

# **Perbandingan Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi *Ride-Hailing* Gojek dan Grab Menggunakan Algoritma Multinomial Naïve Bayes**

## ***Sentiment Comparison of User Reviews of Ride-Hailing Apps Gojek and Grab Using Multinomial Naïve Bayes Algorithm***

**Muhammad Ali Akbar<sup>1</sup>, Achmad Solichin<sup>2</sup>**

<sup>1,2</sup> Fakultas Teknologi Informasi  
Universitas Budi Luhur

Email: <sup>1</sup>aliakbarr1850@gmail.com, <sup>2</sup>achmad.solichin@budiluhur.ac.id

(\* corresponding author)

---

### **Abstrak**

Dalam era teknologi informasi yang berkembang pesat, aplikasi *ride-hailing* telah menjadi bagian tak terpisahkan dalam kehidupan masyarakat urban di Indonesia. Gojek dan Grab muncul sebagai dua platform terkemuka yang mendominasi industri *ride-hailing* di negeri ini. Keberhasilan dan penerimaan luas Gojek dan Grab menciptakan persaingan yang intens, dengan keduanya berlomba untuk memberikan layanan terbaik kepada pengguna mereka. Dalam konteks ini, analisis sentimen menjadi alat yang sangat relevan untuk memahami pandangan dan pengalaman pengguna terhadap kedua aplikasi tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk memberikan pemahaman mendalam tentang persepsi masyarakat terhadap Gojek dan Grab dengan menganalisis sentimen melalui berbagai ulasan dan komentar yang ditinggalkan oleh pengguna. Metode yang digunakan adalah analisis sentimen dengan menggunakan metode Multinomial Naive Bayes. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pengguna Gojek dan Grab secara umum memiliki sentimen negatif terhadap kedua aplikasi tersebut. Pengujian yang dilakukan menunjukkan bahwa model analisis sentimen yang dikembangkan memiliki akurasi 86%, presisi 96%, recall 54%, dan *f1-score* 69%. Untuk perbandingan performa data Gojek dan data Grab didapatkan akurasi sebesar 81% untuk data Gojek. Sedangkan Grab mendapatkan akurasi sebesar 75%. Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan pemahaman yang berharga tentang persepsi masyarakat terhadap Gojek dan Grab. Hasil penelitian ini dapat bermanfaat bagi kedua perusahaan, peneliti, praktisi industri, dan masyarakat umum dalam memahami dinamika persaingan dalam ekosistem *ride-hailing* di Indonesia.

**Kata Kunci:** *text mining*, analisis sentimen, multinomial naïve bayes, *ride-hailing*

### **Abstract**

*In the era of rapidly evolving information technology, ride-hailing apps have become an integral part of urban life in Indonesia. Gojek and Grab have emerged as the two leading platforms that dominate the ride-hailing industry in the country. The success and widespread acceptance of Gojek and Grab have created intense competition, with both competing to provide the best service to their users. In this context, sentiment analysis becomes a highly relevant tool to understand users' views and experiences towards the two apps. This research aims to provide an in-depth understanding of people's perceptions of Gojek and Grab by analyzing sentiment through various reviews and comments left by users. The method used is sentiment analysis using the multinomial Naive Bayes method. The results showed that Gojek and Grab users generally have negative sentiments towards the two applications. Tests conducted show that the sentiment analysis model developed has 86% accuracy, 96% precision, 54% recall, and a 69% *f1-score*. For comparison of the performance of Gojek data and Grab data, an accuracy of 81% was obtained for Gojek data. Grab got an accuracy of 75%. Overall, this research provides a valuable understanding of public perceptions of Gojek and Grab. The results of this study can be useful for companies, researchers, industry practitioners, and the general public in understanding the dynamics of competition in the ride-hailing ecosystem in Indonesia.*

**Keywords:** *text Mining, sentiment analysis, multinomial naïve bayes, ride-hailing*

---

## 1. PENDAHULUAN

Industri *ride-hailing* di Indonesia telah mengalami perkembangan pesat dengan munculnya aplikasi-aplikasi inovatif seperti Gojek dan Grab. Menurut *statista.com*, antara Gojek dan Grab memiliki perbandingan *market share* yang tinggi dimana Grab 48% dan Gojek 52% [1]. Meskipun aplikasi *ride-hailing* telah sukses memudahkan mobilitas, tantangan muncul ketika harus menghadapi volume besar ulasan pengguna. Proses manual untuk menganalisis ulasan ini tidak hanya memakan waktu lama, tetapi juga bisa memberikan hasil yang terbatas dan mungkin tidak mencakup nuansa perasaan pengguna secara menyeluruh.

