

Analisis Sentimen Komentar Pengguna Aplikasi Threads Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Multinomial Naïve Bayes

Nirwana Samrin¹, Muhammad Nur Akbar²

¹Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Sains Dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, Jl. Sultan Alauddin No.63, Kabupaten Gowa, Sulawesi Selatan, 92113.

Email: 60200120017@uin-alauddin.ac.id

²Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Sains Dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, Jl. Sultan Alauddin No.63, Kabupaten Gowa, Sulawesi Selatan, 92113.

Email: muhammad.akbar@uin-alauddin.ac.id

***Koresponden Author:** Muhammad Nur Akbar, muhammad.akbar@uin-alauddin.ac.id

Accepted: 08 07, 2023 ; Revised: 08 27, 2023; Published: 08 31, 2023

Abstrak

Kemajuan teknologi khususnya teknologi internet dan media sosial telah memungkinkan masyarakat di seluruh negeri untuk terhubung dan berinteraksi satu sama lain. Dalam konteks ini, Instagram menjadi platform yang populer bagi para content creator untuk berbagi karya mereka. Dalam upaya untuk bersaing dengan platform lain, Instagram meluncurkan aplikasi yang terintegrasi bernama Threads, yang memiliki beberapa fitur mirip dengan Twitter. Threads memungkinkan pengguna untuk berbagi unggahan berbasis teks dan menyediakan berbagai fitur lainnya. Untuk meningkatkan kualitas aplikasi ini, pengembang perlu memeriksa komentar pengguna. Namun, jumlah komentar yang masuk sangat banyak sehingga pemeriksaan manual tidak efisien. Oleh karena itu, diperlukan aplikasi otomatis yang dapat mengkategorikan komentar dan menganalisis sentimen pengguna. Dengan menggunakan teknik text mining untuk analisis sentimen, pengembang dapat dengan mudah memilah komentar menjadi positif dan negatif. Multinomial Naive Bayes dipilih karena dirancang khusus untuk data frekuensi kemunculan, seperti dalam analisis teks. Diharapkan bahwa aplikasi ini dapat membantu pengembang dalam meningkatkan kualitas aplikasi yang dihasilkan. Dari hasil penelitian ini didapatkan akurasi sebesar 76%, sudah cukup baik dan sangat memungkinkan untuk dikembangkan sehingga diperoleh hasil yang lebih baik.

Kata kunci: Threads, Multinomial Naïve Bayes, Analisis Sentimen

Abstract

[Sentiment Analysis of User Comments in the Threads Application on Google Play Store Using Multinomial Naive Bayes] The advancement of technology, especially internet and social media technology, has enabled people across the country to connect and interact with each other. In this context, Instagram has become a popular platform for content creators to share their work. In an effort to compete with other platforms, Instagram launched an integrated app called Threads, which shares some features similar to Twitter. Threads allows users to share text-based posts and provides various other features. To enhance the quality of this application, developers need to review user comments. However, the influx of comments is substantial, making manual review inefficient. Therefore, an automated application is required to categorize comments and analyze user sentiment. By utilizing text mining techniques for sentiment analysis, developers can easily sort comments into positive and negative categories. Multinomial Naive Bayes was chosen as it's specifically designed for data with frequency occurrences, such as in text analysis. It is expected that this application can assist developers in improving the quality of the generated app. From the results of this study, an accuracy of 76% was achieved, which is good and offers potential for further development to attain better results.

Keywords: Threads, Multinomial Naïve Bayes, Sentiment Analysis

1. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang semakin berkembang, platform media sosial telah menjadi tempat utama bagi individu untuk berbagi pandangan, pengalaman, dan opini mereka tentang berbagai topik. Media sosial telah menjadi fenomena global yang mengubah cara orang berinteraksi, berkomunikasi, dan mengakses informasi. Di Indonesia, pertumbuhan penggunaan media sosial telah mencapai tingkat yang signifikan dalam dekade terakhir. Sebagai negara dengan populasi yang besar dan semakin terhubung secara digital, Indonesia menyajikan konteks yang menarik untuk memahami bagaimana media sosial mempengaruhi masyarakat, budaya, dan perilaku.

