ANALISIS SENTIMEN ULASAN APLIKASI MAXIM PADA GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER

Maulana Raihan Hidayat¹, Ferdiansyah^{2*}

^{1,2}Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Budi Luhur, Jakarta Selatan, Indonesia

Email: ¹2011500838@student.budiluhur.ac.id, ^{2*}ferdiansyah@budiluhur.ac.id

(* : corresponding author)

Abstrak- Pada era digitalisasi ini, transportasi umum semakin maju dengan hadirnya layanan transportasi *online*. Layanan transportasi *online* adalah contoh konkret dari kemajuan teknologi yang didasarkan pada aplikasi. Sekarang, dengan adanya layanan transportasi *online*, memesan transportasi menjadi lebih mudah. Sekarang ada semakin banyak perusahaan layanan transportasi *online* yang muncul, termasuk salah satunya adalah Maxim. Maxim telah digunakan sekitar 47 kota di Indonesia. Maxim juga dikenal dengan harga nya yang terjangkau. Dikarenakan banyaknya penggemar aplikasi Maxim, penulis tertarik untuk melakukan Analisis Sentimen pada aplikasi tersebut. Penggunaan analisis sentimen dilakukan dengan mengevaluasi ulasan pengguna aplikasi Maxim di *Google Play Store* menggunakan *Naïve Bayes Classifier*. Penelitian ini dilakukan oleh penulis untuk memperoleh pendapat pengguna yang dapat bermanfaat bagi pengembang aplikasi dalam meningkatkan kualitas aplikasinya. Temuan studi menunjukkan bahwa meskipun aplikasi Maxim menerima banyak tanggapan positif, terdapat juga beberapa tanggapan negatif yang dapat menjadi acuan bagi pengembang aplikasi tersebut.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Maxim, Naïve Bayes Classifier, Google Play Store

SENTIMEN ANALYSIS OF MAXIM APP REVIEWS ON GOOGLE PLAY STORE USING THE NAÏVE BAYES CLASSIFIER METHOD

Abstract- In this era of digitalization, public transportation is increasingly advanced with the presence of online transportation services. Online transportation services are a concrete example of technological progress based on applications. Now, with online transportation services, ordering transportation has become easier. Now more and more online transportation service companies are emerging, including Maxim. Maxim has been used in around 47 cities in Indonesia. Maxim is also known for its affordable prices. Due to the large number of fans of the Maxim application, the author is interested in conducting Sentiment Analysis on the application. The use of sentiment analysis was carried out by evaluating user reviews of the Maxim application on the *Google Play Store* using the *Naïve Bayes Classifier*. This research was conducted by the author to obtain user opinions which can be useful for application developers in improving the quality of their applications. The study findings show that although the Maxim application received many positive responses, there were also some negative responses which can be a reference for the application developer.

Keywords: Sentiment Analysis, Maxim, Naïve Bayes Classifier, Google Play Store

1. PENDAHULUAN

Transportasi adalah alat yang sering digunakan untuk mengangkut barang dan orang dari satu lokasi ke lokasi lain. Kendaraan, entah itu berupa motor atau mobil, sangat penting untuk kegiatan sehari-hari. Tetapi penambahan jumlah penduduk yang menggunakan kendaraan dapat menyebabkan kemacetan yang signifikan di Indonesia, terutama di perkotaan yang padat. Oleh karena itu, pemerintah kini sedang mendorong masyarakat agar menggunakan transportasi umum [1].

Pada era digital ini, transportasi umum semakin maju berkat adanya layanan transportasi *online* yang diperkenalkan. Transportasi *online* adalah hasil nyata dari kemajuan teknologi berbasis aplikasi. Transportasi ini meraih dukungan yang cukup besar sejak awal munculnya karena dianggap sebagai inovasi terbaik oleh masyarakat. Transportasi *online* adalah perubahan dari transportasi konvensional yang sebelumnya hanya berhenti di tempat tertentu untuk menunggu dan mengambil penumpang. Sekarang, berkat layanan transportasi *online*, memesan menjadi lebih praktis. Pengguna dapat memesan melalui ponsel mereka, kemudian pengemudi transportasi online akan menuju ke lokasi penjemputan yang tertera di aplikasi. Kelebihan ini adalah yang membuat layanan transportasi online sangat diminati saat ini [1].