Kendala waktu menjadi salah satu faktor kunci yang mendorong kita untuk mencari cara yang lebih efisien untuk menganalisis sentimen pengguna. *Text mining* cocok untuk mengatasi masalah ini. *Text Mining* adalah sebuah cara dimana kita menggali dan menganalisis sejumlah data besar berbasis teks baik yang terstruktur maupun tidak terstruktur guna mengidentifikasi skema, sketsa, isu, kata kunci dan atribut lainnya [2]. *Text mining* digunakan di beberapa area seperti ekstraksi informasi (*information extraction*), pelacakan topik (*topic tracking*), perangkuman (*summarization*), kategorisasi (*categorization*), penggugusan (*clustering*), penautan konsep (*concept linking*), serta penjawaban pertanyaan (*question answering*) [3].

Salah satu implementasi dari *text mining* adalah analisis sentimen. Analisis sentimen, melibatkan pemrosesan bahasa alami, linguistik, dan penambangan teks, bertujuan mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini positif atau negatif, serta menganalisis perasaan, evaluasi, sikap, dan emosi dalam teks ulasan [4].

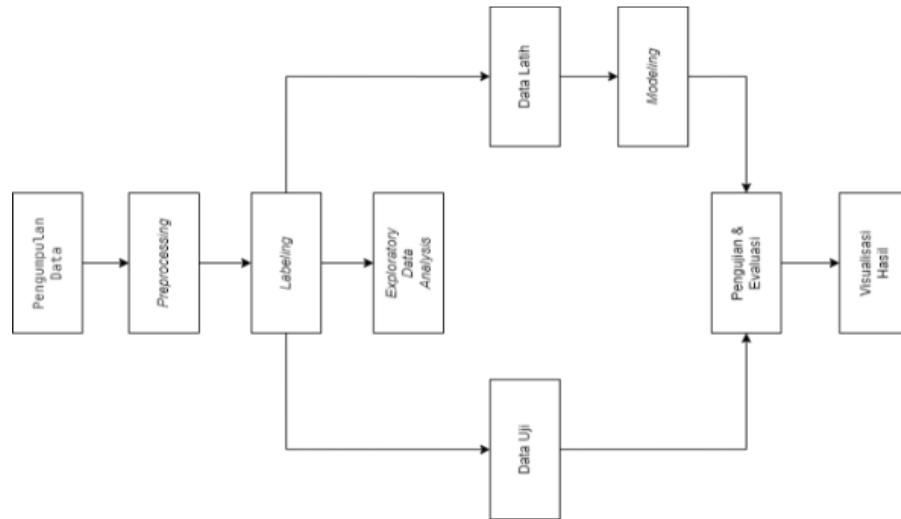
Penelitian ini terinspirasi dari penelitian-penelitian sebelumnya. Para peneliti sebelumnya menganalisis sentimen dari suatu aplikasi menggunakan algoritma serupa yaitu naïve bayes, seperti penelitian [5] yang menganalisis ulasan Shopee menggunakan naïve bayes dan mendapatkan hasil 83%. Lalu, penelitian [6] yang menganalisis sentimen dari aplikasi Spotify, mendapat akurasi sebesar 84,73%. Selanjutnya, penelitian [7] menganalisis sentimen aplikasi TikTok dan didapatkan akurasi 79%. Selain itu, analisis sentimen juga populer untuk mendapatkan sentimen masyarakat di media sosial dalam berbagai topik dan permasalahan seperti sentimen terhadap kebijakan pemerintah [8], [9], [10], lembaga pemerintah [10], [11], dan kebijakan pendidikan [12], [13].

Hasil penelitian ini dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang bagaimana pengguna merespons Gojek dan Grab. Manfaat dari penelitian ini melibatkan kontribusi yang signifikan untuk pemahaman industri *ride-hailing* di Indonesia.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Penerapan Metode

Hal yang diimplementasikan ini mewakili proses dan cara kerja sistem yang sudah dibuat dari awal hingga akhir. Langkah-langkah yang dilakukan ditunjukkan pada Gambar 1



Gambar 1: Diagram Alir Tahap Penelitian

**2.2 Pengumpulan Data**

*Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari ulasan aplikasi Gojek dan Grab yang diambil pada platform *google play* dan sudah diurutkan dari januari 2021 – desember 2023. Penelitian ini menggunakan pustaka *python* bernama *google-play-scraper* dan *jupyter notebook* sebagai *tools* untuk melakukan *scraping data*.

