

## ANALISA SENTIMEN PADA ULASAN GOOGLE UNTUK HOTEL GRAN MAHAKAM JAKARTA MENGGUNAKAN PENDEKATAN MACHINE LEARNING

<sup>1</sup>Muhammad Rizki Prasetyo, <sup>2</sup>Achmad Fahrurozi\*

<sup>1,2</sup>Fakultas Teknologi Industri Universitas Gunadarma  
Jl. Margonda Raya No. 100, Depok 16424, Jawa Barat

<sup>1</sup>[muhammadrizkiprasetyo@student.gunadarma.ac.id](mailto:muhammadrizkiprasetyo@student.gunadarma.ac.id), <sup>2</sup>[achmad.fahrurozi12@gmail.com](mailto:achmad.fahrurozi12@gmail.com)

\*) Penulis Korespondensi

### Abstrak

Fitur Google Review memungkinkan pelanggan untuk mem-posting ulasan maupun rating secara publik mengenai pengalaman mereka dengan layanan serta produk sebuah bisnis. Terkadang ulasan yang disertakan oleh pengguna dapat menunjukkan sentimen yang bertentangan dengan rating yang diberikan. Salah satu ulasan yang memiliki cukup banyak kontradiksi antara rating dan sentimen review adalah ulasan pada hotel Gran Mahakam yang berlokasi di Jakarta. Terdapat beberapa metode yang dapat digunakan dalam melakukan analisis sentimen, antara lain Support Vector Machine (SVM) dan Naïve Bayes Classifier (NBC). Penelitian ini bertujuan untuk membangun model analisis sentimen pada ulasan hotel Gran Mahakam menggunakan pendekatan machine learning sebagai perbandingan untuk mengetahui polaritas sentimen dan kecenderungan opini konsumen. Hasil dari penelitian ini menghasilkan nilai dari evaluasi model kerja yaitu akurasi sebesar 92% pada algoritma SVM, dan 90% pada NBC. Lebih lanjut, penelitian ini menemukan kasus dimana NBC memiliki nilai Precision yang tidak terdefinisi, karena gagal memprediksi satu pun label sentimen negatif. Hal ini diduga karena karakteristik dataset ulasan yang merupakan imbalanced dataset. Dapat disimpulkan secara keseluruhan model yang dibangun menggunakan SVM memiliki performa yang lebih baik dari model menggunakan NBC, dalam kasus analisa sentimen pada ulasan hotel Gran Mahakam di Google Review.

**Kata Kunci:** Analisa Sentimen, Google Review, Hotel, Machine Learning, Ulasan

### Abstract

The Google Review feature allows customers to post reviews and ratings publicly regarding their experiences with a business's services and products. Sometimes reviews included by users may express sentiments that conflict with the rating provided. One of the reviews that has quite a lot of contradictions between ratings and review sentiment is the review of Gran Mahakam hotel located in Jakarta. There are several methods that can be used to carry out sentiment analysis, including Support Vector Machine (SVM) and Naïve Bayes Classifier (NBC). This research aims to build a sentiment analysis model on Gran Mahakam hotel reviews using a machine learning approach as a comparison to determine the polarity of sentiment and tendencies of consumer opinion. The results of this research produce a value from the evaluation of the working model, namely an accuracy of 92% for SVM, and 90% for NBC. Furthermore, this research found cases where NBC had an undefined Precision value because it failed to predict a single negative sentiment label. This is thought to be due to the characteristics of the review dataset which is an imbalanced dataset. It can be concluded that overall the model built using SVM has better performance than the model using NBC, in the case of sentiment analysis on Gran Mahakam hotel reviews on Google Reviews.

**Keywords:** Google Reviews, Hotels, Machine Learning, Reviews, Sentiment Analysis

## PENDAHULUAN

Dewasa ini, dalam kegiatan sehari-hari manusia tidak terlepas dari internet, yang didorong dari segi penggunaannya yang memudahkan berbagai urusan. Seseorang bisa mencari dan mendapatkan informasi apa saja yang mereka butuhkan dengan cepat dan lengkap melalui mesin pencarian di internet. Pemanfaatan internet bisa digunakan untuk mengolah data yang didapat untuk dijadikan sebagai pengukuran kualitas maupun perbandingan opini masyarakat di internet [1].

*Google Review* adalah sebuah fitur yang sudah terintegrasi dalam *Google My Business* (GMB) dan *Google Maps*. Fitur *Google Review* ini memungkinkan pelanggan untuk mem-posting ulasan secara publik di dalam *Google* mengenai pengalaman mereka dengan layanan serta produk sebuah kegiatan bisnis. *Google Review* dapat menjadi cara jitu bagi bisnis yang berfokus pada layanan untuk menyoroti titik perbedaan mereka dengan kompetitor. Fitur *Google Review* juga berfungsi untuk menunjukkan tanggapan pelanggan mengenai detail layanan yang ditawarkan oleh suatu kegiatan bisnis. Fitur ini juga memiliki pengaruh besar dalam hasil local search, dimana seluruh ulasan akan ditampilkan dalam sisipan daftar dalam *Google Maps*. Bisnis yang memiliki cukup banyak ulasan baik akan lebih ditonjolkan oleh algoritma *Google* dibanding pesaing-pesaing sejenisnya. Umumnya, bisnis yang memiliki lima ulasan baik akan mendapatkan bintang