Google Play Store sebagai platform untuk mengunduh aplikasi, memiliki fasilitas yang menarik berupa ulasan pengguna terhadap aplikasi tersebut. Tujuan dari ulasan tersebut adalah sebagai panduan yang efektif dan efisien dalam mencari informasi tentang suatu produk khusus. Ulasan juga bisa menjadi tempat bagi para pengguna untuk memberikan suatu opini positif atau negatif. Membuat ulasan-ulasan ini secara manual adalah suatu tugas yang sulit. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang mampu melaksanakan tugas tersebut [1].

Metode yang bisa dilakukan adalah analisis sentimen. Analisis sentimen adalah metode untuk mengidentifikasi pendapat tentang topik tertentu dalam sejumlah data. NBC adalah metode yang sering digunakan untuk klasifikasi, yang disebut *Naïve Bayes Classifier*. Metode ini simpel tetapi memiliki tingkat keakuratan dan kinerja yang tinggi dalam mengklasifikasikan teks. Analisis sentimen merupakan metode untuk mengekstrak data berbasis teks guna mendapatkan informasi mengenai apakah sentimen tersebut positif atau negatif. Pada akhirnya, analisis sentimen akan memilah polaritas teks dalam kalimat atau dokumen tersebut untuk menentukan apakah sentimen yang diungkapkan bersifat positif atau negatif. Polaritas merujuk pada apakah pesan dalam sebuah kalimat atau dokumen cenderung bersifat positif atau negatif [1].

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh [3], membahas tentang “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi di Google Play Store dengan *K-Nearest Neighbor*”. Penelitian ini membahas tentang bagaimana analisis sentimen dilakukan pada data ulasan aplikasi Maxim menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*. Meskipun telah dilakukan penelitian sebelumnya, namun penelitian ini berbeda dengan penelitian sebelumnya karena hanya menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* untuk menganalisis opini pelanggan terhadap aplikasi Maxim.

Penelitian ini akan menganalisis sentimen pengguna terhadap aplikasi Maxim dengan menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*. Metode yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah pengumpulan data ulasan aplikasi Maxim dari Google Play Store melalui *scraping*, pemrosesan data, dan analisis sentimen menggunakan *Naïve Bayes Classifier*. Diharapkan sistem yang dibuat dapat meningkatkan kualitas aplikasi Maxim dengan memahami respon pengguna dan menentukan area perbaikan yang diperlukan untuk meningkatkan kepuasan pelanggan.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Penerapan Metode

Perancangan *text mining* berbasis website untuk menganalisis sentimen pengguna pada aplikasi Maxim menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier* terdiri dari beberapa tahap utama, dapat dilihat pada Gambar 1:

- Pengumpulan data ulasan yang berasal dari Google Play Store.
- Pelabelan data pada ulasan yang sudah didapatkan melalui pengumpulan data.
- Pemrosesan data: Data dimasukkan dan dibaca oleh sistem, Data dibersihkan untuk menghasilkan data yang bersih, Kata-kata dibobot dengan metode TF-IDF.
- Klasifikasi data dengan algoritma *Naïve Bayes Classifier*.

Gambar 1. Tahapan Metode

2.2. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data ulasan dari Google Play Store dilakukan melalui teknik *Web Scraping*. Kemudian dataset tersebut disimpan dalam format CSV setelah itu. Dataset ini terdiri dari teks berupa kalimat atau kata yang berisi opini, pendapat, atau emosi, yang kemudian akan diproses melalui beberapa tahap untuk menghitung nilai atau jumlah teks tersebut [2].

2.3. Pelabelan Data

Setelah data dikumpulkan, data tersebut dianalisis dengan memberi label pada setiap ulasan dan diproses secara otomatis oleh sistem yang dihasilkan. Memberikan label pada dataset bertujuan untuk membuat representasi dari objek data uji dan membantu dalam memahami cara mengenali sentimen terhadap data [3].

