

## Analisis Sentimen dan Emosi dari Ulasan Google Maps untuk Layanan Rumah Sakit di Palangka Raya Menggunakan *Machine Learning*

A C T Angel<sup>1</sup>, V H Pranatawijaya<sup>2</sup>, Widiatry<sup>3</sup>

<sup>1-3</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Palangka Raya

E-mail: christyanaapriliana@mhs.eng.upr.ac.id<sup>1</sup>, viktorhp@it.upr.ac.id<sup>2</sup>,  
widiatry@it.upr.ac.id<sup>3</sup>

**Abstrak.** Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen dan emosi dari ulasan Google Maps untuk layanan rumah sakit di Palangka Raya menggunakan *machine learning*. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah ulasan dari Google Maps untuk 11 rumah sakit di Palangka Raya. Data diolah dengan *preprocessing* untuk membersihkan dan mempersiapkan data untuk analisis. Selanjutnya, data diklasifikasikan berdasarkan sentimen (positif, negatif, netral) dengan VADER (*Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner*) dan emosi (seperti marah, senang, sedih, dll) menggunakan NRC Lexicon. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah *K-Nearest Neighbors* (KNN), *Logistic Regression*, dan *Decision Tree*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa ketiga algoritma tersebut memiliki performa yang berbeda-beda ketika mengklasifikasikan sentimen dan emosi dari ulasan. Algoritma *Decision Tree* memiliki akurasi tertinggi yaitu 92%, diikuti dengan *Logistic Regression* dengan akurasi 86%, dan KNN dengan akurasi 48%. Penelitian ini menunjukkan bahwa *machine learning* dapat digunakan untuk menganalisis sentimen dan emosi dari ulasan pada Google Maps dengan baik.

**Kata kunci:** analisis sentimen; emosi; ulasan Google Maps; layanan rumah sakit; *Machine Learning*

**Abstract.** *This research aims to analyze the sentiment and emotion from reviews on Google Maps for hospital services in Palangka Raya using machine learning. The data used in this research was reviews from Google Maps for 11 hospitals in Palangka Raya. The data was processed using preprocessing to clean and prepare the data for analysis. Furthermore, the data was classified based on the sentiments (positive, negative, neutral) with VADER (Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner) and emotions (such as angry, happy, sad, etc.) using NRC Lexicon. The algorithms used in this research are K-Nearest Neighbors (KNN), Logistic Regression, and Decision Tree. The research results show that the three algorithms have different performances when classifying sentiment and emotion from reviews. The Decision Tree algorithm has the highest accuracy of 92%, followed by Logistic Regression with an accuracy of 86%, and KNN with an accuracy of 48%. This research shows that machine learning can be used to analyze sentiment and emotion from reviews on Google Maps well.*

**Keywords:** *sentiment analysis; emotion; Google Maps Reviews; hospital services; Machine Learning*

## 1. Pendahuluan

Saat ini masyarakat dengan lebih mudah mendapatkan informasi, termasuk informasi tentang layanan kesehatan melalui platform digital. Salah satu platform yang populer untuk mencari informasi ini yaitu Google Maps. Ulasan-ulasan yang tersedia di Google Maps menjadi sumber informasi penting bagi calon pasien dalam memilih Rumah Sakit yang tepat. Ulasan tersebut mengandung sentimen dan emosi yang mencerminkan pengalaman dan kepuasan pasien.

Calon pasien dapat membaca ulasan untuk mengetahui kelebihan dan kekurangan layanan Rumah Sakit sebelum memutuskan untuk berobat. Kualitas layanan kesehatan yang baik membutuhkan keseimbangan antara aspek teknis medis dan sosial & sistem. Pada teknis medis berfokus pada interaksi antara tenaga medis dan pasien yang meliputi diagnosis, pengobatan, perawatan, dan pelayanan. Untuk sosial dan sistem mencakup faktor-faktor di luar interaksi medis, seperti peralatan, dan fasilitas [1]. Ulasan Google Maps merupakan opini yang berharga bagi pengguna lain seperti kualitas pelayanan, suasana, dan fasilitas untuk membantu mereka memutuskan apakah mereka ingin mengunjungi suatu tempat [2].