Menurut laporan “Indonesian Digital Report 2022” oleh Hootsuite (We are Social) menyatakan bahwa pengguna media sosial aktif di Indonesia pada tahun 2022 sebesar 191.4 juta atau 68.9% dari total populasi penduduk, meningkat 12.6% dari tahun sebelumnya. Sumber data yang begitu besar atau dikenal dengan istilah *Big Data* tidak berarti selalu informatif. Ukuran dan penambahan informasi yang melebihi kapasitas pembuat keputusan dalam memprosesnya (Kovach & Rosenstiel, 2011) justru menjadi hambatan dalam bertindak dan merusak kualitas proses pengambilan keputusan.

Salah satu platform terbaru yang cukup populer di kalangan pengguna muda adalah Threads yang diluncurkan oleh Instagram. Pimpinan Meta, Mark Zuckerberg mengatakan bahwa aplikasi Threads yang baru diluncurkan tersebut bertujuan untuk mengungguli Twitter. Threads juga memungkinkan pengguna untuk memposting hingga 500 karakter, dan memiliki banyak fitur mirip Twitter (D. V. Putsanra, 2023). Secara garis besar, Threads mirip seperti Twitter yang fungsinya

mewadahi pengguna untuk membagikan unggahan berbasis teks. Namun tampilan dan fitur threads sedikit berbeda dari Twitter, meski beberapa fungsinya ada yang mirip. Threads punya beberapa fitur seperti melihat profil, mengecek mention, dan lainnya (Anez, 2023).

Dalam konteks ini, analisis sentimen terhadap aplikasi Threads memiliki signifikansi yang penting dalam berbagai aspek bisnis dan pengembangan produk. Analisis sentimen membantu pengembang dan perusahaan memahami bagaimana pengguna benar-benar merasakan dan merespons produk mereka. Ini memberikan pandangan yang mendalam tentang bagaimana produk Threads diadopsi oleh pengguna, apakah mereka merasa puas atau tidak puas, serta apa yang membuat mereka senang atau tidak senang dalam menggunakan aplikasi tersebut. Analisis sentimen juga dapat membantu dalam pengambilan keputusan bisnis yang lebih baik. Informasi mengenai sentimen pengguna dapat digunakan untuk merancang strategi bisnis yang lebih baik, mengalokasikan sumber daya dengan lebih efektif, serta merencanakan langkah-langkah pengembangan produk berdasarkan preferensi dan harapan pengguna.

Analisis sentimen melibatkan pemrosesan bahasa alami dan statistik komputasional untuk mengklasifikasikan teks atau data berdasarkan polaritas emosional seperti positif, negatif, atau netral. Multinomial Naive Bayes adalah salah satu metode yang umum digunakan dalam analisis sentimen karena kinerja baiknya dalam klasifikasi teks. Dalam konteks aplikasi Threads, analisis sentimen menggunakan Multinomial Naive Bayes dapat memberikan wawasan mendalam tentang bagaimana pengguna merasakan

berbagai fitur, topik, atau percakapan yang ada dalam aplikasi tersebut.

Meskipun metode Multinomial Naive Bayes telah terbukti efektif dalam banyak kasus analisis sentimen pada komentar terkait suatu produk digital (Hadaina & Budiyanto, 2022), ada tantangan dalam mengaplikasikannya pada konteks aplikasi Threads. Variasi bahasa, penggunaan slang, serta konteks khusus dalam percakapan di Threads adalah beberapa faktor yang harus dipertimbangkan. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan dan mengevaluasi kinerja Multinomial Naive Bayes dalam analisis sentimen pengguna aplikasi Threads dengan mempertimbangkan kompleksitas bahasa dan konteks percakapan di dalamnya.

2. METODE

2.1 Data

Dataset dikumpulkan melalui proses crawling dengan menggunakan *library* yang tersedia pada bahasa pemrograman python menggunakan Google Colab yang hasil akhirnya terdiri dari dua atribut yaitu atribut content dan class. Dataset tersebut berisi ulasan komentar pengguna aplikasi Threads yang ada pada Google Play Store yang terdiri dari 300 *record*. Pada atribut class berisi kategori positif dan negatif yang kemudian disimpan dalam format .csv.