2.4. Pemrosesan Data

Tahap pemrosesan (*preprocessing*). Pertama, akan dilakukan penghapusan karakter-karakter spesial, huruf, url, dan *hashtag* pada tahap *cleansing*. Setelah itu, semua teks akan diubah menjadi huruf kecil melalui tahap *casefolding*. Selanjutnya, kata-kata informal akan diubah menjadi kata formal menggunakan tahap *slangword*, dan kata-kata yang tidak diperlukan akan dihapus dengan tahap *stopwords*. Proses terakhir dari *preprocessing* adalah normalisasi atau *stemming* guna menghapus imbuhan dari kata-kata menjadi bentuk dasarnya [4].

- Cleansing*, Pada tahap ini, fokus utamanya adalah mengumpulkan semua kata yang muncul dan menghilangkan semua tanda baca serta simbol yang bukan huruf.
- Case folding*, Target utama tahap ini adalah mengubah huruf besar menjadi huruf kecil untuk mempermudah pencarian, karena tidak semua dokumen mengikuti aturan tersebut. *Casefolding* menjaga keseragaman huruf dalam data, mempermudah proses teks berikutnya [5].
- Slangword*, merupakan proses untuk mengganti kata tidak baku yang merupakan kata gaul. Seperti kata “ngga” akan dirubah menjadi “tidak”. Cara ini menggunakan daftar kata-kata slang yang tersedia dalam database [6].
- Stopword*, Pada tahap ini, penghapusan *stopword* melibatkan pembuangan kata-kata yang memiliki sedikit makna tetapi sering terjadi dalam teks. Contohnya, perkataan 'bagi', 'yang', dan 'apa' adalah contoh perkataan yang biasa digunakan. Cara ini menggunakan daftar *stopword* yang tersedia dalam database [7].
- Stemming* adalah proses *preprocessing* yang mengubah kata menjadi bentuk dasar dengan menghapus imbuhan untuk memperbaiki pengejaan kata. Proses ini menggunakan *library Sastrawi* dalam *Python* [5].

2.5. TF-IDF

Algoritma TF-IDF (*Term Frequency* dan *Inverse Document Frequency*) pada persamaan 1 dan 2 sering digunakan untuk menentukan relevansi kata-kata dalam suatu dokumen. TF dan IDF bekerja sama untuk mengidentifikasi kata-kata penting dalam dokumen, meningkatkan akurasi dan efisiensi pencarian informasi [8].

$$tf(w_i, d_j) = \frac{\text{Jumlah kemunculan } w_i \text{ pada dokumen } d_j}{\text{jumlah kata pada dokumen } d_j} \quad (1)$$

$$idf_i \left(\frac{N}{df_i} \right) \quad (2)$$

Keterangan:

w_i = banyak suatu kata

d_j = jumlah kata pada dokumen

N = jumlah dokumen dalam corpus

df_i = jumlah dokumen yang ada pada kata i

2.6. Naïve Bayes Classifier

Metode *Naïve Bayes Classifier* adalah metode lain untuk mengklasifikasikan data dengan memanfaatkan prinsip probabilitas dasar dan teorema Bayes dengan tingkat independensi yang tinggi. Metode ini sesuai untuk aneka ragam data dengan kecepatan klasifikasi dan tingkat ketepatan yang tinggi [9]. Rumus dasar yang dipakai dalam metode *Naïve Bayes* adalah rumus Bayes, yang menghitung probabilitas kejadian A sebagai B berdasarkan probabilitas B jika A terjadi, probabilitas A, dan probabilitas B, seperti yang tertera dalam persamaan 3.

