

IMPLEMENTASI *MULTINOMIAL NAIVE BAYES* UNTUK ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI MAXIM PADA GOOGLE PLAY STORE

Insan Sabar^{1*}, Sri Mulyati²

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

Email: ¹*2011500804@student.budiluhur.ac.id, ²sri.mulyati@budiluhur.ac.id

(* : corresponding author)

Abstrak- Transportasi adalah suatu sarana yang sering digunakan untuk jasa mengangkut orang maupun barang dari satu lokasi ke lokasi lainnya. Di era digitalisasi ini, Transportasi umum telah berkembang pesat, termasuk munculnya Transportasi *Online* seperti Ojek *Online*. Banyak aplikasi Transportasi *Online* baru yang bermunculan, salah satu contohnya yaitu Maxim. Maxim adalah perusahaan asal Rusia yang terkenal dengan warna kuning pada aplikasinya. Aplikasi Maxim sudah diminati oleh banyak masyarakat di seluruh Indonesia. Maxim juga terkenal dengan tarifnya yang terjangkau dan relatif murah. Karena besarnya peminat dari aplikasi Maxim ini membuat penulis tertarik untuk menganalisa sentimen terhadap ulasan Maxim ini. Analisis Sentimen adalah suatu teknik mengekstraksi data teks yang digunakan untuk memperoleh informasi tentang sentimen bernilai positif maupun negatif. Tujuan dari penelitian ini yaitu untuk menganalisis sentimen data ulasan pengguna aplikasi Maxim di *Google Play Store* dengan menggunakan metode klasifikasi *Multinomial Naive Bayes*. *Multinomial Naive Bayes* sendiri merupakan salah satu metode yang digunakan pada proses pengklasifikasian sentimen dengan menggunakan probabilitas kelas dalam suatu dokumen. Penulis melakukan penelitian ini untuk mengetahui opini atau pendapat dari para pengguna aplikasi yang nantinya dapat dijadikan sebuah masukan bagi pengembang aplikasi agar nantinya aplikasi Maxim dapat terus ditingkatkan dari segi kualitasnya. Hasil penelitian dengan pengujian klasifikasi metode *Multinomial Naive Bayes* pada dataset tanggal 16 Januari 2024 hingga tanggal 07 Juli 2024 menghasilkan akurasi bernilai 88,76 %, presisi bernilai 93,62 %, dan *Recall* bernilai 86,27 % menggunakan 883 dataset yang telah dilabeli dengan positif dan negatif lalu dibagi menjadi 794 data latih dan 89 data uji dengan dukungan tahapan *text preprocessing* diantaranya *casefolding*, *cleaning*, *tokenization*, Mengganti *slangwords*, menghapus *stopword* dan *stemming*, serta tahapan pembobotan kata dengan *TF-IDF*.

Kata Kunci: *Google Play Store*, Analisis sentimen, Aplikasi Maxim, *Multinomial Naive Bayes*

IMPLEMENTATION OF *MULTINOMIAL NAIVE BAYES* FOR SENTIMENT ANALYST MAXIM APPLICATION USER REVIEWS ON GOOGLE PLAY STORE

Abstract- Transportation is a means commonly used to transport people or goods from one location to another. In this digital era, public transportation has developed rapidly, including the emergence of Online Transportation such as Online Ojek (motorbike taxis). Many new Online Transportation applications have appeared, one example being Maxim. Maxim is a company from Russia known for the yellow colour of its application. The Maxim application has been favoured by many people across Indonesia. Maxim is also known for its affordable and relatively cheap rates. The high demand for the Maxim app has prompted the author to conduct a sentiment analysis of the reviews on this app. Sentiment Analysis is a technique for extracting textual data to obtain information about sentiments that are either positive or negative. The aim of this research is to analyse the sentiment of user reviews for the Maxim application on the *Google Play Store* using the *Multinomial Naive Bayes* classification method. *Multinomial Naive Bayes* itself is a method used in the sentiment classification process by using class probabilities within a document. The author conducted this research to understand the opinions or feedback of the app users, which can later serve as input for the app developers so that the Maxim app can continue to improve in terms of quality. The results of the research using the *Multinomial Naive Bayes* classification method on a dataset from January 16, 2024, to July 7, 2024, produced an accuracy of 88.76%, precision of 93.62%, and recall of 86.27% using 883 labelled datasets with positive and negative labels. These were divided into 794 training data and 89 test data, supported by text pre-processing steps, including case folding, cleaning, tokenization, replacing slang words, removing stop words, stemming, and word weighting using *TF-IDF*.