yang ditambahkan ke halaman *review* mereka. Adanya ulasan terhadap sesuatu menunjukkan tingkat kepuasan terhadap pelayanan yang ada. Ketika seorang pengguna memberikan rating tertentu untuk suatu produk atau layanan, umumnya diasumsikan bahwa rating tersebut mencerminkan sentimen atau pendapat mereka tentang produk atau layanan tersebut. Terkadang ulasan yang disertakan oleh pengguna dapat menunjukkan sentimen yang bertentangan dengan rating yang diberikan. Ulasan dari pelanggan tidak selalu berbanding lurus dengan rating yang diberikan [2]. Misalnya, seorang pengguna memberikan rating yang tinggi (skala 5 dalam rentang 1-5) untuk suatu produk, tetapi dalam ulasannya mereka mengungkapkan ketidakpuasan atau keluhan tertentu. Sebaliknya, pengguna juga dapat memberikan rating rendah (skala 1 dalam rentang 1-5) tetapi ulasannya sangat positif dan memuji produk tersebut. Hal ini dapat memberikan wawasan berharga bagi perusahaan atau penyedia layanan untuk meningkatkan produk atau layanan mereka, serta memahami preferensi dan kebutuhan pengguna dengan lebih baik [3].

Terdapat beberapa metode yang dapat dilakukan dalam melakukan analisis sentimen, antara lain metode *Naïve Bayes* [4] dan SVM (*Support Vector Machine*) [5]. *Support Vector Machine* (SVM) merupakan algoritma klasifikasi pada *machine learning*, dimana proses klasifikasi dilakukan dengan pendekatan *supervised learning* untuk mencari hyperplane yang memiliki margin paling

optimal [6]. Algoritma SVM dikenal sebagai algoritma yang efektif dan cepat untuk menyelesaikan masalah data teks berdasarkan pembobotan yang diproses dalam algoritma tersebut. *Naïve Bayes Classifier* telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian terkait klasifikasi, diantaranya analisa sentiment [7] dan klasifikasi teks [8]. Terdapat juga penelitian yang mengkombinasikan kedua algoritma tersebut menjadi model hybrid SVM-NBC [9].

Penelitian yang berkaitan dengan metode yang dijelaskan sebelumnya diantaranya Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine* (SVM), yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 96,1%, dimana *review* pengguna cenderung memiliki sentimen positif [10]. Penelitian lainnya yaitu Analisa Sentimen *Review* Hotel Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine* Berbasis *Particle Swarm Optimization*, menghasilkan tingkat akurasi yang meningkat menjadi 96,94%, dimana *review* pengguna cenderung memiliki sentimen positif [11], dan Analisis Sentimen Ulasan Hotel Bahasa Indonesia Menggunakan *Support Vector Machine* dan TF-IDF, yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 87%, *review* pengguna cenderung negatif [12]. Terdapat juga penelitian yang membandingkan model klasifikasi menggunakan SVM dan NBC untuk analisa sentimen calon Gubernur Jabar 2018-2023 [13]. Berdasarkan permasalahan yang telah dipaparkan, maka diusulkan sebuah penelitian

analisis sentimen berbasis aspek pada ulasan hotel Gran Mahakam yang berlokasi di Jakarta menggunakan algoritma *Support Vector Machine* dan *Naïve Bayes* sebagai perbandingan untuk mengetahui polaritas sentimen dan kecenderungan opini konsumen terhadap aspek pelayanan, aspek lokasi, dan aspek fasilitas. Adapun alasan dilakukan analisis sentimen dari hotel Gran Mahakam adalah ketidaksesuaian antara ulasan yang diberikan oleh pengunjung dengan rating yang dicantumkan pada *google reviews* menjadikan hal tersebut merupakan suatu kontradiksi. Ulasan konsumen diklasifikasikan apakah termasuk ulasan positif, atau negatif yang dapat dijadikan evaluasi oleh pengembang bisnis hotel Gran Mahakam sendiri untuk meningkatkan fasilitas & kualitas pelayanan.

## METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini terdiri dari 5 tahapan, dengan tahapan pertama adalah pengumpulan data, yang dilakukan dengan cara menarik data *review* dari Google dan membentuk *dataset*. Tahapan berikutnya yaitu pelabelan data, dilakukan dengan metode manual *labelling* berdasarkan *review* yang terdiri dari *rating* 1.0, 2.0, 3.0, 4.0 dan 5.0. Tahap selanjutnya yaitu *preprocessing* yang terdiri dari *case folding*, *cleaning*, *tokenization*, *stopword*, dan *stemming*. Tahap keempat yaitu *processing*, dimana pada tahap ini dilakukan pembagian data latih dan data uji serta dilakukan klasifikasi sentiment menggunakan 2 buah

model, dibangun menggunakan algoritma *Support Vector Machine (SVM)*, *Naive Bayes Classifier*. Tahap terakhir adalah evaluasi hasil klasifikasi sentimen dan menguji klasifikasi sentimen dan membandingkan performa kedua model klasifikasi sentimen, serta dilakukan visualisasi. Tahapan-tahapan penelitian tersebut dapat dilihat pada Gambar 1.

### Pengumpulan Data

Penyusunan Pada tahap pengembalian data untuk analisis sentimen ini, data berasal dari *Google Maps*.