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \times P(A)}{P(B)} \quad (3)$$

Tiap data pada *Naïve Bayes Classifier* direpresentasikan sebagai pasangan atribut $\langle a_1, a_2, a_3, \dots, a_n \rangle$ dimana a_1 merupakan kata pertama, a_2 merupakan kata kedua, dan seterusnya, sementara V adalah himpunan kelas. Ketika melakukan klasifikasi, teknik ini akan menentukan kategori atau kelas dengan probabilitas tertinggi (V_{MAP}) berdasarkan atribut $\langle a_1, a_2, a_3, \dots, a_n \rangle$. Rumus V_{MAP} dapat ditemukan di persamaan 4.

$$V_{MAP} = \arg \max P(v_j | a_1, a_2, a_3, \dots, a_n) \quad (4)$$

Menurut persamaan 4 maka persamaan 5 dapat ditulis menjadi:

$$V_{MAP} = \arg \max_{V_j \in V} \frac{P(a_1, a_2, a_3, \dots, a_n | v_j) P(v_j)}{P(a_1, a_2, a_3, \dots, a_n)} \quad (5)$$

Dapat diturunkan menjadi persamaan 6:

$$V_{MAP} = \arg \max_{V_j \in V} P(a_1, a_2, a_3, \dots, a_n | v_j) P(v_j) \quad (6)$$

Karena perhitungan $P(a_1, a_2, \dots, a_n | V_j)$ sulit, maka diasumsikan bahwa setiap kata dalam dokumen tidak saling terkait. Persamaan 7 untuk menguji sentimen adalah sebagai berikut:

$$V_{MAP} = \underset{v_j \in V}{arg\ max} P(a_i v_j) \times \prod P(v_j) \quad (7)$$

Persamaan 8 dan 9 menghitung data uji:

$$P(v_j) = \frac{|Dok_i|}{|training|} \quad (8)$$

$$P(a_i | v_j) = \frac{n_i + 1}{n + |kosakata|} \quad (9)$$

Keterangan:

- $P(V_j)$: Probabilitas setiap dokumen pada sekumpulan dokumen
- $P(a_i | v_i)$: Probabilitas kemunculan kata a_i pada suatu dokumen dengan kategori kelas v_j
- $|Dok_i|$: Frekuensi dokumen pada setiap kategori
- $|training|$: Jumlah dokumen training yang ada
- n_i : Frekuensi kata ke-k pada setiap kategori
- $|kosakata|$: Jumlah kosakata yang ada pada dokumen uji

2.7. Confusion Matrix

Referensi [10] menunjukkan bahwa *confusion matrix* merupakan metode yang merangkum performa suatu algoritma klasifikasi dalam bentuk matriks yang memperlihatkan klasifikasi yang diprediksi dan yang sesungguhnya. Beberapa konsep yang termasuk dalam *confusion matrix* yang ditampilkan Tabel 1.

Tabel 1. Confusion Matrix

Data Aktual	Prediksi Positif	Prediksi Negatif
Positif	<i>True Positive</i>	<i>False Negative</i>
Negatif	<i>False Positive</i>	<i>True Negative</i>

Keterangan:

- True Positive* (TP) : Tepat mengidentifikasi contoh positif.
- False Positive* (FP) : Salah mengidentifikasi contoh negatif sebagai positif.
- False Negative* (FN) : Salah mengidentifikasi contoh positif sebagai negatif.
- True Negative* (TN) : Tepat mengidentifikasi contoh negatif.

2.8. Rancangan Pengujian

Pengujian dilakukan dengan tahap, melakukan *scraping* data ulasan dari *Google Play Store*, memberikan label otomatis terhadap sentimen positif dan negatif pada dataset, Melakukan langkah awal *preprocessing* seperti *cleansing*, *case folding*, *slangword*, *stopword*, dan *stemming*. Menerapkan metode TF-IDF untuk memberi bobot pada kata-kata dalam dokumen. Menjalankan pengelompokan data dengan menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur akurasi, presisi, *recall* dan *f1 score*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Tahap Pengumpulan Data

Tahap pertama adalah pengumpulan data. Data yang dikumpulkan berasal dari ulasan yang ada di *Google Play Store*. Pengambilan data ulasan dilaksanakan dengan metode *scraping* yang didukung oleh *tools Google Colab* yang merupakan suatu *platform* dengan bahasa pemrograman *Python*. Memperoleh data dilakukan dengan memasukkan token id *link* aplikasi Maxim di *Google Play Store*, merubah negara menjadi Indonesia, memilih opsi yang paling sesuai untuk mendapatkan ulasan yang paling relevan, menyaring skor antara 1-5, dan menentukan jumlah yang ingin diambil.