Keywords: *Google Play Store*, Sentiment Analysis, Maxim Application, *Multinomial Naive Bayes*

1. PENDAHULUAN

Transportasi adalah suatu sarana yang sering digunakan untuk jasa mengangkut orang maupun barang dari satu lokasi ke lokasi lainnya. Di era digitalisasi ini, Transportasi umum telah berkembang pesat termasuk munculnya Transportasi *Online* seperti Ojek *Online*. Ojek *Online* adalah contoh dari perkembangan teknologi

berbasis aplikasi yang disambut baik oleh masyarakat Indonesia sejak awal kemunculannya, karena dianggap sebagai inovasi terbaik untuk berpergian. Ojek *Online* merupakan transformasi dari ojek konvensional yang biasanya menunggu pelanggan di pangkalan. Kini, dengan adanya Ojek *Online* pemesanan bisa dilakukan melalui *smartphone* dan *driver* akan menjemput di lokasi yang ditentukan dalam aplikasi. Kemudahan ini membuat Ojek *Online* semakin populer di Indonesia. Banyak aplikasi Ojek *Online* baru bermunculan, seperti Maxim salah satu contohnya. Maxim adalah perusahaan asal Rusia yang terkenal dengan warna kuning pada aplikasinya. Maxim telah beroperasi di banyak kota di seluruh Indonesia dan dikenal dengan harga yang terjangkau dan relatif murah untuk masyarakat umum di Indonesia.

Google Play Store sebagai tempat pengunduh aplikasi Maxim ini mempunyai sebuah fitur seperti ulasan dari para pengguna aplikasinya contohnya aplikasi Maxim ini. Fungsi dari ulasan tersebut, yaitu bisa dimanfaatkan sebagai acuan yang cukup berguna untuk menemukan informasi pada suatu aplikasi tertentu. Ulasan tersebut bisa bersifat saran positif yang membangun ataupun keresahan pengguna yang bersifat negatif [1].

Pada beberapa penelitian sebelumnya yang telah meneliti tentang analisis sentimen Pengguna Transportasi *Online* terhadap aplikasi Grab menggunakan algoritma dengan mempunyai fungsi sama yaitu *Multinomial Naïve Bayes* sebagai klasifikasi. Algoritma *Multinomial Naïve Bayes* mampu mengetahui sentimen masyarakat terhadap *tweet* yang di lontarkan pada jasa layanan ojek *online* Grab ke dalam kelas positif, netral, dan negatif. Pengujian analisis sentimen pada layanan Grab dengan metode klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes* ini menghasilkan akurasi sebesar 86,57%. [2]. Pada penelitian lainnya meneliti tentang Pendeteksian berita *hoax* melalui media sosial *twitter* yang memiliki fungsi sama yaitu pembobotan menggunakan *TF-IDF* dan *Multinomial Naïve Bayes* sebagai klasifikasinya. Dalam Penelitian ini digunakan *Naïve Bayes Multinomial* dan fitur pembobotan kata *TF-IDF* dengan tujuan untuk mendeteksi berita *hoax* sedini mungkin sebelum berita tersebut tersebar luas dan menjadi viral, sehingga dapat meminimalisir dampak negatif yang merugikan banyak orang. Kesimpulan yang didapat dari hasil penelitian ini menunjukkan *Naïve Bayes Multinomial* dan metode pembobotan *TF-IDF* dapat digunakan dalam pendeteksian berita *hoax* pada *twitter*. Hasil akurasi yang diperoleh dari percobaan yang dilakukan oleh penulis dengan *TF-IDF* adalah 72.06%, [3]. Berdasarkan beberapa Gap penelitian sebelumnya membuat penulis tertarik untuk meneliti analisis sentimen aplikasi maxim ini dengan metode *Multinomial Naïve Bayes* dan *TF-IDF*. Penulis melakukan penelitian ini untuk mengetahui opini atau pendapat dari para pengguna aplikasi yang nantinya dapat dijadikan sebuah masukan bagi pengembang aplikasi agar nantinya aplikasi Maxim dapat terus ditingkatkan dari segi kualitasnya.

Analisis Sentimen adalah suatu teknik mengekstraksi data teks untuk memperoleh informasi tentang sentimen bernilai positif maupun negatif. Analisis sentimen disediakan oleh pengguna internet pada media sosial untuk memberikan suatu penilaian ataupun pendapat pribadi. Analisis Sentimen juga merupakan suatu teknik untuk menganalisis opini, sentimen, evaluasi, sikap, penilaian dan emosi terhadap suatu layanan, produk, individu atau aktivitas tertentu. Tujuan dari analisis sentimen yaitu untuk mengetahui pendapat seseorang dengan memperhatikan suatu topik tertentu [4].

Salah satu metode klasifikasi yang sering digunakan pada penelitian *text mining* dan analisis sentimen adalah *Multinomial Naïve Bayes classifier*. *Multinomial Naïve Bayes* merupakan salah satu metode pembelajaran probabilistik berdasarkan pada *teorema Bayes* yang digunakan dalam lingkup *Natural Language Processing (NLP)* [5]. Metode algoritma *Multinomial Naïve Bayes* ini dikenal karena perhitungan sederhana yang menggunakan probabilitas gabungan dari kata dan kategori, untuk memperkirakan probabilitas kategori pada suatu dokumen. Metode *Multinomial Naïve Bayes* memperhitungkan frekuensi setiap kata yang muncul pada dokumen [6]. Pada penelitian ini metode *Multinomial Naïve Bayes* difungsikan untuk mengklasifikasi label dari kumpulan data ulasan. Klasifikasi dibuat dari sekumpulan data ulasan dengan kelas yang sudah ditentukan pada tahap pelabelan awal dan *Multinomial Naïve Bayes* sendiri digunakan untuk memprediksikan kelas dari data uji yang labelnya sudah ditentukan pada data latih.