Namun, tidak semua ulasan di Google Maps bersifat objektif. Ada kalanya ulasan tersebut mengandung sentimen positif atau negatif yang dapat mempengaruhi persepsi calon pasien terhadap layanan rumah sakit. Oleh karena itu, diperlukan analisis sentimen dan emosi untuk mengidentifikasi dan memahami sentimen yang terkandung dalam ulasan-ulasan tersebut. Analisis sentimen merupakan proses untuk menemukan dan mengategorikan opini dalam teks, baik itu positif atau negatif. Analisis sentimen dapat digunakan untuk memahami pendapat, perasaan, penilaian, dan sikap masyarakat terhadap berbagai hal, seperti produk, tokoh, organisasi, layanan, isu, atau peristiwa. Analisis sentimen sangat berkaitan dengan masyarakat karena sumber informasinya berasal dari media sosial, yang digunakan oleh masyarakat [3].

*Machine Learning* adalah alat yang dapat digunakan untuk menganalisis sentimen dan emosi dari ulasan Google Maps pada rumah sakit. Algoritma *machine learning* dapat dilatih pada data berlabel, di mana terdapat contoh *input* dan *output* yang diinginkan. Dari data ini, algoritma belajar untuk menemukan hubungan antara *input* dan *output*. Setelah dilatih, model *machine learning* dapat digunakan untuk memprediksi *output* pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya [4].

Penelitian ini bertujuan untuk menggunakan berbagai model pada metode *machine learning*, untuk menemukan yang terbaik dalam menganalisis sentimen dan emosi dari ulasan Google Maps tentang layanan rumah sakit di Palangka Raya. Kinerja setiap metode dievaluasi berdasarkan akurasi, presisi, *recall*, dan *F-1 score*. Metode dengan kinerja terbaik kemudian dipilih untuk dianalisis lebih lanjut. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat bagi rumah sakit dalam memahami persepsi publik, mengidentifikasi area yang perlu ditingkatkan, dan meningkatkan kualitas layanan secara keseluruhan.

## 2. Metode

Klasifikasi sentimen dan emosi teks merupakan proses untuk mengidentifikasi dan memahami perasaan yang terkandung dalam teks. Proses ini dimulai dengan pengumpulan data teks, yang kemudian dibersihkan dari *noise* dan diubah menjadi format yang dapat diproses oleh model *machine learning*. Pada analisis sentimen menggunakan VADER (*Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner*), VADER menghasilkan skor sentimen (positif, negatif, netral) dan *compound score* yang menunjukkan kekuatan sentimen, sedangkan analisis emosi menggunakan NRC Lexicon (*National Research Council Lexicon*), sebuah kamus yang berisi kata-kata bahasa Inggris yang dikategorikan berdasarkan delapan emosi dasar: senang, marah, sedih, takut, jijik, terkejut, percaya, dan antisipasi. NRC Lexicon menghasilkan daftar emosi yang terkandung dalam teks. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah *K-Nearest Neighbors*, *Logistic Regression*, dan *Decision Tree*. Model ini dilatih dengan data teks yang telah diberi label sentimen dan emosinya. Evaluasi model dilakukan dengan metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Setelah model *machine learning* dilatih, hasil klasifikasi dievaluasi untuk memastikan

akurasinya. Model dengan akurasi terbaik kemudian diterapkan untuk memprediksi sentimen dan emosi baru.

### 2.1. Observasi

Peneliti mendapatkan seluruh ulasan pengguna rumah sakit di Palangka Raya di Google Maps sebanyak 3.446. Sampel data yang dianalisis adalah ulasan yang tersedia hingga tanggal 5 Februari 2024, sebanyak 1.940 ulasan dari total 11 rumah sakit. Dalam penelitian ini, data dikumpulkan secara daring dengan metode *scraping* data menggunakan ekstensi *Instant Data Scraper* pada Google Chrome. Ekstensi ini mampu mengambil informasi secara otomatis dari situs web yang telah dipilih.

### 2.2. Studi literatur

Penelitian ini menggunakan beberapa referensi atau kajian literatur yang bersumber dari artikel, jurnal, dan *website* untuk memperkuat metodologi, memperjelas tujuan, dan mempertajam rumusan masalah yang diteliti.