3.2. Tahap Pelabelan Data

Tahap berikutnya adalah memberi label pada data. Setelah proses pengumpulan data selesai, data akan masuk ke tahap penilaian skor, di mana data yang mendapat skor 1, 2, dan 3 akan ditandai sebagai negatif, sedangkan data yang mendapat skor 4 dan 5 akan ditandai sebagai positif.

3.3. Tahap *Preprocessing*

Tahap selanjutnya untuk menghasilkan dataset yang bersih, tahap *preprocessing* dilakukan pada setiap dokumen atau ulasan. Tahap ini sangat penting untuk memastikan pengujian klasifikasi sentimen menghasilkan Tabel 2 hasil data yang akurat.

Tabel 2. Tahap *Preprocessing*

Proses	Hasil <i>Preprocessing</i>
Ulasan Awal	Tolong di tingkat kan LG, menu aplikasi nya di tambah LG, trus sebelum di pesan seharus nya di kasih tau dulu tarif nya
<i>Cleansing</i>	Tolong tingkat kan menu aplikasi nya tambah trus sebelum pesan seharus nya kasih tau dulu tarif nya
<i>Case folding</i>	tolong tingkat kan menu aplikasi nya tambah trus sebelum pesan seharus nya kasih tau dulu tarif nya
<i>Slangword</i>	tolong tingkat kan menu aplikasi nya tambah terus sebelum pesan seharus nya kasih tahu dulu tarif nya
<i>Stopword</i>	tolong tingkat menu aplikasi pesan seharus kasih tarif
<i>Stemming</i>	tolong tingkat menu aplikasi pesan harus kasih tarif

3.4. Tahap TF-IDF

Pada tahap ini, semua data pada Tabel 3 yang sudah melalui proses *preprocessing* akan diberi bobot kata menggunakan metode TF-IDF. Tujuan dari tahap ini adalah memberikan bobot pada setiap kata dalam dokumen berdasarkan tingkat relevansinya di antara seluruh dokumen yang tersedia.

Tabel 3. Sampel Data

Doc	Content	Label
D1	layan komunikasi ramah terimakasih sukses	Positif
D2	aplikasi bagus layanan kurir lambat cancel	Negatif
D3	aplikasi bagus mudah ubah berat abal	Positif

Setelah data telah diolah, langkah selanjutnya adalah menghitung dan memberi bobot pada kata-kata dengan *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF) serta mengalikan nilai TF dan IDF menggunakan persamaan 1 dan 2 sesuai ilustrasi Tabel 4.

Tabel 4. Perhitungan TF-IDF

Term	D1	D2	D3	DF	IDF	TF x IDF		
						D1	D2	D3
layan	1/5	1/6	0	2	0.301	0.06	0.05	0
komunikasi	1/5	0	0	1	0.602	0.12	0	0
ramah	1/5	0	0	1	0.602	0.12	0	0
terimakasih	1/5	0	0	1	0.602	0.12	0	0
sukses	1/5	0	0	1	0.602	0.12	0	0
aplikasi	0	1/6	1/6	2	0.301	0	0.05	0.5
bagus	0	1/6	1/6	2	0.301	0	0.05	0.5
kurir	0	1/6	0	1	0.602	0	0.1	0
lambat	0	1/6	0	1	0.602	0	0.1	0
cancel	0	1/6	0	1	0.602	0	0.1	0
mudah	0	0	1/6	1	0.602	0	0	0.1
ubah	0	0	1/6	1	0.602	0	0	0.1
berat	0	0	1/6	1	0.602	0	0	0.1
abal	0	0	1/6	1	0.602	0	0	0.1

Kemudian, membuat tabel 5 untuk mengetahui penyebaran dan distribusi kata-kata dengan polaritas tertentu dalam teks atau dokumen.

