

ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI CHATGPT BERDASARKAN RATING MENGGUNAKAN METODE LEXICON

¹⁾Siti Mujilawati

¹⁾Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Islam Lamongan

¹⁾Jl. Veteran No.53 A Lamongan – Jawa Timur - Indonesia

E-mail : moedjee@unisla.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi sentimen pengguna aplikasi ChatGPT berdasarkan rating yang diberikan, menggunakan metode lexicon untuk mengklasifikasikan sentimen dalam komentar pengguna tanpa memerlukan label kelas sebelumnya. Metode lexicon ini memanfaatkan kamus vader lexicon untuk menghitung polaritas sentimen dari kata-kata dalam komentar. Dataset komentar diperoleh dari sumber eksternal, yakni dataset Kaggle, yang tidak dilengkapi dengan label sentimen sebelumnya. Model lexicon diterapkan sebagai pendekatan unsupervised learning untuk memahami ekspresi sentimen pengguna. Komentar-komentar dalam dataset diproses dan dianalisis menggunakan model leksikon. Hasil penelitian analisis sentimen ini menunjukkan bahwa metode lexicon menghasilkan komentar-komentar yang cenderung positif atau negatif untuk rentang rating satu hingga lima. Meskipun demikian, temuan penelitian menunjukkan bahwa beberapa aspek sentimen mungkin tidak terdeteksi secara akurat oleh metode ini. Walaupun begitu, analisis sentimen ini memberikan dasar penting untuk pemahaman lebih lanjut mengenai interaksi antara pengguna dan aplikasi. Hasil analisis ini dapat menjadi pijakan untuk penelitian lebih mendalam yang melibatkan pendekatan analisis sentimen yang lebih canggih.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, ChatGPT, Lexicon

ABSTRACT

The study aims to evaluate the feelings of ChatGPT users based on the given rating, using lexicon methods to classify feelings in user comments without requiring prior class labels. This lexicon method uses the vader lexicon dictionary to calculate the sentimental polarity of words in comments. The comment data set is obtained from an external source, namely the Kaggle data set, which did not have a previous sentiment label. The lexicon model is applied as an unsupervised learning approach to understanding the expression of user sentiment. The comments in the dataset are processed and analyzed using a lexicon model. The results of this sentimental analysis show that the lexicon method produces comments that tend to be positive or negative for the rating range one to five. Nonetheless, research findings suggest that some aspects of sentiment may not be accurately detected by this method. Nevertheless, this sentiment analysis provides an important basis for further understanding of the interaction between users and applications. These results can be the basis for more in-depth research involving more sophisticated approaches to sentiment analysis.

Keyword: Analysis Sentiment, ChatGPT, Lexicon

PENDAHULUAN

ChatGpt (Generative Pre-Trained Transforme) merupakan sebuah mesin pintar berteknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelegent*). ChatGpt ini dikelan mulai akhir tahun 2022 lalu. Selain berbasis website teknologi ini dibangun sebuah aplikasi untuk berbagai jenis smartphone. Mesin pintar ini memiliki kelebihan dan kekurangan, kemampuannya dalam bidang *Natural Language Proses* (NLP) dia mampu memberikan solusi hampir semua pertanyaan atau pencarian manusia dengan berbagai Bahasa. Dari kemampuan yang

dimiliki aplikasi ini, beragam komentar dari pengguna pada aplikasi ChatGpt. Untuk menilai bagaimana tingkat penilaian pengguna aplikasi, perlu dilakukan analysis sentiment. Analisis sentimen adalah metode yang efektif untuk mengevaluasi bahasa tertulis atau lisan untuk menentukan apakah ekspresi disukai, tidak disukai, atau netral, dan sampai tingkat apa. Sentimen mengacu pada kepositifan atau kenegatifan yang diungkapkan dalam teks. Analisis sentimen dapat memberikan indikasi yang bermanfaat tentang bagaimana pelanggan menilai pengalaman mereka [1]. Beragam

metode yang dapat diterapkan untuk mendapatkan hasil analisis sentimen, berbasis *Machine Learning* (ML)[2]–[4] dan juga *Deep Learning* (DL)[5]–[9].