### 2.3. Penambangan data (*scraper*)

*Instant Data Scraper* adalah ekstensi *browser* yang memungkinkan pengguna untuk mengekstrak data dari situs web [5]. Ulasan tersebut diperoleh dari *website* Google Maps yang memuat informasi tentang rumah sakit di Palangka Raya. Tabel 1 merupakan ulasan yang diperoleh dari *website* Google Maps untuk rumah sakit sebagai berikut:

**Tabel 1.** Hasil *Scraping* 11 Rumah Sakit di Palangka Raya

	rumah_sakit	nama	ulasan
2	Rumah Sakit Advent Palangka Raya	Kokakoa kaliams	oh ini yang viral dilaporin karyawannya
3	Rumah Sakit Advent Palangka Raya	Rossita A.	Masih dalam proses pembangunan ???? ...
4	Rumah Sakit Advent Palangka Raya	gibson pandiangan	bersih dan bangunannya bagus
5	Rumah Sakit Advent Palangka Raya	Rano Rahman	Semoga semakin baik.
	...	...	...
1941	Rumah Sakit Ibu dan Anak Yasmin	tito christo	Bagus

Proses *scraping* menghasilkan 1.940 ulasan. Data terbagi dalam 3 kolom: *rumah\_sakit*, *nama*, dan *ulasan* terkait layanan yang diberikan masyarakat pada 11 Rumah Sakit di Palangka Raya pada Google Maps.

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Terjemahkan ulasan ke bahasa inggris

Ulasan perlu diterjemahkan ke Bahasa Inggris agar dapat dianalisis dengan menggunakan alat dan *library* yang tersedia. Tabel 2 merupakan hasil dari data ulasan yang menggunakan Bahasa No. dan sudah diterjemahkan ke Bahasa Inggris melalui tahapan *cleaning*.

**Tabel 2.** Data Ulasan dengan Bahasa Inggris

	rumah_sakit	nama	review_english
2	Rumah Sakit Advent Palangka Raya	Kokakoa kaliases	<i>Oh, this is what the employees reported went viral</i>
3	Rumah Sakit Advent Palangka Raya	Rossita A.	<i>Still in the development process ???? ...</i>
4	Rumah Sakit Advent Palangka Raya	gibson pandiangan	<i>clean and the building is nice</i>
5	Rumah Sakit Advent Palangka Raya	Rano Rahman	<i>Hopefully it gets better.</i>
...	...	...	...
1932	Rumah Sakit Ibu dan Anak Yasmin	tito christo	<i>Good</i>

Hasil dari proses terjemahan yang telah dilakukan menghasilkan jumlah ulasan sebesar 1.931 ulasan dengan 3 kolom yang terdiri atas kolom rumah\_sakit, nama, dan review\_english. Berikut pada Tabel 3 merupakan hasil total ulasan yang sudah diterjemahkan di setiap 11 Rumah Sakit:

**Tabel 3.** Total Ulasan pada Setiap Rumah Sakit

No.	Rumah Sakit	Jumlah Ulasan
1.	Rumah Sakit Advent Palangka Raya	8
2.	RS Betang Pabelum	236
3.	RS. Bhayangkara Palangka Raya	483
4.	Rumah Sakit Bhayangkara TK IV	11
5.	RSIA Bunda	40
6.	Rumah Sakit Umum Daerah dr. Doris Sylvanus	314
7.	RSI PKU Muhammadiyah Palangka Raya	190
8.	RS. Permata Hati Palangka Raya	39
9.	Rumah Sakit Siloam Palangka Raya	551
10.	Rumah Sakit TNI AD	25
11.	Rumah Sakit Ibu dan Anak Yasmin	34
<b>Total</b>		<b>1931</b>

### 3.2. Analisis sentimen

Metode analisis sentimen yang digunakan yaitu *Machine Learning*. Algoritma *machine learning* dapat dilatih dengan data berlabel yang berisi teks dan sentimennya. Proses ini meningkatkan kemampuan algoritma dalam memahami dan memprediksi sentimen teks baru [6]. Analisis sentimen berikut menggunakan 3 algoritma yaitu *K-Nearest Neighbors*, *Logistic Regression*, dan *Decision Tree*.