2.2 Text Mining

Text Mining didefinisikan sebagai ekstraksi non-trivial dari informasi tersembunyi, yang sebelumnya tidak diketahui, dan berpotensi berguna dari (sejumlah besar) data tekstual (Waegel, 2006). Text Mining merupakan bidang baru yang mencoba mengekstrak informasi yang bermakna dari teks bahasa alami. Dapat didefinisikan pula sebagai proses menganalisis teks untuk mengekstrak informasi yang berguna untuk tujuan tertentu. Dibandingkan dengan jenis data yang disimpan dalam database, teks memiliki

karakteristik tidak terstruktur, ambigu, dan sulit untuk diproses. Namun demikian, pada masa modern saat ini, teks adalah cara paling komunal untuk pertukaran informasi secara formal. Text mining biasanya berkaitan dengan teks berupa komunikasi informasi aktual atau pendapat, dan rangsangan untuk mencoba mengekstrak informasi dari teks tersebut secara otomatis.

Text Mining serupa dengan data mining, kecuali bahwa tools data mining (Navathe, 2000) hanya dirancang untuk menangani data terstruktur dari database, sedangkan tools text mining juga dapat bekerja dengan kumpulan data tidak terstruktur atau semi-terstruktur seperti email, dokumen teks, dan file HTML, dll. Sehingga text mining adalah dianggap solusi yang jauh lebih baik.

2.3 Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah sebuah teknik atau cara yang digunakan untuk mengidentifikasi bagaimana sebuah sentimen diekspresikan menggunakan teks dan bagaimana sentimen tersebut bisa dikategorikan sebagai sentimen positif maupun sentimen negatif (Nasukawa, 2003). Analisis sentimen merupakan sebuah proses untuk menentukan sentimen atau opini dari seseorang yang diwujudkan dalam bentuk teks dan bisa dikategorikan sebagai sentimen positif atau negatif (Nurrun, 2016).

Menurut Liu, analisis sentimen adalah penambangan opini, adalah bidang studi yang menganalisis pendapat orang, sentimen, evaluasi, penilaian, sikap, dan emosi terhadap entitas seperti produk, layanan, organisasi, individu, isu, peristiwa, topik, dan atributnya (Liu, 2012).

Sebuah alat bantu penambangan opini merupakan pemrosesan sekumpulan hasil pencarian dari suatu item yang diberikan, menghasilkan satu daftar atribut produk (misal kualitas, fitur, dan lain-lain) dan menghitung agregasi dari opini dari

masing-masing atribut tersebut (rendah, sedang, tinggi)(Dave, 2003).

Tugas dasar analisis sentimen adalah mengelompokkan polaritas teks yang ada dalam dokumen, kalimat, atau opini. Polaritas berarti apakah teks suatu dokumen, kalimat, atau opini memiliki sisi positif atau negatif (Wahyudi, 2021). Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis penilaian pengguna terhadap aplikasi Threads pada Google Play menggunakan metode klasifikasi dengan algoritma Multinomial Naïve Bayes.

2.4 Multinomial Naïve Bayes

Salah satu metode klasifikasi yang sederhana tetapi memiliki akurasi yang cukup tinggi yakni Naïve Bayes. Naïve Bayes merupakan metode yang bekerja sangat baik dan efektif dan efisien dibanding dengan metode klasifikasi lain. Metode Naïve Bayes menunjukkan akurasi dan kecepatan yang tinggi jika diimplementasikan pada basis data yang besar. Metode ini sering digunakan dalam menyelesaikan masalah dalam machine learning karena memiliki akurasi yang tinggi dengan perhitungan sederhana (Rish, 2006).

Salah satu model Naïve Bayes yang sering digunakan dalam klasifikasi teks adalah Multinomial Naïve Bayes (MultinomialNB) (Manning, 2008). Pengklasifikasian kelas dari suatu dokumen pada Multinomial Naïve Bayes tidak hanya ditentukan berdasarkan jumlah kata yang terdapat pada dokumen tersebut tetapi juga ditentukan oleh frekuensi kemunculan kata tersebut. Secara umum, Multinomial Naïve Bayes memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan Naïve Bayes dalam pengklasifikasian dokumen terutama pada jumlah data yang besar (Rahman, 2017), (Nastiti, 2019).