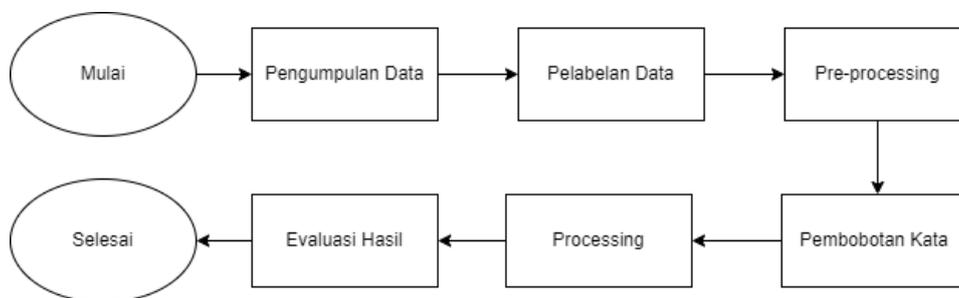
Data yang diambil berupa ulasan (*review*) pengguna yang disampaikan melalui fitur yang ada pada laman *Google Maps*, yakni fitur *review* terhadap hotel Gran Mahakam. Pengambilan data ini menggunakan cara *webscraping* data menggunakan *python* dengan *jupyternotebook*. Jumlah data yang digunakan sebanyak 550 data yang berisi *review* dari konsumen dengan periode ulasan dari tanggal 8 April hingga 25 Juni 2023. Data yang sudah diambil disimpan dalam bentuk *.csv*. Data tersebut memiliki beberapa *field*,

diantaranya *name* hotel, *username* atau pengguna, *rating* dan *review*. Pada penelitian ini, informasi yang digunakan untuk proses analisis sentimen adalah data yang berasal dari kolom *review*. Data tersebut dibagi menjadi data latih dan data uji yang masing-masing berjumlah 385 pada data latih, dan 165 pada data uji.

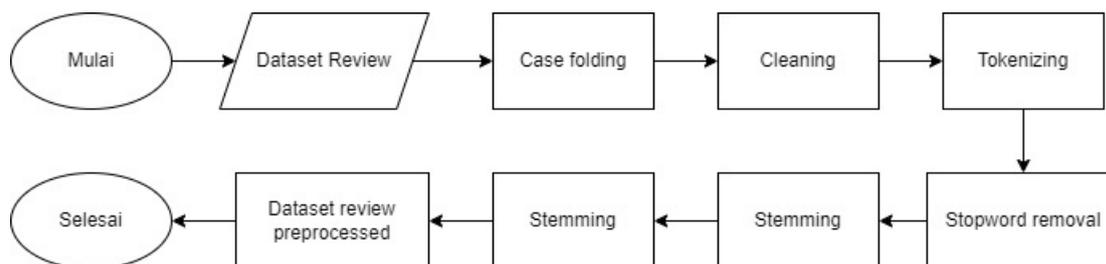
### Pelabelan dan Preprocessing Data

Pelabelan data dilakukan berdasarkan *rating* pengguna pada *review* yang diberikan. Pada tahap proses pelabelan *dataset* dilakukan secara manual untuk membedakan *review* sentimen yang mengandung ulasan positif dan negatif. *Review* positif dilambangkan dengan angka 1 dan *review* negatif dilambangkan dengan angka 0.

Tahapan yang dilakukan terhadap dokumen selanjutnya yaitu *text preprocessing*. Hal ini dilakukan untuk merubah data yang tidak terstruktur menjadi data yang lebih terstruktur untuk mempermudah tahap selanjutnya. Alur dari tahap *preprocessing* data dapat dilihat pada Gambar 2.



**Gambar 1. Tahapan Penelitian**



**Gambar 2. Alur Tahap *Preprocessing***

Berdasarkan Gambar 2, terdapat beberapa tahapan dalam *text preprocessing* yang digunakan dalam penelitian ini, yaitu *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal* dan *stemming*. Data yang telah dilakukan *preprocessing* tersimpan pada *dataset*. Penjelasan singkat dari tiap tahapan dalam preprocessing adalah sebagai berikut:

1. *Case folding*: pada tahap ini dilakukan penyeragaman bentuk huruf pada data dengan merubah bentuk huruf besar (*upper case*) menjadi huruf kecil (*lower case*). Hanya huruf 'a' sampai 'z' yang diterima. Karakter selain huruf dihilangkan dan dianggap *delimiter*
2. *Cleaning*: pada tahap ini dilakukan pembersihan data seperti penghapusan tanda baca, angka, *hashtag* dan spasi yang berlebihan untuk mempermudah dalam memproses data
3. *Tokenizing*: merupakan proses pemecahan teks dari suatu paragraf menjadi suatu kalimat pada data dan menjadi satuan kata
4. *Stopword removal*: pada tahap ini dilakukan proses penghapusan kata yang tidak memiliki makna untuk

mengurangi jumlah kata yang tidak dipakai pada analisis sentimen pada *dataset review* hotel yang digunakan

5. *Stemming*: pada tahap *stemming* dilakukan perubahan kata dari bentuk kata dasar tanpa menggunakan imbuhan, seperti ke-, ber-, -nya-, dan sebagainya. Tahap *stemming* ini menggunakan *library sastrawi*, yang berfungsi menghilangkan awalan dan akhiran kata sehingga hanya menyisakan bentuk dasarnya [14].