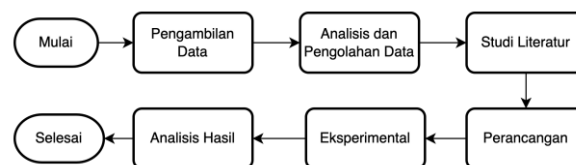
Penelitian sebelumnya telah melakukan implementasi metode *support vector machine* untuk opinion mining masyarakat tentang ChatGpt [10]. Dengan pemodelan pengujian berbeda pada data train dan test, penelitian tersebut memperoleh tingkat akurasi sebesar 70%. Komentar negative lebih mendominasi dari hasil pengujian. Berbeda dengan penelitian Muadi dan Asnal, penelitian juga ditahun yang sama, melakukan analisis sentimen pada pengguna ChatGpt dengan menggunakan algoritma *naïve bayes* [11]. Mendapatkan hasil akurasi lebih baik yaitu sebesar 80%. Dari hasil kedua penelitian tersebut memiliki nilai tingkat akurasi yang berbeda tentunya tergantung bagaimana proses klasifikasi sentiment dikerjakan. Begitu juga setiap metode yang diterapkan akan memiliki kinerja yang berbeda-beda. Meskipun telah ada penelitian sebelumnya yang mencoba menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi ini, penelitian ini diarahkan untuk memberikan kontribusi yang lebih substansial dan inovatif.

Dengan objek dan tujuan penelitian yang sama yaitu melakukan analisis sentimen penelitian ini akan memberikan wawasan pada klasifikasi analisis sentimen dengan metode lexicon, serta menganalisis hasil komentar terhadap nilai rating yang diberikan pengguna aplikasi ChatGpt. Penelitian ini menggunakan data komentar yang diambil dari dataset Kaggle, dan tidak memiliki label kelas. Dari komentar tersebut akan dikelaskan secara lexicon (*unsupervised learning*). Serta hasil dari klasifikasi sentimen selanjutnya akan dilanjutkan analisis berdasarkan rating yang diberikan. Dalam penelitian ini dibahas tentang metode, perancangan, implementasi

dan pembahasan dan visualisasi hasil eksperimen dari penelitian.

METODE

Kegiatan dalam penelitian ini digambarkan seperti pada Gambar 1 berikut ini.



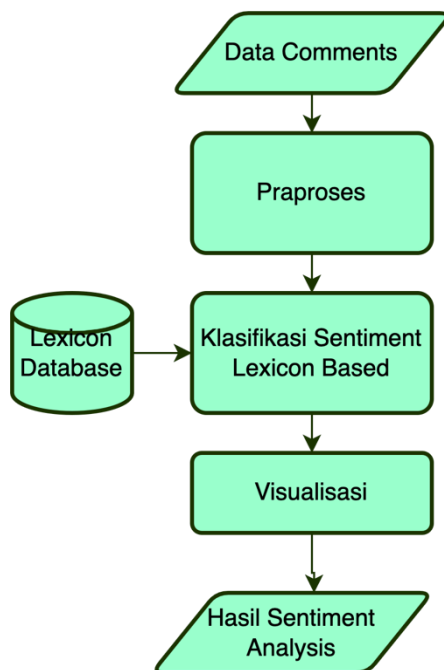
Gambar 1. Alur Penelitian

Penelitian ini di mulai dari pengambilan data, selanjutnya data akan di analisis dan dilakukan prapengolahan, setelah data dipelajari selanjutnya melakukan studi literatur teknik apa yang dapat digunakan untuk melakukam klasifikasi tanpa label. selanjutnya merancang proses klasifikasi sentimen dan melanjutkan ekperimen dalam bahasa pemrograman. selanjutnya diperoleh hasil eksperimen dan dilakukan analisis hasil eksperimen dan terakhir adalah menulis hasil eksperimen dan analisis yang iperoleh.

HASIL

Perancangan Proses

Perancangan pada penelitian ini digambarkan pada alur penelitian sebagai berikut.



Gambar 2. Alur Proses Analisis Sentimen

1) Praproses

Tugas pertama yang harus dilakukan adalah tugas praproses yang merupakan salah satu tugas penting dalam pekerjaan sentiment analysis. Ini adalah tugas penting karena akan membersihkan kumpulan data dengan mengurangi kompleksitasnya untuk menyiapkan data untuk tugas klasifikasi [12]–[14]. Pertama, dataset akan ditokenasi untuk membagi kata-kata menjadi bentuk token, kemudian dilakukan beberapa proses [15] :

a. Menghapus Tanda Baca (Punctuation)

Jika ada banyak tanda baca dalam data teks, mereka harus dihapus. Karena tanda baca tidak memiliki arti atau makna dalam analisis teks, ini dikenal sebagai penghapusan tanda baca.

b. Menghapus Kata Hubung (Stopwords)

Pentingnya stopwords adalah sebagian besar data teks mengandung kata-kata umum yang tidak memiliki makna, yang pasti akan memengaruhi keakuratan hasil analisis. Kata-kata ini biasanya muncul dalam jumlah yang signifikan.

c. Lemmatization

Lemmatisasi adalah proses mereduksi variasi kata menjadi akar kata untuk mendapatkan hasil analisis yang lebih baik. Variasi di dalam kata pasti ada, seperti halnya kata dengan sifat kalimat aktif atau pasif.

d. Stemming

Stemming adalah proses mengembalikan kebentuk dasar dari sebuah kata, seperti memetakan kumpulan kata dasar yang sama, bahkan jika kata dasar itu sendiri bukan kata yang sah dalam bahasa.