#### 3.2.1. Data cleaning dan preprocessing

*Text preprocessing* langkah penting dalam *text mining* yang bertujuan untuk membersihkan dan memproses data teks agar siap untuk dianalisis. Tahapan *text preprocessing* umum dilakukan pada berbagai proyek *text mining*, dan dapat membantu meningkatkan kualitas dan akurasi hasil analisis [7]. Fungsi *clean\_text* mengubah teks menjadi huruf kecil, hapus tanda baca dan karakter khusus, hapus angka, normalisasi jarak antar kata, hapus URL, hapus No. HTML, hapus tanggal dan waktu, dan mengurangi pengulangan huruf. Contoh hasil data *cleaning* dan *preprocessing* dapat dilihat pada Tabel 4 berikut ini.

**Tabel 4.** Contoh Hasil Proses *Cleaning* dan *Pre-Processing*

No.	Sebelum ( <i>review_english</i> )	Sesudah ( <i>cleaned_text</i> )
0	Oh, this is what the employees reported went viral	oh this is what the employees reported went viral
1	Still in the development process ???? ...	still in the development process
2	clean and the building is nice	clean and the building is nice
3	Hopefully it gets better.	Hopefully it gets better
4	Clean, friendly service	clean friendly service

### 3.2.2. Tokenization

Tokenisasi adalah proses penting dalam pemrosesan bahasa alami yang membantu mengubah teks menjadi format yang lebih mudah dianalisis. Fungsi *word\_tokenize* akan memecah teks menjadi token-token individual, biasanya berupa kata-kata. Hasilnya adalah pembuatan kolom baru bernama *tokens* yang berisi daftar token hasil tokenisasi dari setiap baris teks yang telah dibersihkan. Contoh hasil *tokenization* dapat dilihat pada Tabel 5 berikut ini.

**Tabel 5.** Contoh Hasil Proses *Tokenization*

No.	Sebelum ( <i>cleaned_text</i> )	Sesudah ( <i>tokens</i> )
0	oh this is what the employees reported went viral	['oh', 'this', 'is', 'what', 'the', 'employees', 'reported', 'went', 'viral']
1	still in the development process	['still', 'in', 'the', 'development', 'process']
2	clean and the building is nice	['clean', 'and', 'the', 'building', 'is', 'nice']
3	hopefully it gets better	['hopefully', 'it', 'gets', 'better']
4	clean friendly service	['clean', 'friendly', 'service']

### 3.2.3. Stopword removal

Setelah proses tokenisasi, kode ini melakukan langkah selanjutnya dengan menghilangkan *stop words*. *Stop words* adalah kata-kata yang tidak memiliki banyak makna dan dapat mengganggu analisis teks. Pustaka *nlTK* dan fungsi *remove\_stopwords* membantu proses ini dengan menyediakan daftar *stop words* dan melakukan penghapusan secara otomatis. Contoh hasil data *stopword removal* dapat dilihat pada Tabel 6 berikut ini.

**Tabel 6.** Contoh Hasil Proses *Stopword Removal*

No	Sebelum ( <i>tokens</i> )	Sesudah ( <i>filtered_tokens</i> )
0	['oh', 'this', 'is', 'what', 'the', 'employees', 'reported', 'went', 'viral']	['oh', 'employees', 'reported', 'went', 'viral']
1	['still', 'in', 'the', 'development', 'process']	['still', 'development', 'process']
2	['clean', 'and', 'the', 'building', 'is', 'nice']	['clean', 'building', 'nice']
3	['hopefully', 'it', 'gets', 'better']	['hopefully', 'gets', 'better']
4	['clean', 'friendly', 'service']	['clean', 'friendly', 'service']

### 3.2.4. Stemming

Tujuan *stemming* adalah mereduksi bentuk kata menjadi bentuk dasarnya, yang disebut *root word* atau *lemma*. Pemilihan *stemming* karna lebih cepat dan sederhana. Contoh hasil *stemming* dapat dilihat pada Tabel 7 berikut ini.

**Tabel 7.** Contoh Hasil Proses *Stemming*

No	Sebelum ( <i>filtered_tokens</i> )	Sesudah ( <i>stemmed_tokens</i> )
0	[oh, employees, reported, went, viral]	['oh', 'employe', 'report', 'went', 'viral']
1	[still, development, process]	['still', 'develop', 'process']
2	[clean, building, nice]	['clean', 'build', 'nice']
3	[hopefully, gets, better]	['hope', 'get', 'better']
4	[clean, friendly, service]	['clean', 'friendli', 'servic']

Analisis sentimen adalah bidang pengolahan bahasa alami dan komputasi linguistik yang bertujuan untuk menganalisis pendapat, evaluasi, sikap, dan emosi seseorang apakah orang tersebut berkenaan dengan suatu topik [8].