#### **Pembobotan Kata**

Proses pembobotan kata pada penelitian ini dilakukan dengan menggunakan *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF). *Term Frequency - Inverse Document Frequency* (TF-IDF) merupakan metode pemberian bobot pada hubungan antara kata dan dokumen. Metode ini menggabungkan dua konsep penghitungan bobot, yaitu frekuensi kata dalam dokumen tertentu dan frekuensi *inverse* dari dokumen yang mengandung kata tersebut. TF-IDF terdiri dari TF (*Term Frequency*) dan IDF (*Inverse Document Frequency*). Perhitungan bobot dengan TF-IDF ini dapat menentukan seberapa relevan suatu kata dalam dokumen tertentu. Berikut

diberikan contoh perhitungan manual menggunakan metode TF-IDF:

1. **Dokumen 1** : ‘saya dan keluarga menginap di lantai 9, mulai dari lorong sampe kamar bau asap rokok smua. gorden ada yg sobek2. tempat tidur/sprei juga ga terlalu bersih. lokasi strategis sih, bersebelahan dg mall jadi gampang cari makan’.
2. **Dokumen 2** : ‘hotel ini sudah sangat tua, hampir semua furniture, sanitary, dan juga fasilitas lainnya termasuk interior resto serta kolam renang terlihat old fashioned. system access masih menggunakan magnetic card. penerangan kamar juga minim. untuk kelas four stars, banyak sekali hotel baru yang kamarnya jauh lebih luas dengan harga lebih affordable.’
3. **Dokumen 3** : ‘termasuk hotel baru sehingga kebersihannya masih sangat terjaga. pendingin ruangan di kamar juga berfungsi sangat baik. lokasinya mudah dijangkau dan cukup. untuk sarapan pagi surprisingly menunya cukup lengkap dari buah, roti, cereal, menu utama hingga penutup, enak enak pas dengan selera saya kamarnya sangat nyaman dan bersih.’
4. **Dokumen 4** : ‘sebuah pengalaman yang menyenangkan menginap di hotel ini pelayanan sangat sangat baik mungkin bisa dikatakan terbaik fonya murah senyum pokoknya best lah

jangan ragu kalo mau menginap di sini.’

5. **Dokumen 5** : ‘hotelnya nyaman untuk menginap beberapa waktu kedepan, saya mendapatkan pengalaman yg mengesankan menginap disini. untuk kamar nya bersih dan rapihh, lokasi hotel cukup strategiss, dan menu makanan yg beraneka ragam.’

Berdasarkan data di atas, dapat dibentuk *corpus* terhadap 5 dokumen tersebut, yaitu: asap, baik, baru, bau, berfungsi, bersih, cukup, dijangkau, hotel, juga, kamar, lokasi, masih, mendapatkan, mengesankan, menginap, minim, mudah, nyaman, pelayanannya, pendingin, penerangan, pengalaman, rokok, ruangan, sangat, strategis, sudah, tapi, tempat, tidak, tidur, tua, untuk, Terdapat 39 *term* yang didalam *corpus* dari 5 dokumen. Visualisasi terkait sebaran *term* tersebut disajikan dalam Tabel 2.

Langkah berikutnya setelah terbentuk *corpus* seperti di atas adalah mengimplementasikannya ke dalam perhitungan manual menggunakan rumus TF-IDF yang diberikan pada persamaan (1).

$$w_{i,j} = tf_{i,j} \times \log\left(\frac{N}{df_i}\right) \quad (1)$$

Dengan  $tf_{i,j}$  menyatakan banyaknya kemunculan kata  $i$  pada dokumen ke- $j$ ,  $N$  menyatakan jumlah total dokumen, sementara notasi  $df_i$  menyatakan banyaknya dokumen yang mengandung kata ke- $i$ . Berikut adalah contoh penerapan rumus TF-IDF terhadap kata “bersih” yang terdapat dalam Dokumen 1,

dengan menggunakan formula pada persamaan (1):

$$w_{(bersih,D1)} = tf_{bersih.D1} \times \log\left(\frac{N}{df_i}\right)$$

$$w_{(bersih,D1)} = 1 \times \log\left(\frac{5}{2}\right)$$

$$w_{(bersih,D1)} = 1 \times \log 2,5 = 0,39$$

Dengan prinsip perhitungan yang sama seperti di atas, maka dapat diperoleh skor TF-IDF untuk semua kata yang diamati dan muncul dalam tiap dokumen, yang hasilnya dirangkum pada Tabel 3.

### Tahap Klasifikasi dan Evaluasi Model

Pada tahap *processing*, dilakukan klasifikasi label dengan menggunakan model yang dibangun dengan algoritma *machine learning*. Pada himpunan data latih terdapat kelas sentimen positif dan negatif, yang cirinya akan dipelajari berdasarkan kata-kata yang terdapat pada masing-masing kelas sentimen oleh model klasifikasi. Pada penelitian ini, dibangun dua model klasifikasi

dengan menggunakan 2 algoritma *machine learning* yang berbeda, yaitu *Naive Bayes Classifier* (NBC) dan *Support Vector Machine* (SVM). Selanjutnya dilakukan analisa perbandingan hasil kinerja dari kedua model klasifikasi tersebut dalam memprediksi label sentiment dari ulasan-ulasan pada himpunan data uji. Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui performa model yang dibangun, dengan memperhatikan *confusion matrix* yang merepresentasikan hasil pelabelan data uji oleh kedua model yang dibangun dalam penelitian ini. *Confusion Matrix* adalah sebuah matriks yang memuat data hasil klasifikasi yang diberikan oleh suatu model klasifikasi, memuat label aktual maupun prediktif. Evaluasi terhadap hasil pada *Confusion Matrix* dilakukan untuk mengetahui bagaimana performa suatu model. *Confusion matrix* untuk model klasifikasi dengan 2 kelas ditunjukkan pada Tabel 4.