2.5 Metodologi Penelitian

Tahapan penelitian yang lebih rinci berdasarkan Gambar.1 maka bisa dijelaskan sebagai berikut :

1. Identifikasi Masalah

Mengamati dan menemukan permasalahan yang terjadi pada aplikasi Threads dilihat dari komentar pengguna aplikasi Google Playstore.

2. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data review Google Play Store pada aplikasi Threads sebanyak 300 data sentimen. Data tersebut didapatkan dari laman review Google Play Store, kemudian diolah menggunakan Google Collab agar data dapat diolah ke tahap selanjutnya.

3. Preprocessing Data

Preprocessing merupakan salah satu tahapan yang penting untuk data pada proses mining. Tujuan dari preprocessing adalah mengubah data ke dalam format yang mudah dipahami dan juga mengatur format data agar lebih baik. Ada beberapa tahapan yang dilalui pada proses preprocessing diantaranya:

- a) Cleaning. digunakan untuk menghapus beberapa karakter yang bukan termasuk dari huruf abjad. Contohnya menghapus emoticon, menghapus karakter angka, hastag(#), mention (@), dan menghapus URL dan link yang ada pada komentar.
- b) Filtering yaitu pembuangan kata-kata tidak penting dari hasil token. Selain juga dilakukan penghapusan tanda baca stopword.
- c) Stemming yaitu merubah kata dasar dari kata yang berimbuhan.
- d) Tokenizing yaitu memisahkan dokumen menjadi potongan kata

4. Split Data

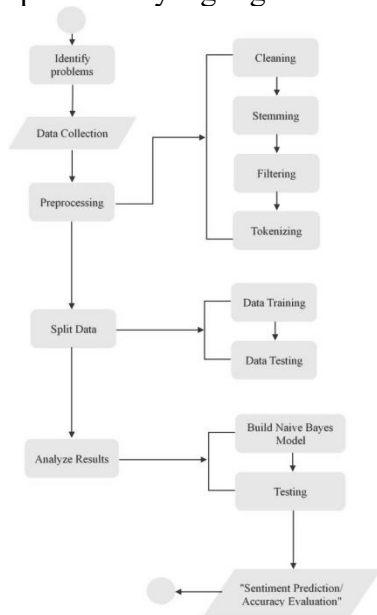
Data akan dipisahkan menjadi 2 bagian yaitu: *data training* dan *data testing*. Dimana *data training* lebih

besar dibandingkan dengan *data testing* yaitu 80:20.

5. Analyze Results

Dalam tahap ini, dilakukan proses modeling menggunakan algoritma Multinomial Naïve Bayes yang kemudian diimplementasikan kedalam data testing. Sehingga, dapat menghasilkan nilai evaluasi prediksi dan akurasi dari proses modeling analisis sentimen.

Berikut adalah gambar dari tahapan penelitian yang digunakan.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Scrapping Data

Proses Scrapping Data merupakan proses pengumpulan data dari aplikasi Thread.

reviewId	username	userImage	content	score	thumbsUpCount	reviewCreatedVersion	isReplyContent	replyAt	replyVersion
6888440-454-454-454	Satrio Gah	https://i.pinimg.com/234x/454/454/454/454-454-454-454.jpg	Berguna banget sih ini, bikin orang lain tau k...	5	0	216.0.0.122	2022-04-13	None	None
4545454-454-454-454	Fajri Canto	https://i.pinimg.com/234x/454/454/454/454-454-454-454.jpg	Keren sih, Dm dan story terpisah dari Instagram...	5	0	None	2022-04-13	None	None
4545454-454-454-454	Im Baku	https://i.pinimg.com/234x/454/454/454/454-454-454-454.jpg	Bagus	5	0	216.0.0.122	2022-04-13	None	None
4545454-454-454-454	Muhammad	https://i.pinimg.com/234x/454/454/454/454-454-454-454.jpg	manusia rasa sosial agar punya teman dan kasih...	5	1	None	2022-04-13	None	None
4545454-454-454-454	Rafaela	https://i.pinimg.com/234x/454/454/454/454-454-454-454.jpg	Add "reply" on chat just like Direct Message	4	0	216.0.0.122	2022-04-13	None	None