Sehingga tujuan pada penelitian ini yaitu untuk mengimplementasikan dan menguji performa dari klasifikasi algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dalam menganalisa sentimen data ulasan pengguna Maxim dengan melalui data ulasan yang berada di *Google Play Store*. Hasil analisa tersebut menghasilkan 2 kelas yaitu negatif dan positif. Hasil penelitian ini diharapkan dapat menghasilkan model klasifikasi dan evaluasi yang terbaik agar bisa digunakan untuk pengembangan aplikasi Maxim.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Pengumpulan Data Penelitian

Teknik pengumpulan data pada penelitian ini akan memanfaatkan *tools online* yang bernama *Google Colaboratory* atau biasa dikenal *Google Colab*. *Google Colab* sendiri merupakan *tools* berbasis *cloud*, yang dibuat

dengan lingkungan *jupyter notebook* yang dijalankan secara *online*. *package* yang akan kita gunakan untuk *mengcrawling dataset* yaitu *google_play_scraper*. Data ulasan akan dikumpulkan dengan kategori sortir ulasan relevan, dan kemudian data ulasan tersebut dikumpulkan kedalam file dengan ekstensi *.csv*.

2.2. Labelling

Labeling merupakan proses pemberian kelas berdasarkan karakteristik yang terdapat pada suatu kalimat. Pada penelitian ini Data yang terkumpul akan diseleksi dengan membaginya menjadi kelas positif dan negatif berdasarkan skor yang pengguna berikan terhadap aplikasi dengan rincian skor 1-2 masuk ke dalam sentimen negatif dan skor 4-5 merupakan sentimen positif, serta dilakukan pengecekan manual. Kriteria sentimen positif mencakup ulasan yang mengandung kepuasan, pujian, dan saran positif yang membangun terkait aplikasi sedangkan sentimen negatif mencakup ulasan yang berisi umpatan, sarkasme, dan keluhan terkait aplikasi [7].

2.3. Pembagian Data

Pada Penelitian ini pembagian data akan dilakukan menggunakan metode *Stratified Random Sampling*. Metode *Stratified Random Sampling* sendiri merupakan metode penarikan sampel yang dilakukan dengan cara membagi populasi menjadi populasi yang lebih kecil, pembentukan harus sedemikian rupa sehingga setiap *stratum homogeny* berdasarkan suatu atau beberapa kriteria tertentu, kemudian dari setiap *stratum* diambil sampel secara acak [8]. Pada data penelitian ini akan dibagi dengan rasio 90% untuk data latih dan 10% untuk data uji. Alasan digunakannya teknik *sampling* ini supaya pembagian data tetap seimbang.

2.4. Text Pre-processing

Text Preprocessing merupakan bagian dari tahapan dalam *text mining* dan analisis sentimen yang dilakukan untuk menghapus kata-kata dan simbol yang dianggap tidak penting dalam teks atau dokumen. *Text Preprocessing* ini memiliki tujuan guna menghindari isi data yang kurang sempurna, gangguan pada data, serta data yang tidak konsisten [9]. Dalam penelitian ini akan dilakukan beberapa tahapan *text preprocessing* teks antara lain: *casefolding*, *cleaning*, *tokenization*, mengganti *slangwords*, menghapus *stopword*, dan *stemming*.

- Casefolding*, merupakan proses mengubah semua bentuk huruf dalam sebuah teks atau dokumen menjadi seluruhnya huruf kecil atau *lowercase* [5].
- Cleaning*, merupakan proses menghapus karakter ataupun simbol yang tidak diperlukan dalam sebuah kalimat ulasan seperti penghilangan simbol, emoji, dan menghilangkan *space* yang berlebihan [7]
- Tokenization*, merupakan suatu proses pemotongan *string input* berdasarkan tiap kata yang menyusunnya. Atau dengan kata lain proses untuk membagi teks yang berasal dari kalimat atau paragraf menjadi bagian-bagian tertentu [5].
- Mengganti *Slangwords*, merupakan proses mengubah kata yang tidak sesuai dengan ejaan bahasa Indonesia yang baku, baik berupa kata singkatan kata gaul maupun modern. Menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), *slang* adalah ragam bahasa tidak resmi dan tidak baku yang sifatnya musiman [10].
- Menghapus *Stopword*, merupakan proses penghapusan kata yang sering muncul tetapi tidak memiliki pengaruh atau arti pada kalimat, namun meskipun dihilangkan, kalimat tersebut tetap tidak kehilangan informasi. [11].
- Stemming*, merupakan proses mengubah kata dasar dengan cara menghilangkan awalan dan akhiran suatu kata. Proses *stemming* dilakukan menggunakan pustaka pemrograman *Python* bernama *Sastrawi* berdasarkan algoritma Adriani [11].