Tabel 1. Sampel Ulasan

no.	userName	score	at	content
24.	Richard GTH	4	2023-09-14 15:44:31	Aku suka UI Baru nya Thanks telah update UInya menjadi terlihat lebih menarik dan fresh

Data yang tersimpan memiliki 4 atribut yaitu *userName*, *score*, *at* dan *content*. Penelitian ini mengambil data ulasan Gojek dan Grab dari januari 2021 – desember 2023. Total data ulasan Gojek yang diambil adalah sebanyak 9.737 dan untuk Grab diambil sebanyak 6.189 data.

**2.3 Preprocessing**

*Preprocessing* adalah sebuah cara dalam dunia penambangan data dimana data yang sudah diambil sifatnya masih mentah atau kotor, sehingga data tadi ditransformasi menjadi format yang bisa dipahami. Pada tahap ini akan dilakukan penyaringan, pendeteksian, dan penanganan data kotor untuk memastikan kualitas data dan hasil analisis yang berkualitas [14].

a. *Case folding*

Referensi [15] mengatakan *Case folding* biasanya dilakukan pada tahap awal *preprocessing*, yaitu tahapan merubah suatu dokumen menjadi huruf kecil semua

Tabel 2. Tabel Proses *Case Folding*

no.	userName	content	case folding
...	...	...	...
901.	Tika Astrid	Sdh di upgrade malah eror pembayaran hanya bs tunai payah 🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄	sdh di upgrade malah eror pembayaran hanya bs tunai payah 🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄

b. *Cleaning*

Tahap *cleaning* dilakukan dengan menghilangkan beberapa hal yang kurang relevan terhadap proses klasifikasi di dalam suatu dokumen misalnya emoticon, url, hastag, simbol, *whitespace*, angka sedangkan yang dipertahankan hanya huruf a-z [16].

Tabel 3. Tabel Proses *Cleaning*

no.	userName	case folding	cleaning
...	...	...	...

901.	Tika Astrid	sdh di upgrade malah eror pembayaran hanya bs tunai payah 🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄🙄	sdh di upgrade malah eror pembayaran hanya bs tunai payah
------	-------------	--	---

c. *Tokenizing*

*Tokenizing* atau tokenisasi merupakan tahapan dimana semua kalimat yang terdapat di dalam dokumen, dipecah menjadi susunan per kata [16].

Tabel 4. Tabel Proses *Tokenizing*

no.	userName	cleaning	tokenizing
...	...	...	...
901.	Tika Astrid	sdh di upgrade malah eror pembayaran hanya bs tunai payah	['sdh', 'di', 'upgrade', 'malah', 'eror', 'pembayaran', 'hanya', 'bs', 'tunai', 'payah']

d. *Normalization*

*Normalization* adalah tahapan pengolahan atau perbaikan kata-kata tidak baku akibat kesalahan ketik, *penyingkatan* kata termasuk kata gaul menjadi kata baku [16].

Tabel 5. Tabel Proses *Normalization*

no.	userName	tokenizing	normalization
...	...	...	...
901.	Tika Astrid	['sdh', 'di', 'upgrade', 'malah', 'eror', 'pembayaran', 'hanya', 'bs', 'tunai', 'payah']	['sudah', 'di', 'peningkatan', 'malah', 'eror', 'pembayaran', 'hanya', 'bisa', 'tunai', 'payah']

e. *Semove Stopwords*

*Stopword* merupakan tahapan untuk menghilangkan kata-kata yang tidak bermakna dan tidak memiliki pengaruh signifikan dalam kalimat, seperti kata “di”, “dan”, “kan”, “yang” dan sebagainya [16].

Tabel 6. Tabel Proses *Remove Stopword*

no.	userName	normalization	stopword
...	...	...	...
901.	Tika Astrid	['sudah', 'di', 'peningkatan', 'malah', 'eror', 'pembayaran', 'hanya', 'bisa', 'tunai', 'payah']	['peningkatan', 'eror', 'pembayaran', 'tunai', 'payah']

f. *Stemming*

Tahapan *stemming* adalah tahap yang bertujuan untuk mengubah kata yang menerima sufiks atau imbuhan menjadi kata dasarnya [17].

Tabel 7. Tabel Proses *Stemming*

no.	userName	stopword	stemming
...	...	...	...
901.	Tika Astrid	['sudah', 'di', 'peningkatan', 'malah', 'eror', 'pembayaran', 'hanya', 'bisa', 'tunai', 'payah']	['peningkatan', 'eror', 'pembayaran', 'tunai', 'payah']

2.4 *Labelling*

Dalam penelitian ini labelling dilakukan dengan cara melihat rating pada ulasan aplikasi Gojek dan Grab. Jika 1 – 3 dilabelkan negatif, 4 dan 5 dilabelkan positif. Cara melabeli dengan rating ini juga pernah dilakukan oleh [18] saat melabeli ulasan dari aplikasi OLX.