2) Klasifikasi Sentiment Lexicon Based

Lexicon based pada penelitian ini menggunakan kamus vader lexicon. Sebelum dilakukan hitung polarity dari kamus lexicon. Nilai ambang yang disarankan biasanya adalah:

a. Sentimen positif :

skor compound ≥ 0.5

b. Sentimen netral :

(skor compound > -0.5)
dan (skor compound < 0.5)

c. Sentimen negatif :

skor compound ≤ -0.5

3) Visualisasi

Tahap ini dilakukan untuk memberikan gambaran secara visual kesesuaian antara komentar dengan rating yang diberikan oleh pengguna berdasarkan hasil lexicon based. Visualisasi bisa

dalam bentuk diagram bar untuk menunjukkan hasil class sentiment analysis, bar plot untuk menunjukkan kesesuaian dengan rating dan wordcloud untuk menampilkan kumpulan korpus yang dihasilkan dari praproses.

Implementasi

Pada bab ini akan dibahas hasil dari penelitian yang sudah dilakukan. Dataset yang dipakai dalam penelitian ini bersumber dari dataset Kaggle. Data sebanyak 2.292 dengan menggunakan 3 attribut yaitu time, review dan rating. Dataset ini belum memiliki label kelas, dan telah berhasil dilakukan klasifikasi berdasarkan kelas sentiment positive, neutral dan Negative. Pembahasan tiap proses akan dijelaskan sebagai berikut :



1) Praproses

Pada step ini telah dilakukan serangkaian proses seperti yang telah dideskripsikan pada metode penelitian dan hasil uji coba seperti berikut.

Tabel 1. Hasil Praproses

Review	Hasil Praproses
'Tried to set up an account and, upon entering my birthdate the app filled in the year as 2023. Go figure, a two month old is too young to agree to the Terms of Service. No way to correct the entry. Wow! If they can't even get that right . . .'	'tri set account upon enter birthdate app fill year 2023 go figur two month old young agre term servic way correct entri wow even get right'
'Works well, and I enjoy the haptic feedback, that's a nice touch. But please add touch. But please add support io shortcut	'work well enjoy haptic haptic feedback nice touch pleas add support io shortcut

Review	Hasil Praproses
support for iOS shortcuts, that would make this so useful. Right now it's basically the same thing as going to the ChatGPT website, but if you were to add shortcut support then it could do so much more to integrate with other workflows.\n\nIt doesn't appear to support the ChatGPT developer alpha, which is different from the paid premium plan access rather than having to separately pay \$20 a month for premium chat when I already have pay-as-you-go API access. But I imagine that's not a priority for the target	would make use right basic thing go chatgpt websit add shortcut support could much integr workflow also appear support chatgpt develop plug in alpha differ paid premium plan chat gpt plug in paid premium plan web access plug support model mobil app although updat premium alpha, which is get access wish way use paid api plan access rather separ chat GPT plug-ins. I pay 20 month don't have a paid premium chat already pay go api access imagin prioriti target market app'

Review	Hasil Praproses
market for this app	
 u200d 	

Dari dua contoh komentar asli dan hasil komentar setelah dilakukan praproses jelas terlihat data lebih ringkas dan masih memberikan kalimat yang deskriptif. Symbol dan kata yang tidak penting telah dihapus.

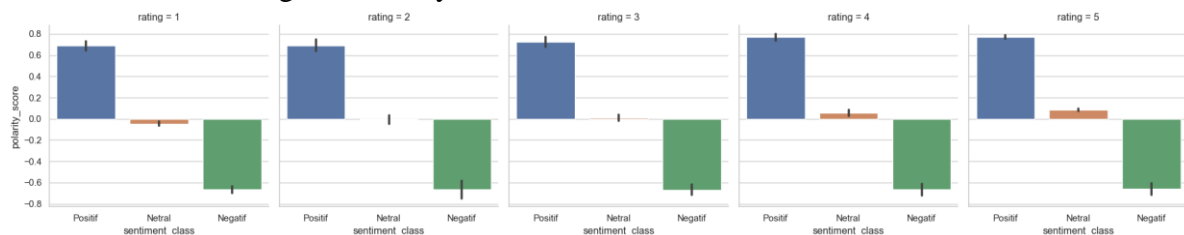
2) Klasifikasi dengan Lexicon Based

Pertama yang dilakukan praproses adalah menentukan nilai sentiment terhadap kamus lexicon VADER dengan model sebagai berikut, dengan ambang batas nilai compound yang sudah dijelaskan pada metode penelitian.