**Tabel 2. Contoh Distribusi Jumlah Kata Dalam Tiap Dokumen**

Kata	D1	D2	D3	D4	D5	Kata	D1	D2	D3	D4	D5
Asap	1	0	0	0	0	Minim	0	1	0	0	0
Baik	0	0	0	1	0	Mudah	0	0	1	0	0
Baru	0	0	1	0	0	Nyaman	0	0	0	0	1
Bau	1	0	0	0	0	Pelayanannya	0	0	0	1	0
Berfungsi	0	0	1	1	1	Pendingin	0	0	1	0	0
Bersih	1	0	0	0	1	Penerangan	0	1	0	0	0
Cukup	0	0	0	0	1	Pengalaman	0	0	0	1	1
Dijangkau	0	0	1	0	0	Rokok	1	0	0	0	0
Hotel	0	1	1	1	1	Ruangan	0	0	1	0	0
Juga	0	1	0	0	1	Sangat	0	1	0	1	0
Kamar	1	1	1	0	1	Strategis	1	0	0	0	1
Lokasi	1	0	1	0	1	Sudah	0	1	0	0	0
Masih	0	0	1	0	0	Tapi	1	0	0	0	0

Mendapatkan	0	0	0	0	1	Tempat	1	0	0	0	0
Mengesankan	0	0	0	0	1	Tidak	1	0	0	0	0
Mengingat	1	0	0	1	1	Tidur	1	0	0	0	0
						Tua	0	1	0	0	0

**Tabel 3. Contoh Pembobotan TF-IDF**

Kata	D1	D2	D3	D4	D5	Kata	D1	D2	D3	D4	D5
Asap	$\frac{0,6}{9}$	0	0	0	0	Minim	0	$\frac{0,6}{9}$	0	0	0
Baik	0	0	0	$\frac{0,6}{9}$	0	Mudah	0	0	$\frac{0,6}{9}$	0	0
Baru	0	0	$\frac{0,6}{9}$	0	0	Nyaman	0	0	0	0	$\frac{0,6}{9}$
Bau	$\frac{0,6}{9}$	0	0	0	0	Pelayanannya	0	0	0	$\frac{0,6}{9}$	0
Berfungsi	0	0	$\frac{0,2}{2}$	$\frac{0,2}{2}$	$\frac{0,2}{2}$	Pendingin	0	0	$\frac{0,6}{9}$	0	0
Bersih	$\frac{0,3}{9}$	0	0	0	$\frac{0,3}{9}$	Penerangan	0	$\frac{0,6}{9}$	0	0	0
Cukup	0	0	0	0	$\frac{0,6}{9}$	Pengalaman	0	0	0	$\frac{0,3}{9}$	$\frac{0,3}{9}$
Dijangkau	0	0	$\frac{0,6}{9}$	0	0	Rokok	$\frac{0,6}{9}$	0	0	0	0
Hotel	0	$\frac{0,0}{9}$	$\frac{0,0}{9}$	$\frac{0,0}{9}$	$\frac{0,0}{9}$	Ruangan	0	0	$\frac{0,6}{9}$	0	0
Juga	0	$\frac{0,3}{9}$	0	0	$\frac{0,3}{9}$	Sangat	0	$\frac{0,3}{9}$	0	$\frac{0,3}{9}$	0
Kamar	$\frac{0,0}{9}$	$\frac{0,0}{9}$	$\frac{0,0}{9}$	0	$\frac{0,0}{9}$	Strategis	$\frac{0,3}{9}$	0	0	0	$\frac{0,3}{9}$
Lokasi	$\frac{0,2}{2}$	0	$\frac{0,2}{2}$	0	$\frac{0,2}{2}$	Sudah	0	$\frac{0,6}{9}$	0	0	0
Masih	0	0	$\frac{0,6}{9}$	0	0	Tapi	$\frac{0,6}{9}$	0	0	0	0
Mendapatkan	0	0	0	0	$\frac{0,6}{9}$	Tempat	$\frac{0,6}{9}$	0	0	0	0
Mengesankan	0	0	0	0	$\frac{0,6}{9}$	Tidak	$\frac{0,6}{9}$	0	0	0	0
Mengingat	$\frac{0,2}{2}$	0	0	$\frac{0,2}{2}$	$\frac{0,2}{2}$	Tidur	$\frac{0,6}{9}$	0	0	0	0

**Tabel 4. Confusion Matrix Untuk Model Klasifikasi Dengan 2 Kelas**

Label Aktual	Label Prediksi	
	Positif	Negatif
Positif	TP ( <i>True Positive</i> )	FN ( <i>False Negative</i> )
Negatif	FP ( <i>False Positive</i> )	TN ( <i>True Negative</i> )

Berdasarkan pengolahan nilai-nilai yang ada pada kolom matriks (*True Negative (TN)*, *False Positive (FP)*, *False Negative (FN)*, *True Positive (TP)*) maka dapat diketahui nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score*. Penjelasan dari parameter-parameter ukuran performa tersebut adalah sebagai berikut:

a. *Accuracy* menunjukkan kedekatan hasil klasifikasi dengan nilai sesungguhnya. Akurasi diperoleh dari perbandingan antara data yang berhasil diklasifikasi secara benar dengan keseluruhan data.

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (5)$$

b. *Precision* adalah tingkat ketepatan yang menunjukkan seberapa dekat perbandingan nilai tiap kali dilakukan pengulangan. Nilai *precision* dapat mengetahui kedekatan hasil antara informasi yang diminta dengan jawaban yang sistem berikan.