Tabel 5. Frekuensi Kata Positif dan Negatif

Positif	DF	Negatif	DF
layan	1	layan	1
komunikasi	1	aplikasi	1

Positif	DF	Negatif	DF
ramah	1	bagus	1
terimakasih	1	kurir	1
sukses	1	lambat	1
aplikasi	1	cancel	1
bagus	1		
mudah	1		
ubah	1		
berat	1		
abal	1		

3.5. Tahap Metode *Naïve Bayes Classifier*

Setelah pembobotan TF-IDF. Langkah berikutnya adalah menerapkan metode *Naïve Bayes Classifier*. Langkah awal dalam menghitung *Naïve Bayes Classifier* adalah mencari probabilitas setiap nilai atribut dokumen sesuai dengan data latih. Perhitungan probabilitas kemunculan nilai atribut dokumen pada setiap label menggunakan persamaan 8.

$$P(V+) = \frac{|2|}{|3|} = 0,6$$

$$P(V-) = \frac{|1|}{|3|} = 0,3$$

Setelah memperoleh probabilitas pada setiap sentimen, langkah berikutnya adalah melakukan pengujian pada data uji Tabel 6.

Tabel 6. Data Latih dan Data Uji

Doc	Data Latih	Label
D1	layan komunikasi ramah terimakasih sukses	Positif
D2	aplikasi bagus layan kurir lambat cancel	Negatif
D3	aplikasi bagus mudah ubah berat abal	Positif
Data Uji		
D4	aplikasi sangat bagus layan ramah	?

Setelah mendapatkan data latih dan data uji, data uji akan dihitung probabilitasnya dan mencari probabilitas tertinggi menggunakan persamaan 7.

$$P(a_{\text{aplikasi}} | v_+) \times P(a_{\text{sangat}} | v_+) \times$$

$$P(a_{\text{bagus}} | v_+) \times P(a_{\text{layan}} | v_+) \times$$

$$P(a_{\text{ramah}} | v_+) \times P(v_+)$$

$$= \frac{2}{11} \times 1 \times \frac{2}{11} \times 1 \times \frac{2}{11} \times \frac{2}{3}$$

$$= 0.02200489$$

$$P(a_{\text{aplikasi}} | v_-) \times P(a_{\text{sangat}} | v_-) \times$$

$$P(a_{\text{bagus}} | v_-) \times P(a_{\text{layan}} | v_-) \times$$

$$P(a_{\text{ramah}} | v_-) \times P(v_-)$$

$$= \frac{2}{6} \times 1 \times \frac{2}{6} \times \frac{2}{6} \times 1 \times \frac{1}{3}$$

$$= 0.01234568$$

Probabilitas dapat dihitung dengan menjumlahkan nilai-nilai *likelihood* agar total dari nilai probabilitas mencapai 1.

$$\text{Probabilitas positif} = \frac{0.02200489}{0.02200489 + 0.01234568} = 0.6406$$

$$\text{Probabilitas negatif} = \frac{0.01234568}{0.01234568 + 0.02200489} = 0.3594$$

Dari data yang diperoleh, diketahui bahwa probabilitas positif lebih tinggi daripada probabilitas negatif sehingga kesimpulannya adalah data uji ini cenderung positif.

3.6. Pengujian

Pada tahapan ini untuk mendapatkan hasil tingkat akurasi, diperlukan perhitungan *confusion matrix* untuk menghitung tingkat *accuracy*, *recall*, *precision*, dan *f1 score*, dalam memprediksi label data uji dengan mengimplementasikan algoritma *Naïve Bayes Classifier*. Berikut Tabel 7.

Tabel 7. Prediksi Data Uji

No	Data Uji	Label	Prediksi
1	alamat tuju tulis perinci alamat titik jemput	Negatif	Negatif
2	aplikasi bagus mudah ubah berat abal	Positif	Positif
3	aplikasi kerja maps kali susah cari jalan tuju asa uninstall	Positif	Positif
...			
100	layan harga jangkau mudah datang milik kendara	Positif	Negatif

Pada tabel 7 tersedia label prediksi yang dihasilkan oleh sistem yang telah dikembangkan. Label adalah hasil dari proses otomatis penggunaan skor ulasan, sementara prediksi berasal dari klasifikasi dengan metode *Naïve Bayes Classifier*. Berikut Tabel 8.