2.5. Pembobotan Kata

Pada penelitian ini tahap pembobotan kata akan menggunakan *TF-IDF*. *TF-IDF* adalah gabungan dari 2 proses yaitu *Term Frequency (TF)* dan *Inverse Document Frequency (IDF)*. *TF-IDF* digunakan untuk mengubah data teks yang tidak dipahami komputer menjadi vektor agar teks tersebut dapat dipahami oleh sistem komputer [12]. Kombinasi *TF-IDF* digunakan untuk menghitung bobot *term* yang dapat berkontribusi untuk memperbaiki nilai akurasi, presisi, dan *recall*.

2.6. Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes

Pada penelitian ini klasifikasi akan dilakukan menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes* ini melakukan perhitungan probabilitas setiap kata yang telah melewati tahap pembobotan kata untuk menentukan hasil label kelas prediksi pada data uji. Tahap yang dilakukan yaitu membuat model dari kelas *Multinomial Naïve Bayes* lalu melatih model menggunakan data latih dan menghasilkan prediksi untuk data uji.

2.7. Pengujian

Pengujian pada penelitian akan menggunakan model *Confusion Matrix* adalah model klasifikasi di *machine learning* yang menampilkan dan membandingkan nilai aktual atau nilai sebenarnya dengan nilai hasil prediksi model yang dapat digunakan untuk menghasilkan metrik evaluasi seperti *Accuracy* (akurasi), *Precisi*, dan *Recall*. Model *Confusion Matrix* dapat dilihat pada tabel 1 di bawah ini.

Tabel 1. Model *Confusion Matrix*

	<i>Predicted Positive</i>	<i>Predicted Negative</i>
<i>Actual Positive</i>	TP	FN
<i>Actual Negative</i>	FP	TN

Keterangan :

TP (*True Positive*) = Jumlah dokumen dari kelas *positive* yang terklasifikasi benar sebagai kelas *positive*

TN (*True Negative*) = Jumlah dokumen dari kelas *negative* yang terklasifikasi benar sebagai kelas *negative*

FP (*False Positive*) = Jumlah dokumen dari kelas *negative* namun terklasifikasi salah sebagai kelas *positive*

FN (*False Negative*) = Jumlah dokumen dari kelas *positive* namun terklasifikasi salah sebagai kelas *negative*

Rancangan pengujian memakai 3 perhitungan yaitu:

- Akurasi, merupakan proporsi prediksi yang benar (baik positif maupun negatif) terhadap keseluruhan jumlah data. Dengan kata lain, nilai akurasi merupakan perbandingan antara data yang terklasifikasi benar dengan keseluruhan data [13]. Rumus perhitungan akurasi dapat dilihat pada persamaan (1) berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (1)$$

- Precisi, merupakan jumlah data kategori positif yang diklasifikasi secara benar dibagi dengan total data yang diklasifikasi positif [13]. Rumus perhitungan precisi dapat dilihat pada persamaan (2) berikut.

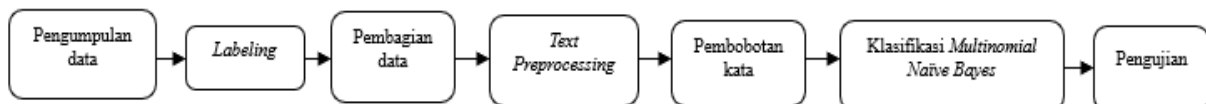
$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2)$$

- Recall, menunjukkan beberapa persen data kategori positif yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem [13]. Rumus perhitungan *recall* dapat dilihat pada persamaan (3) berikut.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (3)$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil dan pembahasan dari implementasi metode pada penelitian ini meliputi beberapa alur tahapan dengan penjabaran yang dapat dilihat pada Gambar 1 di bawah ini.



Gambar 1. Alur tahapan implementasi metode

3.1. Tahapan Pengumpulan Data Penelitian

Tahapan pengumpulan data pada penelitian ini bersumber dari *Google Play Store*. Dengan melalui tahapan ini terkumpul sekitar 883 data ulasan yang diambil dalam 7 bulan terakhir dimulai dari tanggal 16 Januari 2024 sampai dengan tanggal 07 Juli 2024. Data ulasan yang berhasil terkumpul selanjutnya disimpan ke dalam file dengan ekstensi (.csv). Terdapat informasi mengenai *username* (nama pengguna) dan *content* (isi ulasan), pada setiap ulasan yang telah terkumpul pada tahap pengumpulan data ini. Beberapa hasil dari pengumpulan data ulasan aplikasi Maxim bisa dilihat pada Tabel 2 di bawah ini.