2.5 *Exploratory Data Analysis*

*Exploratory data analysis* adalah sebuah tahapan yang mencakup tentang proses investigasi awal pada sebuah data yang dimaksudkan untuk identifikasi pola, menemukan anomali, menguji hipotesis dan memeriksa asumsi.

2.6 *TF-IDF*

*TF-IDF* merupakan algoritma pembobotan tersusun dari dua nilai yang berasal dari dua algoritma dengan pembobotan yang berbeda, yaitu *term frequency (TF)* dan *inverse document frequency (IDF)* [4]. Persamaan *TF-IDF* dapat ditulis sebagai berikut:

$$w_t = TF_{td} \times IDF_{td} \quad (1)$$

Keterangan:

$w_t$  : Bobot kata t terhadap dokumen d

$TF_{td}$  : Hasil TF

$IDF$  : Hasil IDF

a.  $TF$

*Term frequency (TF)* menghitung jumlah kemunculan fitur acuan pada suatu dokumen bukan hanya keberadaan fitur tersebut [4]. Persamaan  $TF$  dapat ditulis sebagai berikut:

$$T_f = \frac{\text{Jumlah frekuensi kata terpilih}}{\text{jumlah kata}} \quad (2)$$

b.  $IDF$

$IDF$  digunakan untuk mengukur seberapa unik atau langka suatu kata dalam keseluruhan koleksi dokumen [4]. Persamaan  $IDF$  dapat ditulis sebagai berikut:

$$IDF(t, D) = \log\left(\frac{N}{DF_t}\right) \quad (3)$$

Keterangan:

$N$  : Jumlah dokumen keseluruhan

$DF_t$  : Jumlah dokumen yang memuat kata t

## 2.7 Multinomial Naïve Bayes

Multinomial Naïve Bayes adalah sebuah algoritma yang dikembangkan dari naïve bayes menggunakan teorema Bayes untuk mengklasifikasi kategori positif dan negatif [19]. Perbedaan utama antara naïve bayes dengan Multinomial Naive Bayes adalah bahwa Multinomial Naïve Bayes lebih cocok untuk data yang dapat direpresentasikan sebagai jumlah kemunculan, seperti data teks.

$$P(c) = \frac{N_c}{N_{doc}} \quad (4)$$

Keterangan:

$c$  : Kategori atau kelas

$doc$  : Dokumen

$N_c$  : Banyaknya kategori c pada dokumen latihan

$N_{doc}$  : Banyaknya keseluruhan dokumen latihan yang digunakan

Dilanjutkan dengan menghitung peluang sebuah kata I masuk ke dalam kategori atau kelas tertentu. Yang dapat dituliskan dengan persamaan berikut:

$$P(w|c) = \frac{\text{count}(w_i, c) + 1}{\sum w \text{count}(w, c) + |V|} \quad (5)$$

Keterangan:

$w_i$  : Kategori atau kelas

$\text{count}(w_i, c)$  : Dokumen

$\sum w \text{count}(w, c) + |V|$  : Banyaknya kategori c pada dokumen latihan

$|V|$  : Banyaknya keseluruhan dokumen latihan yang digunakan

Penambahan nilai satu pada probabilitas digunakan untuk menghindari hasil yang bernilai nol. Modifikasi ini disebut sebagai *smoothing*. Selanjutnya klasifikasi dilakukan menggunakan persamaan berikut:

$$P(c, d) = P(c) \prod_{1 \leq i \leq \text{count}(v, d)} p(w_i, c) \quad (6)$$

Keterangan:

$\text{count}(w_i, c)$  : Jumlah kata unik pada dokumen

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Perhitungan *TF-IDF*

Perhitungan *TF-IDF* digunakan untuk melakukan ekstraksi fitur pada penelitian ini. Berikut adalah langkah-langkah yang ditempuh untuk melakukan ekstraksi fitur *TF-IDF*:

a. Perhitungan *TF-IDF*

Tahapan ini adalah tahapan menghitung nilai *TF-IDF* agar setiap kata dapat diberikan nilai bobotnya.