Gambar 2. Scrapping Data

Pada gambar diatas dapat dilihat hasil proses scrapping dengan menampilkan beberapa atribut seperti reviewId, username, userImage, content, score, thumbsUpCount, reviewCreatedVersion,

replyContent, repliedAt, appVersion.. Dari data yang telah didapatkan, hanya atribut content yang akan diproses selanjutnya.

	content
0	Berguna banget sih ini, bikin orang lain tau k...
1	Keren sih, Dm dan story terpisah dari Instagram...
2	Bagus
3	manusia rasa sosial agar punya teman dan kasih...
4	Add "reply" on chat just like Direct Message

Gambar 3. Content Atribut

3.2 Labeling Data

Pada proses ini, dilakukan proses labeling secara manual yakni memberikan label positif dan negatif terhadap atribut content berdasarkan komentar yang ada. Berikut merupakan proses labeling.

```

{'content': 'Bagus banget', 'class': 'positif'},
{'content': 'buset pas diperbaruin ko jdi jelek ya', 'class': 'negatif'},
{'content': 'Aplikasi ini jelek banget', 'class': 'negatif'},
{'content': 'Jelek', 'class': 'negatif'},
{'content': 'aplikasi ini sangat mudah dan cepat untuk melakukan', 'class': 'positif'},
{'content': 'Bagus banget aplikasinya', 'class': 'positif'},

```

Gambar 4. Labeling data

Kemudian tampilkan data yang telah dilakukan label tersebut.

	content	class
0	Berguna banget sih ini, bikin orang lain tau k...	positif
1	Keren sih, Dm dan story terpisah dari Instagram...	positif
2	Bagus	positif
3	manusia rasa sosial agar punya teman dan kasih...	positif
4	'Add "reply" on chat just like Direct Message'	positif
...
295	Aplikasi tsb hendak kami penggunaan, semoga baik	positif
296	Seperti Messenger milik Facebook... Bagus ap...	positif
297	Buka pesan DM, suka force close sendiri dan t...	Negatif
298	Lumayan	Negatif
299	ANOTHER "PATH" NEW VERSION. GOOD JOB FACEBOOK...	positif

300 rows x 2 columns

Gambar 5. Hasil labeling data

3.3 Data Cleaning

Pada proses ini dilakukan pembersihan data yakni melakukan penghapusan data duplikat, emoji, karakter spesial, angka, kata yang berulang, kata yang terdiri dari 3 huruf

dan spasi yang berlebih serta melakukan case folding pada atribut content.

Bagusssssssssssssssssssss saya kasih bintang ...	bagusssssssssssssssssssss kasih bintang
Aplikasinya bagus banget 🤗	aplikasi nya bagus banget
Bagussss	bagussss

Gambar 6. Data cleaning

Selanjutnya melakukan normalisasi kata yakni proses mengubah kata – kata ke dalam bentuk standar atau bentuk yang seragam agar lebih mudah untuk dibandingkan, dianalisis, atau diproses.

content	class	clean_review	normalization
Bagussss	positif	bagussss	bagussss
Mantul	positif	mantul	mantap betul
Suka	positif	suka	suka

Gambar 7. Normalisasi

3.4 Teks Preprocessing

Pada Teks Processing ini terdapat beberapa tahapan didalamnya. Adapun tahapan tersebut sebagai berikut.

a) Tokenizing

Tokenizing adalah proses mengubah teks menjadi token/unit lebih kecil, seperti kata – kata atau frasa, dengan menghilangkan karakter – karakter seperti spasi atau tanda baca sebagai pemisah.

b) Stopword Removal

Stopword removal adalah proses menghapus kata – kata yang tidak penting atau kata yang tidak memberikan kontribusi signifikan pada analisis teks. Misalnya, kata “juga”, “dan”, “yang”, dan sebagainya.

c) Stemming

Stemming adalah proses mengubah kata – kata menjadi bentuk dasar atau kata dasar dengan menghilangkan afiks atau akhiran kata.

Adapun hasil dari ketiga proses diatas adalah sebagai berikut.

content	class	clean_review	normalization	tokenizing	stopword_removed	stemming
Berguna banget sih ini, bikin orang lain tau k...		berguna banget bikin orang lain kita lagi n...	berguna banget bikin orang lain kita lagi buat...	[berguna, banget, bikin, orang, lain, kita, la...	[berguna, banget, bikin, orang, cuman, diliat...	guna banget bikin orang cuman liat gase...