Tabel 2. Pengumpulan data

<i>Username</i>	<i>Ulasan</i>
PUTU SURYA F.A	Aplikasi nya bagus, tapi saya mesen makanan lewat masing kadang suka gini (Menyeleksi yang terdekat) (Mencari pelaksana yang terdekat) Itu kenapa ya? Tolong jelaskan!!!
Ahmad 991	Aplikasi bagus banget harga murah meriah.. Drivernya ganteng ramah-ramah semuanya Nungguin lamapun harga tidak minta tambah tapi kita manusia punya hati tak tambahin kasih minum dingin biar sama-sama membantu.download aplikasi Maxim sangat bagus.
Arif Sr	driver baik... sopan..ketika naik..mauberkenan membantu nawa barang bawaan...begitupun ketika turun atau telah sampai tujuan... walo sdh mepet waktu sholat jumat.. nyetirtetep kalem.. penumpang nyaman. mksh driver☐☐☐
ARTO 15	KA mau Ngasih saran tolong ada buat menentukan titik jemput nya di map nya jangan otomatis di aplikasi Maxim penumpang nya ,cs banyak yang ngeluh karena GK bisa tentuin titik penjemputan nya , jadi suka banyak driver salah buat jemput nya karena titiknya GK sesuai , semoga kedepannya lebih baik lagi ☐

3.2. Tahapan Labelling

Pada tahapan *labeling* penelitian ini akan dilakukan dengan cara manual didasarkan oleh pakar serta *score* ulasan. Data yang ada akan diberikan label positif untuk ulasan yang mengandung pujian, kepuasan, saran yang membangun, ucapan terima kasih, dan apresiasi serta *score* diatas 3 pada aplikasi, dan diberikan label negatif untuk ulasan yang merupakan keluhan, umpatan, mengejek, sarkasme dan menjelekkkan aplikasi serta *score* di bawah angka 3 pada aplikasi. Hasil dari tahapan *labeling* dapat dilihat pada Tabel 3 di bawah ini.

Tabel 3. Labeling

<i>Username</i>	<i>Ulasan</i>	<i>Label</i>
PUTU SURYA F.A	Aplikasi nya bagus, tapi saya mesen makanan lewat masing kadang suka gini (Menyeleksi yang terdekat) (Mencari pelaksana yang terdekat) Itu kenapa ya? Tolong jelaskan!!!	Negaitf
Ahmad 991	Aplikasi bagus banget harga murah meriah.. Drivernya ganteng ramah-ramah semuanya Nungguin lamapun harga tidak minta tambah tapi kita manusia punya hati tak tambahin kasih minum dingin biar sama-sama membantu.download aplikasi Maxim sangat bagus.	Positif
Arif Sr	driver baik... sopan..ketika naik..mauberkenan membantu nawa barang bawaan...begitupun ketika turun atau telah sampai tujuan... walo sdh mepet waktu sholat jumat.. nyetirtetep kalem.. penumpang nyaman. mksh driver☐☐☐	Positif
ARTO 15	KA mau Ngasih saran tolong ada buat menentukan titik jemput nya di map nya jangan otomatis di aplikasi Maxim penumpang nya ,cs banyak yang ngeluh karena GK bisa tentuin titik penjemputan nya , jadi suka banyak driver salah buat jemput nya karena titiknya GK sesuai , semoga kedepannya lebih baik lagi ☐	Positif

3.3. Tahapan Pembagian Data

Pada tahapan ini pembagian data dilakukan dengan menggunakan teknik *Stratified Random Sampling* yang dibagikan dengan rasio 90% untuk data latih dan 10% untuk data uji. Pada tiap data ulasan akan dibuat 2 Tabel, Tabel 4 berisi kumpulan data latih dan Tabel 5 berisi kumpulan data uji. Hasil dari Tahapan pembagian data dapat dilihat pada Tabel 4 dan Tabel 5 di bawah ini.

Tabel 4. Data latih

<i>Username</i>	<i>Ulasan</i>	<i>Label</i>	<i>Jenis data</i>
PUTU SURYA F.A	Aplikasi nya bagus, tapi saya mesen makanan lewat masing kadang suka gini (Menyeleksi yang terdekat) (Mencari pelaksana yang terdekat) Itu kenapa ya? Tolong jelaskan!!!	Negatif	Data Latih
Ahmad 991	Aplikasi bagus banget harga murah meriah.. Drivernya ganteng ramah-ramah semuanya Nungguin lamapun harga tidak minta tambah tapi kita manusia punya hati tak tambahin kasih minum dingin biar sama-sama membantu.download aplikasi Maxim sangat bagus.	Positif	Data Latih
Arif Sr	driver baik... sopan..ketika naik..mauberkenan membantu nawa barang bawaan...begitupun ketika turun atau telah sampai tujuan... walo sdh mepet waktu sholat jumat.. nyetirtetep kalem.. penumpang nyaman. mksh driver☐☐☐	Positif	Data Latih