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

c. *Recall* merupakan nilai persentase suatu model memprediksi data ke bukan kelas aktualnya.

$$recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7)$$

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### Hasil Pengambilan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan dengan menggunakan metode *scrapping* data. Setelah *install* dan *import library* yang dibutuhkan, dilakukan *scrapping* data dengan ketentuan data yang diambil merupakan ulasan hotel Gran Mahakam Jakarta yang bersumber dari *Google Review* dengan menggunakan *web scrapping* yaitu *SerpAPI* sebagai *API key* yang merupakan sekumpulan kode yang digunakan oleh API untuk mengautentikasi dan mengotorisasi pengguna atau aplikasi. Beberapa contoh ulasan hotel Gran Mahakam yang sudah diambil dari laman Google Maps Hotel Gran Mahakam Jakarta dapat dilihat pada hasil tangkap layar yang disajikan oleh Gambar 3.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
9	Hotel Gran Mah: Irma d. burhanuc	5.0									
10	Hotel Gran Mah: Rizki Prasetyo	1.0									
11	Hotel Gran Mah: hedi suanto	5.0									
12	Hotel Gran Mah: Santi Yunka Suf	4.0									
13	Hotel Gran Mah: Rafiz Alfaqlh	1.0									
14	Hotel Gran Mah: Irzal darmawan	5.0									
15	Hotel Gran Mah: Inside Plaza	5.0									
16	Hotel Gran Mah: Yusuf Gani Sjaul	5.0									
17											

Gambar 3. Beberapa Contoh Data Ulasan Hotel Gran Mahakam

## Hasil Pelabelan dan Tahap Preprocessing Data

Pelabelan data dilakukan berdasarkan ulasan dari pengunjung hotel Gran Mahakam yang ditulis pada *Google Review*. Pada penelitian ini, pelabelan *dataset* dilakukan secara manual untuk membedakan sentimen dari ulasan, dengan memberikan angka 1 yang melambangkan ulasan tersebut bernilai positif dan angka 0 yang melambangkan ulasan tersebut bernilai negatif. Tabel 5 menunjukkan beberapa contoh hasil pelabelan pada data ulasan dalam dataset penelitian ini.

Dapat dilihat pada Tabel 5 bahwa terdapat ulasan (review) yang rating dan sentimennya tidak sesuai, yaitu review ketiga. Dalam hal ini rating dari pengguna adalah 1.0, yang dapat dimaknai sebagai rating rendah, namun ulasan berisi hal-hal positif, sehingga

berlabel 1. Lebih lanjut, dapat diamati bahwa review keempat memiliki rating 3.0, yang dapat diinterpretasikan sebagai netral, namun dalam penelitian ini diberi label 0. Hal ini karena dalam penelitian dataset hanya diklasifikasikan ke dalam 2 kelas, yaitu positif dan negatif.

Setelah melakukan *scraping* dan pelabelan data, data yang diambil masih dalam bentuk data yang tidak terstruktur. Tahapan *preprocessing* adalah tahapan mengubah data yang tidak terstruktur menjadi terstruktur dengan dilakukan pembersihan data yang terdiri dari beberapa proses yaitu *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal* dan *stemming*. Gambar 4 menunjukkan beberapa contoh hasil akhir dari tahap preprocessing setelah melalui kelima proses yang telah dijelaskan.

**Tabel 5. Beberapa Contoh Hasil Pelabelan Data**

Rating	Review	Label
4.0	Cantik bgt interiornya lg tema natal. Tp lift cuman ada 2 dan itu lama sekali nunggunya. Ketersediaan tempat parkir jg sangat sangattt terbatas. Kalo parkir aman bakalan bintang 5 si soalnya lucu bgttt interiornyaa	1
5.0	Tampilan hotelnya gaya bangunan lama atw eropa gitu sih, tapi enak kok, dekat kemana2 mantab, ga terlalu padat trafik d depannya, ya kalo cari yang aga tenang n mudah transport ini cocok deh	1
1.0	Pengalaman yang sangat baik dan eksklusif, dari segi fasilitas dan pelayanan yang di dapatkan sangat baik dan tidak ada yang mengecewakan, best hotel, thanks	1
3.0	Pelayanan makan siang saat acara pernikahan kurang begitu bagus. Tamu dibiarkan duduk lama, tanpa ada yg menawarkan menu. Jadi tamunya yang harus inisiatif minta dilayani. Itu pun masih lama juga dilayaninya.	0
2.0	Total chaos! Amat disayangkan hotel ini menerima wedding banquet dengan banyak keterbatasan fasilitas. Ruangan yang terlalu minim dan bersekat sehingga tidak memudahkan para tamu bergerak leluasa. Tempat parkir yang sangat sangat terbatas.	0
5.0	Tempat cozy buat sekalian kumpul2, varian mkn an banyak, layanan baik, tdk dibatasi waktunya.	1



uji. Proses pembagian data ini menggunakan *library scikit-learn*.