Gambar 8. Teks preprocessing

3.5 Visualisasi Label

Selanjutnya, dilakukan visualisasi label terhadap data yang telah diproses sebelumnya. Adapun hasil perbandingan dari analisis sentimen positif dan negatif dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 9. Visualisasi label

3.6 Wordcloud Hasil Sentimen

Word cloud adalah visualisasi yang menampilkan kata – kata dari teks yang diberikan, dengan ukuran font yang lebih besar untuk kata – kata yang sering muncul dalam teks. Hal ini dapat membantu pengembang memperoleh insight hal-hal atau fitur apa saja yang dianggap sudah baik maupun yang masih buruk dan perlu perbaikan. Adapun visualisasi untuk Wordcloud positif dan negatif dapat dilihat pada gambar berikut.



Gambar 10. Wordcloud label positif

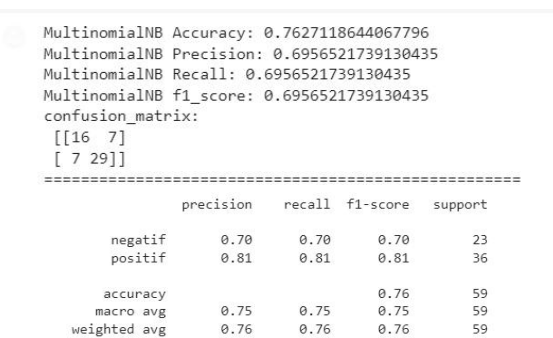


Gambar 11. Wordcloud label negatif

3.7 Build Model

MultinomialNB bekerja dengan menghitung probabilitas kemunculan kata – kata dalam teks yakni positif atau negatif. Model MultinomialNB akan melatih probabilitas distribusi multinomial untuk setiap kata dalam setiap kelas sentimen berdasarkan pada dataset training.

Berikut merupakan hasil akurasi dari model yang telah dibangun dengan algoritma MultinomialNB.



Gambar 12. Akurasi Model

3.8 Evaluasi

Confusion matrix merupakan matriks yang menyimpan informasi untuk mengetahui performa dari model yang digunakan dan digunakan sebagai acuan dari performa klasifikasi dari algoritma yang digunakan pada tahap evaluasi (Oriza, 2021).

Tabel 1. Confusion Matrix

		Predicted Values	
		Positive (0)	Negative (1)
Actual Values	Positive (0)	TP	FP
	Negative (1)	FN	TN

Confusion Matrix adalah sumber informasi apakah model yang digunakan berkinerja baik atau tidak. Hal ini bisa dilihat dari nilai yang dari variabel TP (True Positive) dan variabel TN (True Negative) menunjukkan total prediksi benar yang dibuat oleh model. Sedangkan nilai variabel FP (False Positive) dan variabel FN (False Negative) menunjukkan total prediksi salah yang dibuat oleh model. Penghitungan kinerja model dapat dilakukan dengan menghitung nilai accuracy, precision, recall, dan F1-Score berdasarkan rumus yang terlihat pada persamaan (1), (2), (3) dan (4)

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision+Recall} \quad (4)$$

Accuracy merupakan rasio prediksi Benar (positif dan negatif) dengan keseluruhan data. Precision merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif. Recall merupakan rasio prediksi benar positif dibandingkan dengan keseluruhan data yang benar positif. Sedangkan F1 Score merupakan perbandingan rata-rata presisi dan recall yang dibobotkan.

4. KESIMPULAN

Analisis sentimen menggunakan metode Multinomial Naïve Bayes sangat bergantung pada kualitas data pelatihan, representasi fitur yang digunakan, dan keakuratan model yang dilatih. Evaluasi yang baik terhadap model MultinomialNB juga penting untuk memastikan bahwa model dapat mengklasifikasikan sentimen dengan akurasi yang memadai. Oleh karena itu, penting untuk menguji dan memvalidasi

model menggunakan set pengujian yang independen untuk mendapatkan kesimpulan yang lebih dapat diandalkan.