Tabel 5. Data uji

Username	Ulasan	Label	Jenis Data
ARTO 15	KA mau Ngasih saran tolong ada buat menentukan titik jemput nya di map nya jangan otomatis di aplikasi Maxim penumpang nya ,cs banyak yang ngeluh karena GK bisa tentuin titik penjemputan nya , jadi suka banyak driver salah buat jemput nya karena titiknya GK sesuai , semoga kedepannya lebih baik lagi ☐	Positif	Data Uji

3.4. Tahapan Text Pre-processing

Pada tahapan *text preprocessing* ditujukan kepada data ulasan dengan melalui beberapa tahapan yang ada meliputi: *casefolding* dilakukan proses mengganti huruf besar dalam kalimat menjadi huruf kecil atau huruf *lowercase*, *cleaning* dilakukan proses membuang karakter serta simbol yang dianggap tidak begitu penting dalam sebuah kalimat, *tokenization* dilakukan proses pemecahan kalimat berdasarkan spasi yang memisahkan kata-kata dalam kalimat tersebut, mengganti *slangwords* dilakukan proses merubah kata yang tidak baku menjadi kata yang baku, menghapus *stopword* dilakukan proses yang menghapus kata yang dianggap tidak memiliki makna, misalnya kata penghubung, dan *stemming* dilakukan proses mengganti kata menjadi kata dasarnya dengan cara menghilangkan awalan dan akhiran kata atau imbuhan. Hasil dari tahapan *text preprocessing* dapat dilihat pada Tabel 6 di bawah ini.

Tabel 6. Text preprocessing

Proses	Hasil Preprocessing
Ulasan Asli	KA mau Ngasih saran tolong ada buat menentukan titik jemput nya di map nya jangan otomatis di aplikasi Maxim penumpang nya ,cs banyak yang ngeluh karena GK bisa tentuin titik penjemputan nya , jadi suka banyak driver salah buat jemput nya karena titiknya GK sesuai , semoga kedepannya lebih baik lagi ☐
Case Folding	ka mau ngasih saran tolong ada buat menentukan titik jemput nya di map nya jangan otomatis di aplikasi maxim penumpang nya ,cs banyak yang ngeluh karena gk bisa tentuin titik penjemputan nya , jadi suka banyak driver salah buat jemput nya karena titiknya gk sesuai , semoga kedepannya lebih baik lagi ☐
Cleaning	ka mau ngasih saran tolong ada buat menentukan titik jemput nya di map nya jangan otomatis di aplikasi maxim penumpang nya cs banyak yang ngeluh karena gk bisa tentuin titik penjemputan nya jadi suka banyak driver salah buat jemput nya karena titiknya gk sesuai semoga kedepannya lebih baik lagi
Tokenization	['ka', 'mau', 'ngasih', 'saran', 'tolong', 'ada', 'buat', 'menentukan', 'titik', 'jemput', 'nya', 'di', 'map', 'nya', 'jangan', 'otomatis', 'di', 'aplikasi', 'maxim', 'penumpang', 'nya', 'cs', 'banyak', 'yang', 'ngeluh', 'karena', 'gk', 'bisa', 'tentuin', 'titik', 'penjemputan', 'nya', 'jadi', 'suka', 'banyak', 'driver', 'salah', 'buat', 'jemput', 'nya', 'karena', 'titiknya', 'gk', 'sesuai', 'semoga', 'kedepannya', 'lebih', 'baik', 'lagi']
Mengganti Slangwords	ka, mau, ngasih, saran, tolong, ada, buat, menentukan, titik, jemput, nya, di, map, nya, jangan, otomatis, di, maxim, penumpang, nya, banyak, ngeluh, karena, gak, tentuin, titik, penjemputan, nya, suka, banyak, driver, salah, buat, jemput, nya, karena, titiknya, gak, sesuai, semoga, kedepannya, lebih, baik, lagi
Menghapus Stopword	ka ngasih saran tolong menentukan titik jemput map otomatis aplikasi maxim penumpang ngeluh tentuin titik penjemputan suka driver salah jemput titik sesuai semoga kedepannya
Stemming	ka ngasih saran tolong tentu titik jemput map otomatis aplikasi maxim tumpang ngeluh tentu titik jemput suka driver salah jemput titik sesuai moga depan

3.5. Tahapan Pembobotan Kata

Pada tahapan pembobotan kata dilakukan menggunakan metode *TF-IDF*. Tujuan dari tahap pembobotan kata ini adalah mengubah teks ulasan menjadi representasi vektor numerik sehingga bisa diolah untuk menemukan pola pada proses klasifikasi, di mana setiap kata dalam data ulasan diwakili oleh bobot yang menunjukkan pentingnya kata tersebut dalam data ulasan secara keseluruhan. Hasil dari pembobotan dengan metode *TF-IDF* bisa dilihat pada Tabel 7 di bawah ini.