### 3.2.5. Labelling sentimen with vader

VADER (*Valence Aware Dictionary and Sentiment Reasoner*) adalah sebuah *tool* yang digunakan untuk melabeli data secara otomatis. VADER menggunakan pendekatan leksikal dan berfungsi sebagai model untuk analisis opini atau emosi yang menggunakan kamus leksikon untuk mengevaluasi frasa dan kalimat sebagai sentimen tanpa memerlukan sumber lain. Label yang digunakan dapat berupa multilabel, yaitu *positive*, *negative*, dan netral [9]. Kolom *sentiment\_label* ini berisi skor sentimen biner untuk setiap *review*, yaitu 1 untuk *positive*, 0 untuk *negative*, dan 2 untuk *neutral*. Contoh hasil *labelling sentimen* dapat dilihat pada Tabel 8 berikut ini.

**Tabel 8.** Contoh Hasil Proses *Labelling With Vader*

<i>stemmed_tokens</i>	<i>sentiment_vader</i>	<i>sentiment_positive</i>	<i>sentiment_negative</i>	<i>sentiment_neutral</i>	<i>sentiment_compound</i>	<i>sentiment_label</i>	<i>sentiment_score</i>
['oh', 'employe', 'report', 'went', 'viral']	{'neg': 0.0, 'neu': 1.0, 'pos': 0.0, 'compound': 0.0}	0	0	1	0	<i>neutral</i>	2
['still', 'develop', 'process']	{'neg': 0.0, 'neu': 1.0, 'pos': 0.0, 'compound': 0.0}	0	0	1	0	<i>neutral</i>	2
['clean', 'build', 'nice']	{'neg': 0.0, 'neu': 0.154, 'pos': 0.846, 'compound': 0.6705}	0,846	0	0,154	0,6705	<i>positive</i>	1
['hope', 'get', 'better']	{'neg': 0.0, 'neu': 0.147, 'pos': 0.853, 'compound': 0.7003}	0,853	0	0,147	0,7003	<i>positive</i>	1
['clean', 'friendli', 'servic']	{'neg': 0.0, 'neu': 0.426, 'pos': 0.574, 'compound': 0.4019}	0,574	0	0,426	0,4019	<i>positive</i>	1

### 3.3. Analisis emosi

Emosi sering menggunakan emosi dasar yang dirumuskan oleh Plutchik, di mana setiap emosi memiliki pasangan yang berlawanan, Plutchik mendefinisikan delapan emosi dasar: kebahagiaan, kesedihan, kemarahan, ketakutan, kepercayaan, jijik, kejutan, dan antisipasi [10].

#### 3.3.1. Labelling emotion detection with NRC lexicon

*National Research Council Emotion Lexicon* adalah delapan kategori emosi dasar, yaitu marah, takut, sedih, senang, muak, percaya, antisipatif, dan terkejut. Selain itu, *Emotion Lexicon* juga menggunakan dua kategori sentimen, yaitu *negative* dan *positive* [11]. Langkah pertama yang dilakukan yaitu membersihkan teks *review* Bahasa Inggris dengan melakukan *lowercase*, menghapus karakter spesial, angka (opsional), URL, *tag* HTML, dan mengurangi huruf berulang. Kemudian dilakukan koreksi otomatis menggunakan pustaka *autocorrect*. Selanjutnya menghitung dan menampilkan jumlah data *missing* (kosong atau NaN) pada kolom "*text*" di dataframe "*reviews*". Daftar delapan emosi dasar dalam NRC Lexicon dapat dilihat pada Gambar 1 berikut ini.

```
[ ] lexicon_df.emotion.unique()
array(['anger', 'anticipation', 'disgust', 'fear', 'joy', 'negative',
       'positive', 'sadness', 'surprise', 'trust'], dtype=object)
```

**Gambar 1.** Daftar Emosi pada NRC Lexicon

Tabel 9 ini menunjukkan contoh hasil analisis emosi dari beberapa teks.