### Hasil Klasifikasi dan Pengukuran Performa Model

Setelah melakukan data *pre-processing*, tahapan selanjutnya yaitu data processing. Pada tahapan ini dilakukan beberapa proses seperti pembagian data, pembobotan kata, dan evaluasi kinerja model dengan membandingkan hasil dari proses klasifikasi pada 2 model yaitu *Naive Bayes Classifier* dan *Support Vector Machine* (SVM). Dalam penelitian ini, basis data yang dimiliki terbagi ke dalam 2 kelas, yaitu kelas ‘positif’ yang diberi label 1 dan kelas ‘negatif’ yang diberi label 0. Kemudian, dibuat *dataframe* yang digunakan untuk menghitung *confusion matrix* dari proses klasifikasi model menggunakan *Naive Bayes Classifier* dan SVM. Gambar 7 menunjukkan hasil klasifikasi ulasan dari model *Naive Bayes Classifier* (NBC). Berdasarkan pada Gambar 7 terdapat total 165 dari data uji yang dibagi ke dalam dua kelas yaitu 17 data dengan label 0 atau kelas negatif dan 148 data dengan label 1 atau kelas positif. Pada Gambar 7 juga terlihat tingkat akurasi dari algoritma *Naive Bayes* sebesar 0,90 dari

total keseluruhan data yaitu 165 data. Pada *precision* dari kelas positif menunjukkan angka sebesar 90%, *recall* sebesar 100%, dan *f1-score* sebesar 95%. Pada tahap processing, dilakukan juga klasifikasi dengan menggunakan model yang dibangun dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Tahapan pertama adalah melakukan pelatihan model dengan menggunakan kernel ‘*linear*’ yang memiliki fungsi untuk memetakan data ke dalam ruang fitur yang lebih tinggi sehingga membantu dalam pemisahan kelas. Gambar 8 menunjukkan hasil klasifikasi oleh model klasifikasi SVM pada data ulasan dalam penelitian ini. Berdasarkan hasil pada Gambar 8 terdapat total 165 dari data uji yang dibagi ke dalam dua kelas yaitu 17 data dengan label 0 atau kelas negatif, dan 148 data dengan label 1 atau kelas positif. Pada Gambar 8 juga terlihat tingkat akurasi dari algoritma SVM sebesar 90% dari total keseluruhan data yaitu 165 data. Parameter *precision* menunjukkan angka sebesar 90%, *recall* sebesar 100%, dan *f1-score* sebesar 95%. Berdasarkan parameter *recall* dan *precision*, dapat dilihat bahwa hasil klasifikasi pada kelas sentimen positif memiliki nilai yang lebih tinggi dibanding dengan kelas sentimen negatif.

	precision	recall	f1-score	support
0	0.00	0.00	0.00	17
1	0.90	1.00	0.95	148
accuracy			0.90	165
macro avg	0.45	0.50	0.47	165
weighted avg	0.80	0.90	0.85	165

**Gambar 7. Hasil Pengujian Model *Naive Bayes Classifier***

	precision	recall	f1-score	support
0	1.00	0.24	0.38	17
1	0.92	1.00	0.96	148
accuracy			0.92	165
macro avg	0.96	0.62	0.67	165
weighted avg	0.93	0.92	0.90	165

**Gambar 8. Hasil Pengujian *Support Vector Machine* (SVM)**

**Tabel 6. Hasil Perhitungan *Naive Bayes Classifier* dan SVM**

Parameter Performa	<i>Naive Bayes Classifier</i>		<i>Support Vector Machine</i>	
	Positif	Negatif	Positif	Negatif
<i>Precision</i>	90%	-	92%	100%
<i>Recall</i>	100%	0%	100%	23,5%
<i>F1-Score</i>	0,95		0,96	
<i>Accuracy</i>	90%		92%	

### Analisa Hasil Uji Coba

Berdasarkan hasil pada subbab sebelumnya, hasil perhitungan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score* yang dihitung secara manual dan yang tercatat dalam *confusion matrix* memiliki nilai yang sama, hal ini menunjukkan kesesuaian dan keandalan dalam evaluasi kinerja model. Tabel 6 menyajikan rangkuman hasil evaluasi keseluruhan untuk kedua model yang digunakan untuk klasifikasi ulasan pada objek penelitian.

Berdasarkan Tabel 6, data kelas positif yang berhasil diklasifikasi dengan tepat oleh model *Support Vector Machine* menunjukkan angka yang tinggi, yaitu pada nilai *precision* sebesar 92% dan nilai *F1-Score* pada angka 96%, lebih tinggi dibanding dengan hasil klasifikasi pada kelas positif dengan menggunakan model *Naive Bayes Classifier* pada nilai *precision* di angka 90% dan *F1-Score* di angka 95%. Akurasi pada kedua

model juga memiliki perbedaan dengan performa 92% untuk model *Support Vector Machine* dan 90% untuk algoritma *Naive Bayes Classifier*.

Analisa lebih lanjut terkait perhitungan *precision* pada masing-masing model menunjukkan bahwa model yang dibangun menggunakan algoritma NBC memiliki kelemahan dalam hal mengklasifikasi ulasan dengan sentiment negatif, dalam hal ini gagal memprediksi dengan benar satu pun data uji berlabel 0. Hal ini diduga karena karakteristik data yang tidak *balance (imbalanced dataset)* antara kelas positif dan negatif. Perbandingan antara kelas negatif dan kelas positif pada data uji hampir mencapai 1:9. Dengan hasil ini, eksperimen dalam penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM lebih baik dalam menangani imbalanced dataset dibanding algoritma NBC. Pada kasus analisa sentiment pada ulasan *Google Maps* hotel Gran Mahakam ini juga diperoleh bahwa model

klasifikasi yang dibangun dengan SVM memiliki performa yang lebih baik dibanding model yang dibangun dengan menggunakan NBC.

## KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian analisis sentimen terhadap ulasan pengunjung Hotel Gran Mahakam Jakarta pada Google Review dilakukan dengan menggunakan algoritma Naive Bayes Classifier (NBC) dan Support Vector Machine (SVM), mengklasifikasikan ulasan pengunjung Hotel Gran Mahakam ke dalam 2 kelas yaitu ulasan positif dan ulasan negatif. Dari 550 data ulasan yang merupakan hasil scraping, dibagi menjadi 30% untuk data uji dan 70% untuk data latih. Berdasarkan hasil analisis sentimen pada penelitian ini dapat disimpulkan bahwa ulasan pengunjung Hotel Gran Mahakam pada Google Review memiliki kecenderungan sentimen positif, sementara hasil perbandingan dari kedua model yang dibangun menggunakan algoritma berbeda menunjukkan bahwa model klasifikasi SVM mampu mengklasifikasi dan memiliki performa keseluruhan yang lebih baik dibanding model NBC, dengan tingkat akurasi sebesar 92%, precision 92%, recall 100%, dan F1-Score sebesar 96%. Model klasifikasi NBC memiliki masalah dalam mengklasifikasi kelas negative, yang diduga terkait dengan karakteristik data yang imbalance, sementara model SVM lebih baik dalam menangani hal tersebut.

Saran untuk penelitian berikutnya adalah dengan menggunakan dan membandingkan algoritma selain NBC dan SVM, maupun melakukan hibridasi algoritma terbaik agar dapat memberikan tingkat akurasi, *precision*, dan *recall* yang lebih baik, khususnya mengatasi kasus imbalanced dataset yang ditemui pada penelitian ini. Pengembangan juga dapat dilakukan dengan menambahkan jumlah data yang lebih banyak dan melakukan pelabelan data dengan lebih efisien dan akurat.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. F. Rachman dan S. Pramana, "Analisis Sentimen Pro dan Kontra Masyarakat Indonesia tentang Vaksin COVID-19 pada Media Sosial Twitter," *Heal. Inf. Manag. J.*, vol. 8, no. 2, hal. 100–109, 2020.
- [2] P. P. Arsi dan R. Waluyo, "Analisis Sentimen Wacana Pemindahan Ibu Kota Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 1, hal. 147, 2021, doi: 10.25126/jtiik.0813944.
- [3] P. Arsi, B. A. Kusuma, dan A. Nurhakim, "Analisis Sentimen Pindah Ibu Kota Berbasis Naive Bayes Classifier," *J. Inform. Upgris*, vol. 7, no. 1, hal. 1–6, 2021, doi: 10.26877/jiu.v7i1.7636.
- [4] B. Gunawan, H. S. Pratiwi, dan E. E. Pratama, "Sistem Analisis Sentimen pada

- Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes,” *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 4, no. 2, hal. 113, 2018, doi: 10.26418/jp.v4i2.27526.
- [5] N. Fitriyah, B. Warsito, dan D. A. I. Maruddani, “Analisis Sentimen Gojek Pada Media Sosial Twitter Dengan Klasifikasi Support Vector Machine (SVM),” *J. Gaussian*, vol. 9, no. 3, hal. 376–390, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.28932.
- [6] A. D. Chayani dan A. Basuki, “Klasifikasi Diabetes Mellitus Menggunakan Support Vector Machine (Studi Kasus: Puskesmas Modopuro, Mojokerto),” *Journal of Science and Technology (REKAYASA)*, vol. 12, no. 2, hal. 174-182, 2019.
- [7] D. T. Hermanto, M. Ziaurrahman, M. A. Bianto, dan A. Setyanto, “Twitter Social Media Sentiment Analysis in Tourist Destinations Using Algorithms Naive Bayes Classifier,” *Journal of Physics: Conf. Ser.: Bristol*, vol. 1140, issue. 1, 2018.
- [8] L. Jiang, C. Li, S. Wang, dan L. Zhang, “Deep feature weighting for naive bayes and its application to text classification,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 52, 26-39 (2016), doi: 10.1016/j.engappai.2016.02.002.
- [9] G. Nasr, M. A. Obaida, A. E. Ashraf, dan M. O. N. Khalid, “A Hybrid SVM Naïve-Bayes Classifier For Bright Lesions Recognition In Eye Fundus Images,” *IJEEI*, vol. 13, no. 3, 530–545 (2021), doi: 10.15676/ijeei.2021.13.3.2.
- [10] E. Fitri, “Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Ruangguru Menggunakan Algoritma Naive Bayes, Random Forest Dan Support Vector Machine,” *J. Transform.*, vol. 18, no. 1, p. 71, 2020, doi: 10.26623/transformatika.v18i1.2317.
- [11] E. Indrayuni, “Analisa Sentimen Review Hotel Menggunakan Algoritma Support Vector Machine Berbasis Particle Swarm Optimization”, *Evolusi: Jurnal Sains dan Manajemen*, vol. 4, no. 2, hal. 20-27, 2016.
- [12] V. W. D. Thomas dan F. Rumaisa, “Analisis Sentimen Ulasan Hotel Bahasa Indonesia Menggunakan Support Vector Machine dan TF-IDF”, *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 6, no. 3, hal. 1767-1774, 2022.
- [13] D. Gunawan, D. Riana, D. Ardiansyah, F. Akbar, dan S. Alfarizi, “Komparasi Algoritma Support Vector Machine dan Naïve Bayes Dengan Algoritma Genetika Pada Analisis Sentimen Calon Gubernur Jabar 2018-2023”, *Jurnal Teknik Komputer AMIK BSI*, vol. 6, no. 1, hal. 121-129, 2020.
- [14] N. W. Wardani and P. G. S. C. Nugraha, “Stemming Teks Bahasa Bali dengan Algoritma Enhanced Confix Stripping,” *Int. J. Nat. Sci. Eng.*, vol. 4, no. 3, pp. 103–113, 2020, doi: 10.23887/ijnse.v4i3.30309.