Tabel 7. Pembobotan Kata

Term (kata)	Bobot TF-IDF
ka	0.149621
ngasih	0.126516
saran	0.0959733
tolong	0.0641229

<i>Term (kata)</i>	<i>Bobot TF-IDF</i>
tentu	0.126516
titik	0.269688
jemput	0.254273
map	0.126516
otomatis	0.149621
aplikasi	0.035155
maxim	0.0283683
tumpang	0.0803065
ngeluh	0.149621
suka	0.0847575
driver	0.0465865
salah	0.0959733
sesuai	0.0728684
moga	0.113001
depan	0.126516

3.6. Tahapan Klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes*

Pada tahapan klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes* ini akan menggunakan data uji untuk pengklasifikasian dan pengujian data. Proses yang dilakukan ialah melakukan perhitungan probabilitas terhadap tiap label atau kelas untuk data uji, langkah selanjutnya adalah menentukan label prediksi berdasarkan perbandingan hasil probabilitas tersebut. Jika probabilitas hasil dari data uji terhadap kelas Negatif lebih tinggi daripada probabilitas terhadap kelas Positif maka data uji akan diprediksi masuk ke dalam kelas Negatif. Sebaliknya, jika probabilitas hasil dari data uji terhadap kelas Positif lebih tinggi daripada probabilitas terhadap kelas Negatif, maka data uji akan diprediksi masuk ke dalam Positif. Dengan demikian, penentuan label prediksi didasarkan pada perbandingan probabilitas untuk memastikan kelas mana yang paling mungkin untuk mewakili data uji. Hasil dari klasifikasi *Multinomial Naive Bayes* dapat dilihat pada Tabel 8 di bawah ini.

Tabel 8. Klasifikasi *Multinomial Naive Bayes*

<i>Username</i>	<i>Ulasan</i>	<i>Actual Label</i>	<i>Predicted Label</i>
ARTO 15	ka ngasih saran tolong tentu titik jemput map otomatis aplikasi maxim tumpang ngeluh tentu titik jemput suka driver salah jemput titik sesuai moga depan	Positif	Positif
Yayun Indarwati	sesuai titik jemput sesuai cepat antar	Positif	Positif
Joanna Theresia	puas maxim layan service baik ramah nyaman komunikatif harga ongkos hemat affordable keren banget maxim	Positif	Positif
adrian ayman	tolong fitur batal edit order doang driver bingung gimana	Negatif	Negatif
lilis resmawati	kecewa driver maxim salah titik jemput titik tuju kecualli driver masih muda alhamdulillah jarang sasar tolong seleksi driver wajib baca peta mohon perhatian	Negatif	Positif
.....
Rafa	alih mulu kaspro tunai untung pakai udah retrun pakai aplikasi pas sulut karena emang murah pakai enak turun jalan driver karena order tangerang jakarta bloon banget orang bawa tumpang bisa ambil order	Positif	Negatif

3.7. Pengujian

Pada tahapan pengujian akan dilakukan menggunakan data uji hasil klasifikasi *Multinomial Naive Bayes* yang berada di Sub-bab 3.6. pada tabel 8. dengan berdasarkan model *Confusion Matrix* yang berada di Sub-bab 2.7. pada tabel 1. Hasil dari *Confusion Matrix* bisa dilihat pada Tabel 9 di bawah ini.

Tabel 9. *Confusion Matrix* Pengujian

	<i>Predicted Positive</i>	<i>Predicted Negative</i>
<i>Actual Positive</i>	TP = 44	FN = 7
<i>Actual Negative</i>	FP = 3	TN = 35

Dari hasil *Confusion Matrix* diatas akan dilakukan perhitungan untuk mendapatkan nilai akurasi dengan rumus yang ada pada Sub-bab 2.7. persamaan (1), perhitungan presisi dengan rumus yang ada pada Sub-bab 2.7. persamaan (2), dan perhitungan *recall* dengan rumus yang ada pada Sub-bab 2.7. persamaan (3).

Pengujian akurasi Tabel 10:

Tabel 10. Pengujian akurasi

Rumus perhitungan akurasi	Perhitungan akurasi	Hasil akurasi
$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$	$\frac{44 + 35}{44 + 35 + 7 + 3} \times 100\% = \frac{79}{89} \times 100\% = 88,76\%$	88,76%

a. Pengujian Presisi Tabel 11:

Tabel 11. Pengujian Presisi

Rumus perhitungan presisi	Perhitungan presisi	Hasil presisi
$\frac{TP}{TP + FP} \times 100\%$	$\frac{44}{44 + 3} \times 100\% = \frac{44}{47} \times 100\% = 93,62\%$	93,62%

b. Pengujian *recall* Tabel 12:

Tabel 12. Pengujian *recall*

Rumus perhitungan <i>recall</i>	Perhitungan <i>recall</i>	Hasil <i>recall</i>
$\frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$	$\frac{44}{44 + 7} \times 100\% = \frac{44}{51} \times 100\% = 86,27\%$	86,27%

Dari hasil perhitungan pengujian diatas maka didapatkan hasil akurasi sebesar 88,76%, presisi sebesar 93,62%, dan *recall* sebesar 86,27%.