Tabel 8. Sampel Tabel *TF-IDF*

<i>TERM</i>	d-1	d-2	d-3	d-4	d-5	TF	$IDF = \log(N/n_t)$	<i>TF-IDF</i>
aktivitas	1	0	0	0	0	1/6	0.699	0.1165
aplikasi	1	0	0	0	0	1/6	0.699	0.1165
banyak	0	1	0	0	0	1/6	0.699	0.1165
dapat	0	0	0	1	0	1/6	0.699	0.1165
dengan	0	0	0	0	1	1/6	0.699	0.1165
driver	0	0	0	1	0	1/6	0.699	0.1165
iklan	0	0	1	0	0	1/6	0.699	0.1165
ini	1	0	0	0	0	1/6	0.699	0.1165
jauh	0	0	0	1	0	1/6	0.699	0.1165
kecewa	0	0	0	0	1	1/6	0.699	0.1165
membantu	1	0	0	0	0	1/6	0.699	0.1165
menarik	0	1	0	0	0	1/6	0.699	0.1165
mengganggu	0	0	1	0	0	1/6	0.699	0.1165
pelayanannya	0	0	0	0	1	1/6	0.699	0.1165
penawarannya	0	0	1	0	0	1/6	0.699	0.1165
promo	0	1	0	0	0	1/6	0.699	0.1165
sangat	1	0	0	0	0	1/6	0.699	0.1165
saya	1	0	0	0	1	2/6	0.398	0.1326
selalu	0	0	0	1	0	1/6	0.699	0.1165
yang	0	0	0	1	0	1/6	0.699	0.1165

#### 3.2 Klasifikasi Multinomial Naïve Bayes

Tahap klasifikasi adalah tahap terakhir dimana tujuan dari tahap ini adalah untuk melakukan prediksi klasifikasi terhadap label untuk setiap data uji berdasarkan model yang dihasilkan. Untuk mengimplementasikan perhitungan, akan dibuat sebuah sampel *training* pada Tabel 9 dan *testing data* pada Tabel 10.

Tabel 9. Sampel *Data Training*

No	Ulasan	Label
1	aplikasi ini sangat membantu aktivitas saya	positif
2	banyak promo menarik	positif
3	iklan penawarannya mengganggu	negatif
4	selalu dapat driver yang jauh	negatif
5	saya kecewa dengan pelayanannya	negatif

Tabel 10. Sampel *Data Testing*

No	Ulasan	Label
1	Aplikasi banyak membantu tapi kecewa selalu dapat driver jauh	negatif

Tahapan selanjutnya adalah melakukan perhitungan frekuensi terhadap kata dalam training data positif dan negatif, dengan kata lain membuat *bag of wordsnya*.

Tabel 11. Frekuensi Kata positif

No	Kata	Frekuensi
1	aktivitas	1

2	aplikasi	1
3	banyak	1
4	ini	1
5	membantu	1
6	menarik	1
7	promo	1
8	sangat	1
9	saya	1
<b>Jumlah</b>		9

Tabel 12. Frekuensi Kata Negatif

No	Kata	Frekuensi
1	dapat	1
2	dengan	1
3	driver	1
4	Iklan	1
5	Jauh	1
6	Kecewa	1
7	Mengganggu	1
8	Pelayanannya	1
9	Penawarannya	1
10	Saya	1
11	Selalu	1
12	yang	1
<b>Jumlah</b>		12

Tabel 13. Kamus Kata

Kamus Kata	Jumlah
aktivitas aplikasi banyak dapat dengan driver iklan ini jauh kecewa membantu menarik mengganggu pelayanannya penawarannya promo sangat saya selalu yang	20

Setelah menghitung frekuensi kata dan kamus kata untuk data training, selanjutnya adalah perhitungan peluang kelas

$$P(\text{positif}) = \frac{2}{5}$$

$$P(\text{negatif}) = \frac{3}{5}$$

Kemudian dilanjutkan menghitung peluang terhadap kata-kata yang ada pada data testing

$$P(\text{aplikasi, positif}) = \frac{1+1}{9+20} = \frac{2}{29}$$

$$P(\text{banyak, positif}) = \frac{1+1}{9+20} = \frac{2}{29}$$

$$P(\text{membantu, positif}) = \frac{1+1}{9+20} = \frac{2}{29}$$

$$P(\text{tapi, positif}) = \frac{0+1}{9+20} = \frac{1}{29}$$

$$P(\text{kecewa, positif}) = \frac{0 + 1}{9 + 20} = \frac{1}{29}$$

$$P(\text{selalu, positif}) = \frac{0 + 1}{9 + 20} = \frac{1}{29}$$

$$P(\text{dapat, positif}) = \frac{0 + 1}{9 + 20} = \frac{1}{29}$$

$$P(\text{driver, positif}) = \frac{0 + 1}{9 + 20} = \frac{1}{29}$$

$$P(\text{jauh, positif}) = \frac{0 + 1}{9 + 20} = \frac{1}{29}$$

Perhitungan kelas negatif:

$$P(\text{aplikasi, negatif}) = \frac{0 + 1}{12 + 20} = \frac{1}{32}$$

$$P(\text{banyak, negatif}) = \frac{0 + 1}{12 + 20} = \frac{1}{32}$$

$$P(\text{membantu, negatif}) = \frac{0 + 1}{12 + 20} = \frac{1}{32}$$

$$P(\text{tapi, negatif}) = \frac{0 + 1}{12 + 20} = \frac{1}{32}$$

$$P(\text{kecewa, negatif}) = \frac{1 + 1}{12 + 20} = \frac{2}{32}$$

$$P(\text{selalu, negatif}) = \frac{1 + 1}{12 + 20} = \frac{2}{32}$$

$$P(\text{dapat, negatif}) = \frac{1 + 1}{12 + 20} = \frac{2}{32}$$

$$P(\text{driver, negatif}) = \frac{1 + 1}{12 + 20} = \frac{2}{32}$$

$$P(\text{jauh, negatif}) = \frac{1 + 1}{12 + 20} = \frac{2}{32}$$

Selanjutnya adalah menghitung peluang data testing menggunakan persamaan dimulai dengan melakukan perhitungan frekuensi kata pada data testing

Tabel 14. Frekuensi *Data Testing*

No	Kata	Frekuensi
1	aplikasi	1
2	banyak	1
3	membantu	1
4	tapi	1
5	kecewa	1
6	selalu	1
7	dapat	1
8	driver	1
9	jauh	1

Tahap terakhir adalah perhitungan peluang dokumen testing terhadap kelas sentimen Positif:

$$P(\text{positif, d1}) = \frac{2}{5} \times \left(\frac{2}{29}\right)^3 \times \left(\frac{1}{29}\right)^6$$

$$P(\text{positif, d1}) = 2.206$$



Negatif:

$$P(negatif, d1) = \frac{3}{5} \times \left(\frac{1}{32}\right)^4 \times \left(\frac{2}{32}\right)^5$$

$$P(negatif, d1) = 5.457$$

Diketahui bahwa dari hasil perhitungan data testing terhadap kelas antara positif atau negatif, hasilnya adalah data testing memiliki peluang lebih tinggi pada kelas negatif, yaitu sebesar 5.457. Sedangkan untuk kelas positif adalah 2.206. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data testing diklasifikasikan sebagai ulasan dengan sentimen negatif.

### 3.3 Pengujian & Evaluasi

Dalam penelitian ini, pengujian dilakukan pada aspek akurasi, presisi, *recall* dan *f1-score* untuk implementasi algoritma multinomial naïve bayes dalam memprediksi label data uji. Selain itu pengujian dilakukan dua kali. Uji pertama dilakukan untuk evaluasi model terhadap data testing 20%. Uji kedua dilakukan untuk mengetahui perbandingan performa antara data Gojek dengan Grab. Data testing uji kedua adalah data ulasan pada tahun 2019, 2020 dan Januari 2024. Testing Gojek berjumlah sebanyak 1911 data. Sedangkan Grab sebanyak 4988 data.

### 3.4 Pengujian model (data testing 20%)

Keseluruhan hasil prediksi data uji berjumlah 3.185 data yang kemudian direpresentasikan dalam bentuk confusion matrix seperti yang terlihat pada Tabel 15 dan Tabel 16 menampilkan hasil pengujian metrik model.

Tabel 15. *Confusion Matrix* Uji Model Testing 20%

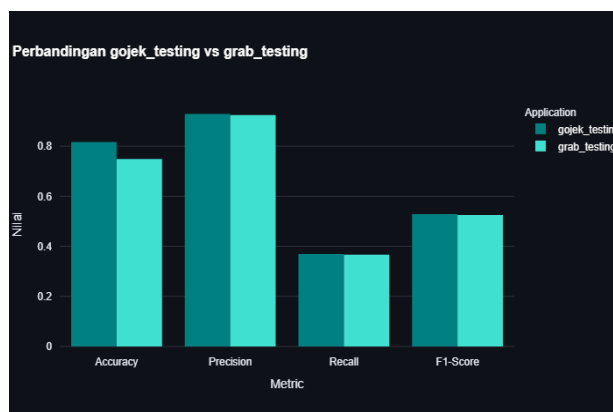
Data Prediksi	Data Aktual	
	Positif	negatif
Positif	524	25
negatif	436	2200

