label netral. Sementara itu, data ulasan aplikasi Gojek terklasifikasi menjadi 453 data dengan label positif, 290 data dengan label negative, dan 220 data dengan label netral. Hasil prediksi juga menunjukkan label yang cukup sesuai dengan isi ulasan.

	userName	content	sentiment_polarity
0	Syifa Azzahra	Terbaik	neutral
1	Adun Parman	alhamdulillah.....siip	positive
2	Budi Prasetyo	Tolong aplikasi ini di perbaiki, karena sering...	negative
3	Nasrul Latif	Aplikasi lemot berat banget buka nya	negative
4	Abieb Santosa	Ok	positive
...
1196	Yonny Tri	Ok banget	positive
1197	Asep Cell	Baik	positive
1198	Agus Sutarto	Mantap	positive
1199	Rendy Erlangga	Beli pulsa dari app lain kayak mytsel atau myl...	negative

Gambar 9. Hasil Prediksi Data Baru Ulasan Aplikasi Gojek

	userName	content	sentiment_polarity
0	Deni Skyzi	mantap min	positive
1	Bidan Muthya manis	kerenlah grab ini	neutral
2	Mail Duakosongdua	Sangat puassss	neutral
3	Fhadylaa 21	Apa sih maksud apk grab ini? Semakin di update...	negative
4	Zulaikah 1994	baikkk	neutral
...
958	m hemin	sangat membantu sy perjalanan jauh	neutral
959	M raffif Rizqullah	Gak ada yg ngambil dari jl Abdul hakim ke usu	neutral
960	uya chainblock	membantu	neutral
961	Saiful Ana	Alhamdulillah sempurna	positive

Gambar 10. Hasil Prediksi Data Baru Ulasan Aplikasi Grab

4. SIMPULAN

Penelitian ini memaparkan berbagai cara untuk melakukan analisis sentimen mulai dari pengumpulan data, pemrosesan, dan eksplorasi. Beberapa proses memerlukan waktu yang cukup lama terutama dalam pengumpulan data (untuk data besar) dan pemrosesan data (metode *stemming*), dan pembangunan model *Machine Learning* untuk menangani masalah tersebut. Kombinasi dari parameter optimasi dapat menentukan kinerja dari *Logistic Regression*. Hal ini juga dapat menunjukkan bahwa *Inset Lexicon* bekerja cukup baik dalam melakukan penilaian sentimen dan pelabelan.

Selama pengujian, dapat dilihat korelasi antara peringkat dan sentimen dimana setiap orang akan memiliki perspektif yang berbeda tentang cara menangani ulasan. Asumsi pertama adalah jika median antara 1 dan 5 adalah 3, maka *rating* '1, 2' seharusnya negatif, sementara *rating* '4, 5' seharusnya positif, dan *rating* '3' seharusnya netral. Tetapi setelah mendapatkan hasil, didapatkan bahwa sentimen yang relatif positif sebagian besar ditemukan dalam ulasan dengan *rating* '4, 5', sementara *rating* '1,2,3' sebagian besar negatif, dan *rating* '4' adalah sebagian besar ditemukan sentimen netral. Hal ini menunjukkan bahwa terdapat kondisi dimana *rating* tidak mencerminkan sentimen pengguna, yang berbeda dari asumsi pertama, dan hal ini bisa dipengaruhi oleh faktor-faktor lain seperti perilaku pengguna atau aplikasi itu sendiri.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Republika, **"Istri Founder Grab Diduga Pro Israel, Muncul Tren Uninstall Grab di Indonesia,"** Nov. . [Online]. Available: <https://ameera.republika.co.id/berita/s3rglb425/istri-founder-grab-diduga-pro-israel-muncul-tren-uninstall-grab-di-indonesia-dan-malaysia>
- [2] Y. Azhar, **"Metode Lexicon-Learning Based Untuk Identifikasi Tweet Opini Berbahasa Indonesia,"** *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 6, no. 3, p. 237, 2018, doi: 10.23887/janapati.v6i3.11739.
- [3] R. Firdaus, I. Asror, and A. Herdiani, **"Lexicon-Based Sentiment Analysis of Indonesian Language Student Feedback Evaluation,"** *Ind. J. Comput.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–12, 2021, doi: 10.34818/indojc.2021.6.1.408.
- [4] I. F. N. Fadhillah, A. Herdiani, and W. Astuti, **"Analisis Sentimen Berbasis Leksikon InSet Terhadap Partai Politik Peserta Pemilu 2019 Pada Media Sosial Twitter,"** *e-Proceeding Eng.*, vol. 6, no. 3, pp. 1–11, 2019.
- [5] D. Musfiroh, U. Khaira, P. E. P. Utomo, and T. Suratno, **"Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari Twitter Dataset Menggunakan InSet Lexicon,"** *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 24–33, 2021, doi: 10.57152/malcom.v1i1.20.

- [6] F. Koto and G. Y. Rahmanningtyas, “**Inset lexicon: Evaluation of a word list for Indonesian sentiment analysis in microblogs,**” *Proc. 2017 Int. Conf. Asian Lang. Process. IALP 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 391–394, 2017, doi: 10.1109/IALP.2017.8300625.
- [7] S. Dara *et al.*, “**A Sentiment Analysis of Food Review using Logistic Regression,**” vol. 2, no. 7, pp. 251–260, 2017, [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/334654833>
- [8] V. Christanti Mawardi and E. Darmaja, “**Logistic Regression Method for Sentiment Analysis Application on Google Playstore,**” *Int. J. Appl. Sci. Technol. Eng.*, vol. 1, no. 1, pp. 241–247, 2023, doi: 10.24912/ijaste.v1.i1.241-247.
- [9] A. Poornima and K. S. Priya, “**A Comparative Sentiment Analysis of Sentence Embedding Using Machine Learning Techniques,**” *2020 6th Int. Conf. Adv. Comput. Commun. Syst. ICACCS 2020*, pp. 493–496, 2020, doi: 10.1109/ICACCS48705.2020.9074312.
- [10] A. De Caigny, K. Coussement, and K. W. De Bock, “**A new hybrid classification algorithm for customer churn prediction based on logistic regression and decision trees,**” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 269, no. 2, pp. 760–772, 2018, doi: 10.1016/j.ejor.2018.02.009.
- [11] P. Lauren, G. Qu, J. Yang, P. Watta, G. Bin Huang, and A. Lendasse, “**Generating Word Embeddings from an Extreme Learning Machine for Sentiment Analysis and Sequence Labeling Tasks,**” *Cognit. Comput.*, vol. 10, no. 4, pp. 625–638, 2018, doi: 10.1007/s12559-018.