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang dilakukan didapatkan kesimpulan bahwa tahapan *text preprocessing* yang diterapkan dalam penelitian ini, meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenization*, mengganti *slangwords*, menghapus *stopword*, dan *stemming* serta didukung dengan tahapan pembobotan menggunakan *TF-IDF* memiliki dampak yang signifikan terhadap kinerja metode klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes* dalam menganalisis sentimen data ulasan aplikasi Maxim di *Google Play Store*. Penggunaan metode klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes* dalam melakukan analisa sentimen terhadap data pengguna Maxim di *Google Play Store* menghasilkan performa yang cukup baik. Pengujian performa dapat dilihat pada *dataset* tanggal 16 Januari 2024 hingga tanggal 07 Juli 2024 yang menghasilkan akurasi dengan nilai sebesar 88,76 %, presisi dengan nilai sebesar 93,62 %, dan recall dengan nilai sebesar 86,27 % dengan menggunakan 883 *dataset* yang terbagi menjadi 90% data latih dan 10% data uji

Saran penulis bagi penelitian selanjutnya yaitu agar memperbanyak variasi jumlah kata dalam kamus *stopwords* maupun *slangwords* agar tahapan *text preprocessing* menjadi lebih efektif sehingga memiliki kemungkinan tinggi memperbaiki performa pengujian dari klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes*. Saran penulis selanjutnya yaitu untuk proses pelabelan data penelitian ditambahkan kelas sentimen netral dan dilakukan dengan bantuan ahli atau pakar dalam bidang Bahasa Indonesia, agar pelabelan tidak hanya bersifat subjektif belaka.

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.
- [2] S. Mandasari, B. H. Hayadi, and R. Gunawan, "Sentiment Analysis of Online Transportation Users Towards Grab Indonesia Services Using Multinomial Naive Bayes Classifier," *J-SISKO TECH (Jurnal Teknol. Sist. Inf. dan Sist. Komput. TGD)*, vol. 5, no. 2, pp. 118-126, 2022.
- [3] C. S. Sriyano and E. B. Setiawan, "Pendeteksian Berita Hoax Menggunakan Naive Bayes Multinomial Pada Twitter dengan Fitur Pembobotan TF-IDF," *Repos. Telkom Univ.*, vol. 8, no. 2, pp. 3396-3465, 2021.
- [4] S. L. M. Sitio and R. Nadiyah, "Analisis Sentimen Kenaikan Harga BBM Pertamina Pada Media Sosial Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier," *Buuld. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 4, no. 3, pp. 1224–1231, 2022.
- [5] Yuyun, Nurul Hidayah, and Supriadi Sahibu, "Algoritma Multinomial Naïve Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Pemerintah Terhadap Penanganan Covid-19 Menggunakan Data Twitter," *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 820–826, 2021.
- [6] A. Sabrani, I. G. W. Wedashwara W., and F. Bimantoro, "Multinomial Naïve Bayes untuk Klasifikasi Artikel Online tentang Gempa di Indonesia," *J. Teknol. Informasi, Komputer, dan Apl. (JTika)*, vol. 2, no. 1, pp. 89–100, 2020.
- [7] U. Kulsum, M. Jajuli, and N. Sulistiyowati, "Analisis Sentimen Aplikasi WETV di Google Play Store Menggunakan

- Algoritma Support Vector Machine,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 6, no. 2, pp. 205–212, 2022.
- [8] P. Azora, “Analisis Quick Count Dengan Menggunakan Metode Stratified Random Sampling Studi Kasus Pemilu Gubernur Kalimantan Barat 2018,” *Bul. Ilm. Mat. Stat. dan Ter.*, vol. 10, no. 1, pp. 43–50, 2021.
- [9] F. V. Sari and A. Wibowo, “Analisis Sentimen Pelanggan Toko Online Jd.Id Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Konversi Ikon Emosi,” *J. SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, pp. 681–686, 2019.
- [10] J. Amalia, “Membangun Slang Dictionary Untuk Normalisasi Teks Menggunakan Pre-Trained Fasttext Model,” *JSR Jar. Sist. Inf. Robot.*, vol. 6, no. 2, pp. 250–256, 2022.
- [11] Raksaka Indra Alhaqq, I Made Kurniawan Putra, and Yova Ruldeviyani, “Analisis Sentimen terhadap Penggunaan Aplikasi MySAPK BKN di Google Play Store,” *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 105–113, 2022.
- [12] M. Z. Anbari and B. Sugiantoro, “Studi Komparasi Metode Analisis Sentimen Naïve Bayes , SVM , dan Logistic Regression Pada Piala Dunia 2022,” *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 7, no. April, pp. 688–695, 2023.
- [13] B. P. Pratiwi, “Pengukuran Kinerja Sistem Kualitas Udara,” *J. Inform. UPGRIS*, vol. 6, no. 2, pp. 66–75, 2020.