Tabel 16. Metrik Pengujian Satu

Akurasi	Presisi	Recall	F1-score
$akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$	$Presisi = \frac{TP}{TP + FP}$	$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$	$F1\ score = 2 \times \frac{(recall \times precision)}{(recall + precision)}$
$\frac{(524 + 2200)}{(524 + 2200 + 25 + 436)}$	$\frac{524}{(524 + 25)}$	$\frac{524}{(524 + 436)}$	$2 \times \frac{(0.954 \times 0.545)}{(0.954 + 0.545)}$
<b>0.855 = 86%</b>	<b>0.954 = 95%</b>	<b>0.545 = 55%</b>	<b>0.693 = 69%</b>

### 3.5 Pengujian Performa Gojek Vs Grab

Kemudian dilakukan pengujian kedua dengan dataset berbeda antara Gojek dan Grab. Model dilakukan pengujian dengan masing-masing data untuk mendapatkan perbandingan. Berikut adalah Gambar 2 yang menampilkan metrik perbandingan antara data Gojek vs Grab.



Gambar 2. Perbandingan Metrik Gojek dan Grab

**a. Pengujian Data Gojek**

Data testing Gojek memiliki data sebanyak 1.911. Berikut adalah Tabel 17 yang menampilkan *confusion matrix* data Gojek dan Tabel 18 menampilkan metrik pengujian data Gojek.

Tabel 17. *Confusion Matrix* Data Gojek

Data Prediksi	Data Aktual	
	Positif	negatif
Positif	196	15
negatif	335	1365

**Tabel 18.** Hasil Pengujian Metrik Data Gojek

Akurasi	Presisi	Recall	F1-score
$akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$	$Presisi = \frac{TP}{TP + FP}$	$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$	$F1\ score = 2 \times \frac{(recall \times precision)}{(recall + precision)}$
$\frac{(196 + 1365)}{(196 + 1365 + 15 + 335)}$	$\frac{196}{(196 + 15)}$	$\frac{196}{(196 + 335)}$	$2 \times \frac{(0.928 \times 0.369)}{(0.928 + 0.369)}$
<b>0.816 = 82%</b>	<b>0.928 = 93%</b>	<b>0.369 = 37%</b>	<b>0.528 = 53%</b>

**b. Pengujian Data Grab**

Data *testing* Grab memiliki data sebanyak 4.988. Berikut adalah Tabel 19 yang menampilkan *confusion matrix* data Grab dan Tabel 20 menampilkan metrik pengujian data Grab.

Tabel 19. *Confusion Matrix* Data Grab

Data Prediksi	Data Aktual	
	Positif	negatif
Positif	694	57
negatif	1198	3039

**Tabel 20.** Hasil Pengujian Metrik Data Grab

Akurasi	Presisi	Recall	F1-score
$akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$	$Presisi = \frac{TP}{TP + FP}$	$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$	$F1\ score = 2 \times \frac{(recall \times precision)}{(recall + precision)}$
$\frac{(694 + 3039)}{(694 + 3039 + 57 + 1198)}$	$\frac{694}{(694 + 57)}$	$\frac{694}{(694 + 1198)}$	$2 \times \frac{(0.924 \times 0.366)}{(0.924 + 0.366)}$
<b>0.748 = 75%</b>	<b>0.924 = 92%</b>	<b>0.366 = 37%</b>	<b>0.524 = 52%</b>

**4. KESIMPULAN**

Berdasarkan data yang diambil dengan rentang waktu 3 tahun, dengan rincian: Gojek sebanyak 9.737 data dan Grab sebanyak 6189 data, dapat disimpulkan Gojek lebih mendominasi terhadap sentimen negatif dengan persentase 73.3% sentimen negatif (7.133 data) dan hanya mendapat 26.7% sentimen positif (2604 data). Sedangkan Grab dengan persentase 63.6% sentimen negatif (3934 data) dan persentase positif 36.4% sentimen positif (2255 data).

Menggunakan ekstraksi fitur TF-IDF dan klasifikasi Multinomial Naïve Bayes mendapatkan model yang cukup optimal dan bekerja dengan baik dengan evaluasi nilai sebagai berikut: akurasi 86%, presisi 96%, recall 54% dan f1-score 69%.

Pada uji kedua untuk mengetahui perbandingan performa, data Gojek memiliki akurasi sebesar 81% dibanding Grab yang mendapat akurasi sebesar 75%. Sedangkan untuk metrik lainnya tidak jauh berbeda.