	text	rating	polarity_score	sentiment_class
0	point most us chatgpt window desktop us googl ...	4	0.9413	Positif
1	us sint inii roi wait mobi apply ev sint us we...	4	0.7579	Positif
2	ap would almost perfect on littl thing search ...	4	0.9394	Positif
3	rec download ap overall gre platform excel pot ...	4	0.9260	Positif
4	apprecy dev impl sir support already enh us ap...	4	0.8910	Positif
5	doubt technolog absolv lif chang espec know th...	1	0.7351	Positif
6	pleas provid tablet expery ipad collaps list h...	3	-0.4767	Netral
7	chat gpt sery under dud mean mobi ap tot gam c...	4	0.9891	Positif
8	ap oppos websit feel lik answ appear quick gre...	5	0.1027	Netral
9	tim ap tout chat gpt us chat gpt softw origin ...	5	0.1531	Netral

Gambar 3. Hasil Klasifikasi Metode Lexicon

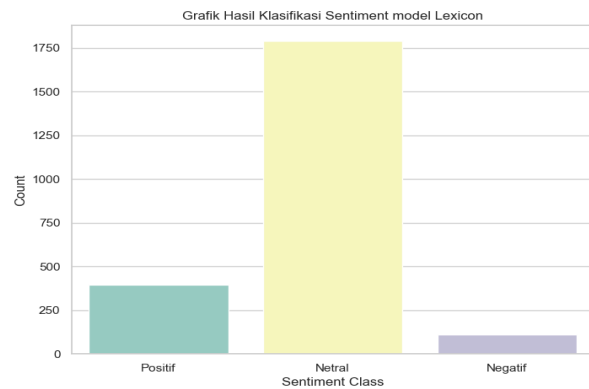
Pada Gambar 3 di atas ditampilkan hasil klasifikasi dari beberapa komentar dengan nilai polarity dan kelas dengan label positive, neutral dan negative. Hasil klasifikasi dari 2.292 komentar Netral sebanyak 1.788, Positif 395 dan Negatif sebanyak 109.



Gambar 5. Hasil klasifikasi Sentiment Berdasarkan Rating

Seperti yang terlihat pada Gambar 5 dari rating satu sampai lima, memiliki komentar yang cenderung positif dan negatif. Pada rating satu, empat dan lima yang

Ditampilkan dengan Gambar 4 berikut ini.



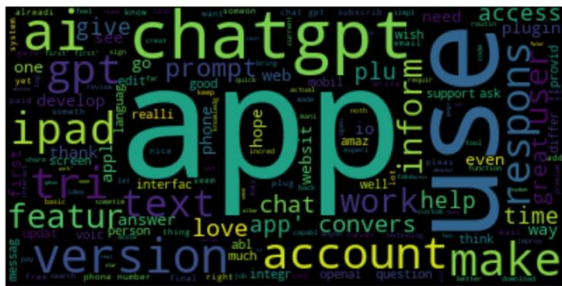
Gambar 4. Grafik Hasil Klasifikasi Metode Lexicon

3) Analisis sentiment dengan rating

Dari 3 kelas yang dihasilkan pada tahap klasifikasi, menunjukkan bahwa kelas netral memiliki jumlah paling banyak. Dan negative memiliki jumlah paling sedikit. Akan tetapi perlu kita lakukan analisis bagaimana komentar dengan kesesuaian pada rating yang diberikan oleh pengguna. Hasil visualisasi yang ditampilkan pada Gambar 4 berikut menunjukkan jumlah komentar pada masing-masing rating pada dataset.

menunjukkan sedikit terdapat koemntar netral. Dari analisis ini dapat disimpulkan bahwa, pemberian nilai rating belum tentu menunjukkan dari ungkapan komentar. Itu

dapat dilihat dari visualisasi hasil klasifikasi pada rating satu. Rating satu secara umum dapat dikatakan jelek, akan tetapi pada pemberi tanda rating satu ini banyak berisi komentar yang diklasifikasikan dalam kategori positif. Hasil visualisasi wordsclound juga ditampilkan pada penelitian ini.