Tabel 8. Hasil Confusion Matrix

Aktual/Prediksi	Positif	Negatif
Positif	27	17
Negatif	5	51

Setelah melihat hasil dari *confusion matrix*, langkah selanjutnya adalah melakukan perhitungan *confusion matrix*. Perhitungan *confusion matrix* pada tabel 9.

Tabel 9. Perhitungan Confusion Matrix

	Perhitungan Confusion Matrix		
Akurasi	$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$	$\frac{27 + 51}{27 + 51 + 5 + 17}$	78%
Recall	$\frac{TP}{TP + FN}$	$\frac{27}{27 + 17}$	61%
Precision	$\frac{TP + FP}{TP}$	$\frac{27 + 5}{27}$	84%
F1 Score	$2 * \frac{Recall * Precision}{Recall + Precision}$	$2 * \frac{0.614 * 0.844}{0.614 + 0.844}$	71%

Setelah melakukan pengujian akurasi dengan 500 data yang terbagi menjadi 400 data training dan 100 data uji, didapatkan hasil akurasi 78%, *recall* 61%, presisi 84%, dan F1 71%.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini melakukan lima (5) tahapan proses, yaitu: *scraping* data, pelabelan data, *preprocessing*, pembobotan TF-IDF, dan klasifikasi *Naïve Bayes*. Penelitian ini menggunakan 500 data ulasan yang didapatkan dari *scraping* data ulasan *Google Play Store*, yang terdiri dari 206 (41,2%) sentimen positif dan 294 (58,8%) sentimen negatif, yang diambil antara Januari 2024 hingga Juli 2024. Berdasarkan hasil pengujian peneliti mendapatkan akurasi sebesar 78%, presisi 84%, *recall* 61%, dan F1 skor 71%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. N. Hasanah and B. N. Sari, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Jasa Ojek Online Maxim Pada Google Play Dengan Metode Naïve Bayes Classifier," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 1, pp. 90–96, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3628.
- [2] N. Agustina, D. H. Citra, W. Purnama, C. Nisa, and A. R. Kurnia, "Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Ulasan Shopee pada Google Play Store," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 47–54, 2022, doi: 10.57152/malcom.v2i1.195.
- [3] R. Ramadhan, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Di Google Play Store Dengan K-Nearest Neighbor," *JURIKOM*

- (*Jurnal Riset Komputer*), vol 10, No. 3, pp.715-724, 2023.
- [4] M. K. Khoirul Insan, U. Hayati, and O. Nurdiawan, “Analisis Sentimen Aplikasi Brimo Pada Ulasan Pengguna Di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 478–483, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6373.
 - [5] R. Maulana, A. Voutama, and T. Ridwan, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan Algoritma NBC,” *J. Teknol. Terpadu*, vol. 9, no. 1, pp. 42–48, 2023, doi: 10.54914/jtt.v9i1.609.
 - [6] Z. Annisa and B. S. S. Ulama, “Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi ‘PeduliLindungi’ pada Google Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Model Multinomial,” *J. Sains dan Seni ITS*, vol. 11, no. 6, 2023, doi: 10.12962/j23373520.v11i6.94064.
 - [7] M. Diki Hendriyanto, A. A. Ridha, and U. Enri, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mola Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Sentiment Analysis of Mola Application Reviews on Google Play Store Using Support Vector Machine Algorithm,” *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–7, 2022.
 - [8] Y. Asri, W. N. Suliyanti, D. Kuswardani, and M. Fajri, “Pelabelan Otomatis Lexicon Vader dan Klasifikasi Naive Bayes dalam menganalisis sentimen data ulasan PLN Mobile”. *Petir*, vol. 15, no. 2, pp. 264–275, 2022.
 - [9] D. Normawati and S. A. Prayogi, “Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter,” *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021.
 - [10] Ernianti Hasibuan and Elmo Allistair Heriyanto, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Amazon Shopping Di Google Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier,” *J. Tek. dan Sci.*, vol. 1, no. 3, pp. 13–24, 2022, doi: 10.56127/jts.v1i3.434.