Dari hasil pengujian didapatkan, ketika data dibagi 80 untuk data *train* dan 20 untuk data *testing*, akurasi yang didapatkan dari model yang dibangun yaitu 76%. Selain itu, untuk evaluasi precision, recall, f1-score dan support didapatkan bahwa nilai evaluasi pada class positif yaitu sebesar 81% lebih besar dibandingkan hasil evaluasi pada class negatif yaitu sebesar 70% yang dalam pengimplementasiannya dapat dianggap relatif sudah cukup baik namun masih sangat memungkinkan untuk dilakukan perbaikan, baik dari segi *preprocessing* data maupun pemilihan algoritma yang lebih sesuai dengan karakteristik data.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kovach, B., & Rosenstiel, T. (2011). *Blur: How to Know What's True in the Age of Information Overload* (1st ed.). Bloomsbury Publishing.
- [2] D. V. Putsanra, "Apa itu Threads di Instagram dan bagaimana cara membuatnya?," *tirto.id*, 2023. <https://tirto.id/apa-itu-threads-di-instagram-dan-bagaimana-menggunakannya-gMGs>
- [3] Anez, "Apa Itu Threads? Aplikasi Baru yang Digadang-gadang Jadi Pengganti Twitter, Trending di Media Sosial," *tribunnews.com*, 2023. <https://jateng.tribunnews.com/2023/07/07/apa-itu-threads-aplikasi-baru-yang-digadang-gadang-jadi-pengganti-twitter-trending-di-media-sosial>
- [4] Waegel, Daniel. 2006. "The Development of Text Mining Tools and Algorithms". Ursinus College, 2006.
- [5] Navathe, Shamkant B., Ramez, Elmasri. 2000. "Data Warehousing and Data Mining" in "Fundamentals of Database Systems", Pearson Education pvt Inc, Singapore, 841-872, 2000.
- [6] T. Nasukawa and J. Yi, "Sentiment analysis: Capturing favorability using natural language processing," *Proc. 2nd Int. Conf. Knowl. Capture, K-CAP 2003*, no. March, pp. 70–77, 2003, doi: 10.1145/945645.945658.
- [7] H. Nurrin Muchammad Shiddieqy, S. Paulus Insap, and W. Wing Wahyu, "Studi Literatur Tentang Perbandingan Metode Untuk Proses Analisis Sentimen Di Twitter," *Semin. Nas. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 2016, no. March, pp. 57–64, 2016.
- [8] B. Liu, "Sentiment analysis and opinion mining," *Synth. Lect. Hum. Lang. Technol.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–167, 2012.
- [9] K. Dave, S. Lawrence, and D. M. Pennock, "Mining the peanut gallery: Opinion extraction and semantic classification of product reviews," in *Proceedings of the 12th international conference on World Wide Web*, 2003, pp. 519–528.
- [10] R. Wahyudi and G. Kusumawardana, "Analisis Sentimen pada Aplikasi Grab di Google Play Store Menggunakan Support Vector Machine," *J. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 200–207, 2021, doi: 10.31294/ji.v8i2.9681.
- [11] I. Rish, "An empirical study of the naive bayes classifier," *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, California, 2006.
- [12] C. D. Manning, P. Raghavan, dan H. Schütze, *Introduction to information retrieval*. New York: Cambridge University Press, 2008.
- [13] Rahman, Wiranto, dan A. Doewes, "Online news classification using multinomial naïve bayes," *ITSMART: Jurnal Ilmiah Teknologi dan Informasi*, vol. 6, no. 1, pp. 32 – 38, 2017.

- [13] V. R. S. Nastiti, S. Basuki, dan Hilman, “Klasifikasi sinopsis novel menggunakan metode naïve bayes classifier,” *Repositor*, vol. 1, no. 2, pp. 125 – 130, 2019.
- [14] Oryza Habibie Rahman, Gunawan Abdillah, and Agus Komarudin, “Klasifikasi Ujaran Kebencian pada Media Sosial Twitter Menggunakan Support Vector Machine,” *J.RESTI (Rekayasa Sistem. dan Teknologi. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 17–23, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2700.
- [15] Hadaina, F., & Budiyanto, U. (2022). Implementasi Metode Multinomial Naïve Bayes Untuk Sentiment Analysis Terhadap Data Ulasan Produk Colearn Pada Google Play Store.