Gambar 6. Wordcloud Analisis Sentimen

KESIMPULAN

Dari ujicoba yang telah dilakukan pada penelitian ini dapat disimpulkan bahwa, klasifikasi analisis sentimen dapat dilakukan dengan cara *unsupervised learning* dengan metode Lexicon. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa metode ini mampu mengklasifikasikan setiap komentar dengan kelas yang sudah ditentukan berdasarkan nilai polarity yaitu positif, negative dan netral. Penelitian ini tidak dapat di ukur tingkat akurasi dikarena dataset tidak memiliki label manual pada kelas sentimennya. Akan tetapi penelitian ini telah menganalisis dari hasil klasifikasi ini dengan rating yang diberikan, bahwa pada rating satu sampai lima tidak selalu membuktikan bahwa komentarnya bersifat positif atau negatif. Meskipun menggunakan metode lexicon yang sederhana, penelitian ini dapat memberikan wawasan awal tentang bagaimana sentimen pengguna berkaitan dengan rating. Hasil analisis ini dapat menjadi dasar untuk analisis lebih lanjut yang melibatkan metode yang lebih canggih dan penilaian yang lebih mendalam.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Liu, *Sentiment analysis: Mining opinions, sentiments, and emotions*. 2015. doi: 10.1017/CBO9781139084789.
- [2] K. Arun and A. Srinagesh, "Multilingual Twitter sentiment analysis using machine learning," *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, vol. 10, no. 6, pp. 5992–6000, 2020, doi: 10.11591/ijece.v10i6.pp5992-6000.
- [3] A. Baliyan, A. Batra, and S. P. Singh, "Multilingual sentiment analysis using RNN-LSTM and neural machine translation," in *Proceedings of the 2021 8th International Conference on Computing for Sustainable Global Development, INDIACom 2021*, 2021. doi: 10.1109/INDIACom51348.2021.00126.
- [4] A. Mehta, Y. Parekh, and S. Karamchandani, "Performance evaluation of machine learning and deep learning techniques for sentiment analysis," in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2018. doi: 10.1007/978-981-10-7512-4_46.
- [5] P. Cen, K. Zhang, and D. Zheng, "Sentiment Analysis Using Deep Learning Approach," vol. 2, no. 1, pp. 17–27, 2020, doi: 10.32604/jai.2020.010132.
- [6] M. Heikal, "ScienceDirect Sentiment Analysis of Arabic Tweets using Deep Learning Sentiment Analysis of * Arabic Tweets using Deep Learning," *Procedia Comput Sci*, vol. 142, pp. 114–122, 2018, doi: 10.1016/j.procs.2018.10.466.
- [7] C. N. Dang, M. N. Moreno-García,

- and F. De La Prieta, “Hybrid Deep Learning Models for Sentiment Analysis,” *Complexity*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1155/2021/9986920.
- [8] C. N. Dang, M. N. Moreno-García, and F. De La Prieta, “Hybrid Deep Learning Models for Sentiment Analysis,” *Complexity*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1155/2021/9986920.
- [9] P. Sreevidya, S. Veni, A. V. Vidyapeetham, A. V. Vidyapeetham, and A. Info, “Sentiment analysis by deep learning approaches 1,3,” vol. 18, no. 2, pp. 752–760, 2020, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.v18i2.13912.
- [10] M. Muadin and H. Asnal, “Implementasi Metode Support Vector Machine Pada Opinion Mining Masyarakat Terkait Chatgpt,” *JOISIE Journal Of Information System And Informatics Engineering*, vol. 7, no. 1, pp. 78–84, 2023.
- [11] A. Erfina and M. Rifki Nurul, “Implementation of Naive Bayes classification algorithm for Twitter user sentiment analysis on ChatGPT using Python programming language,” *Data & Metadata*, vol. 2, p. 45, Jun. 2023, doi: 10.56294/dm202345.
- [12] Y. Albalawi, J. Buckley, and N. S. Nikolov, “Investigating the impact of pre-processing techniques and pre-trained word embeddings in detecting Arabic health information on social media,” *J Big Data*, vol. 8, no. 1, 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00488-w.
- [13] A. F. Hidayatullah and M. R. Ma’arif, “Pre-processing Tasks in Indonesian Twitter Messages,” *J Phys Conf Ser*, vol. 755, no. 1, 2016, doi: 10.1088/1742-6596/755/1/011001.
- [14] S. Mujilahwati, “Pre-Processing Text Mining Pada Data Twitter,” *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 2016, no. Sentika, pp. 2089–9815, 2016.
- [15] R. Feldman and J. Sanger, “Text Mining Preprocessing Techniques,” in *The Text Mining Handbook*, Cambridge University Press, 2006, pp. 57–63. doi: 10.1017/CBO9780511546914.004.