**DAFTAR PUSTAKA**

[1] Statista.com, “Pangsa pasar penjualan industri transportasi ride-hailing di Indonesia periode Januari 2021 hingga Juli 2022, menurut perusahaan.” Accessed: Feb. 13, 2024. [Online]. Available: <https://www.statista.com/statistics/1004973/market-share-of-the-ride-hailing-transportation-industry-in-indonesia/>

- [2] V. Fitriyana, Lutfi Hakim, Dian Candra Rini Novitasari, and Ahmad Hanif Asyhar, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Jamsostek Mobile Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Jurnal Buana Informatika*, vol. 14, no. 01, 2023.
- [3] Zaki Izzani Akbar, "Apa itu Text Mining?" Accessed: Dec. 26, 2023. [Online]. Available: <https://sis.binus.ac.id/2021/04/23/apa-itu-text-mining/>
- [4] D. P. Santoso and W. Wibowo, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Buzzbreak Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier pada Situs Google Play Store," *Jurnal Sains dan Seni ITS*, vol. 11, no. 2, 2022.
- [5] 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: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 2, no. 1, 2022.
- [6] G. Ginabila and A. Fauzi, "Analisis Sentimen Terhadap Pemutar Musik Online Spotify Dengan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine," *Jurnal Ilmiah ILKOMINFO - Ilmu Komputer & Informatika*, vol. 6, no. 2, 2023.
- [7] Friska Aditia Indriyani, Ahmad Fauzi, and Sutan Faisal, "Analisis sentimen aplikasi tiktok menggunakan algoritma naïve bayes dan support vector machine," *TEKNOSAINS : Jurnal Sains, Teknologi dan Informatika*, vol. 10, no. 2, 2023.
- [8] F. F. Abdulloh and I. R. Pambudi, "Analisis Sentimen Pengguna Youtube Terhadap Program Vaksin Covid-19," *CSRID (Computer Science Research and Its Development Journal)*, vol. 13, no. 3, p. 141, Nov. 2021.
- [9] M. R. Adrian, M. P. Putra, and N. A. Rakhmawati, "Perbandingan Metode Klasifikasi Random Forest dan SVM pada Analisis Sentimen PSBB," *Informatika UPGRIS*, vol. 7, no. 1, pp. 36–40, 2021.
- [10] M. A. Saddam, E. K. Dewantara, and A. Solichin, "Sentiment Analysis of Flood Disaster Management in Jakarta on Twitter Using Support Vector Machines," *Sinkron*, vol. 8, no. 1, pp. 470–479, Jan. 2023.
- [11] M. A. Hanafi and A. Solichin, "Analisis Sentimen Terhadap Pssi Atas Tragedi Kanjuruhan Menggunakan Multinomial Naïve Bayes," *Jurnal Telematika*, vol. 15, no. 1, 2023.
- [12] N. Ferdiansyah and A. Solichin, "Sentiment Analysis Of Lecturer's Learning Based On Student's Criticism Data Using Naive Bayes Method," *Bit (Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur)*, vol. 19, no. 2, pp. 104–111, 2021.
- [13] Sunardi, A. Fadlil, and Suprianto, "Analisis Sentimen Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Pada Angket Mahasiswa," *Saintekbu*, vol. 10, no. 2, pp. 1–9, 2018.
- [14] A. B. Prasetyo and T. G. Laksana, "Optimization of K-Nearest Neighbors Algorithm with Cross Validation Techniques for Diabetes Prediction with Streamlit," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 6, no. 2, 2022.
- [15] R. Maulana, A. Voutama, and T. Ridwan, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan Algoritma NBC," *Jurnal Teknologi Terpadu*, vol. 9, no. 1, 2023.
- [16] M. Raffi, A. Suharso, and I. Maulana, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Binar Pada Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Sentiment Analysis of Binar Application Reviews on Google Play Store Using Naïve Bayes Algorithm," *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, vol. 6, no. 1, 2023.
- [17] R. A. A. Renal, Syariful Alam, and Moch Hafid T, "Komparasi Payment Digital Untuk Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan Di Google Playstore Menggunakan Metode Support Vector Machine," *STORAGE: Jurnal Ilmiah Teknik dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 3, 2023.
- [18] A. Salsabila, J. J. Sihombing, and R. I. Sitorus, "Implementasi Algoritma Support Vector Machine Untuk Analisis Sentimen Aplikasi OLX di Playstore," *Journal of Informatics and Data Science*, vol. 1, no. 2, 2022.
- [19] S. Sanrilla, N. Ransi, L. S. La Surimi, A. T. Andi Tenriawaru, and L. O. S. La Ode Saidi, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Toko Online Aplikasi Shopee Menggunakan Metode Multinomial Naïve Bayes," *Jurnal Matematika Komputasi dan Statistika*, vol. 2, no. 2, 2022.