**Tabel 9.** Contoh Hasil Analisis Emosi

<i>text</i>	<i>emotion_nrc</i>
<i>oh this is what the employees reported went viral</i>	<i>neutral</i>
<i>still in the development process</i>	<i>neutral</i>
<i>clean and the building is nice</i>	<i>joy</i>
<i>hopefully it gets better</i>	<i>neutral</i>
<i>clean friendly service</i>	<i>joy</i>

### 3.4. Exploratory data analysis (eda)

#### 3.4.1. Word frequencies

*Word Frequencies* menggunakan *library collections* untuk menghitung frekuensi kemunculan setiap kata unik dalam setiap *review*. Contoh hasil *word frequencies* dapat dilihat pada Tabel 10 berikut ini.

**Tabel 10.** Contoh Hasil Proses *Word Frequencies*

No	Sebelum ( <i>stemmed_tokens</i> )	Sesudah ( <i>word_counts</i> )
0	['oh', 'employe', 'report', 'went', 'viral']	Counter({'oh': 1, 'employe': 1, 'report': 1, 'went': 1, 'viral': 1})
1	['still', 'develop', 'process']	Counter({'still': 1, 'develop': 1, 'process': 1})
2	['clean', 'build', 'nice']	Counter({'clean': 1, 'build': 1, 'nice': 1})
3	['hope', 'get', 'better']	Counter({'hope': 1, 'get': 1, 'better': 1})
4	['clean', 'friendli', 'servic']	Counter({'clean': 1, 'friendli': 1, 'servic': 1})

#### 3.4.2. Visualizing word cloud

Tahap Eksplorasi dan Visualisasi Data (*Data Exploration and Visualization*) merupakan langkah penting dalam analisis data. Langkah pertama yaitu melakukan proses *word frequencies output* dari proses ini

adalah *dictionary* atau tabel yang menampilkan setiap kata unik beserta jumlah kemunculannya (frekuensi). Hasil *word frequencies* untuk *visualizing word cloud* dapat dilihat pada Tabel 11 berikut ini.

**Tabel 11.** Hasil *Word Frequencies*

No	Kata	Frekuensi	No	Kata	Frekuensi
1.	'servic'	1299	11.	'thank'	203
2.	'good'	748	12.	'satisfi'	162
3.	'hospit'	597	13.	'staff'	160
4.	'friendli'	578	14.	'comfort'	150
5.	'doctor'	327	15.	'treatment'	129
6.	'nurs'	320	16.	'best'	127
7.	'room'	317	17.	'even'	122
8.	'patient'	259	18.	'time'	121
9.	'fast'	214	19.	'bhayangkara'	119
10.	'clean'	204	20.	'also'	116

Kemudian *library wordcloud* digunakan untuk membuat visualisasi frekuensi kata yang dihitung sebelumnya (*word\_counts*). Berikut hasil *visualizing* dapat dilihat pada Gambar 2 berikut ini.



**Gambar 2.** Hasil *Word Cloud*

### 3.4.3. The balanced distribution

Data dibagi menjadi dua bagian: *set training* dan *set testing*. *Set training* digunakan untuk melatih model *machine learning*, sedangkan *set testing* digunakan untuk mengevaluasi kinerja model setelah pelatihan. Distribusi kelas (*positive*, *neutral*, *negative*) dalam *set training* diperiksa untuk memastikan tidak ada ketidakseimbangan kelas. Ketidakseimbangan kelas terjadi ketika jumlah data di satu kelas jauh lebih banyak daripada kelas lainnya. Menangani ketidakseimbangan kelas (jika ada) dengan *oversampling* atau *undersampling*.



```
Original class counts:
  positive    1191
  neutral     359
  negative     187
Name: sentiment_label, dtype: int64
Balanced class counts:
  negative    1378
  positive    1191
  neutral     359
Name: sentiment_label, dtype: int64
```

**Gambar 3.** Hasil *Balanced Distribution*

Seperti terlihat pada Gambar 3, hasil *balanced distribution* adalah sebagai berikut:

1. *Original class counts*: menunjukkan jumlah data awal dalam setiap kategori kelas. Dalam hal ini, kelas "positive" memiliki data paling banyak (1191), kelas "neutral" dengan data (359), sedangkan kelas "negative" memiliki data paling sedikit (187).
2. *Balanced class counts*: menunjukkan jumlah data setelah dilakukan *balancing*. Dalam hal ini, jumlah data di setiap kategori kelas dibuat sama terkecuali kelas "negative" karena memiliki jumlah data paling sedikit di awal (187), sehingga ditingkatkan menjadi 1378 dalam *balanced class counts* agar mencocokkan jumlah data di kelas *positive*.
3. Teknik yang digunakan adalah *oversampling* pada kelas "negative".
4. Pendekatan ini memastikan model dilatih pada jumlah titik data yang sama dari setiap kelas, yang berpotensi meningkatkan kinerja dan mengurangi bias.
5. Hasilnya, total data setelah *balancing* menjadi 2928, meningkat dari 1737.

### 3.5. Pemodelan machine learning

*Machine learning* adalah kecerdasan buatan yang memungkinkan sistem belajar dan meningkatkan kemampuannya secara mandiri tanpa diprogram secara eksplisit. Sistem ini belajar dari data dan pengalaman, dan mampu mengambil keputusan tanpa campur tangan manusia [12]. TF-IDF adalah proses mengukur pentingnya kata dalam sebuah teks dengan mempertimbangkan frekuensi kemunculannya dalam teks dan frekuensi kemunculannya di seluruh dokumen. TF-IDF terdiri dari dua komponen: *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF) [13]. Tahap TF-IDF dapat dilihat pada Gambar 4.

```
from sklearn.feature_extraction.text import TfidfVectorizer

# Create TF-IDF features from cleaned reviews
vectorizer = TfidfVectorizer()
X_train_features = vectorizer.fit_transform(X_train)
X_test_features = vectorizer.transform(X_test)
```

**Gambar 4.** Proses TF-IDF

### 3.6. Evaluasi kinerja model

Pada tahap evaluasi, dilakukan perhitungan metrik untuk mengukur kinerja model klasifikasi. Metrik yang digunakan adalah *confusion matrix*, *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Berikut penjelasan rumus dan interpretasi [14]:

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \times 100\% \quad (1)$$

Untuk nilai *precision* didapatkan dengan rumus berikut ini.

$$Precision = TP / (TP + FP) \quad (2)$$

Sedangkan untuk nilai *recall* didapatkan dengan rumus berikut ini.

$$Recall = TP / (TP + FN) \quad (3)$$

Dan yang terakhir untuk *F1-Score* didapatkan dengan rumus berikut ini.

$$F1-score = 2 * (Precision * Recall) / (Precision + Recall) \quad (4)$$

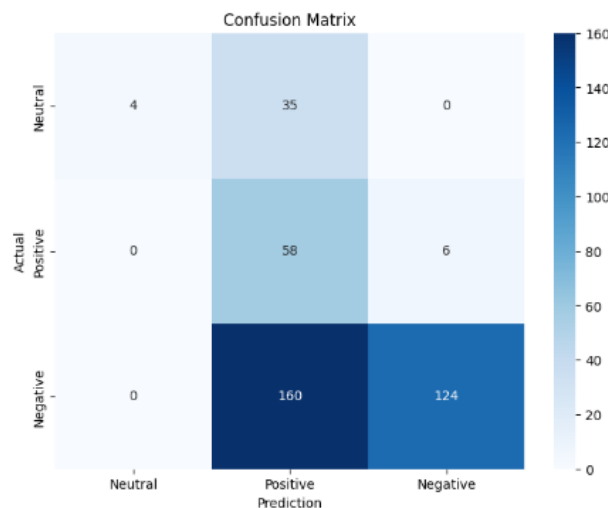
Penjelasan Rumus:

1. TP (*True Positive*): Jumlah data yang sebenarnya positif dan diprediksi positif oleh model.
2. TN (*True Negative*): Jumlah data yang sebenarnya negatif dan diprediksi negatif oleh model.
3. FP (*False Positive*): Jumlah data yang sebenarnya negatif tapi diprediksi positif oleh model.
4. FN (*False Negative*): Jumlah data yang sebenarnya positif tapi diprediksi negatif oleh model.

### 3.6.1. *K*-nearest neighbors

*K*-Nearest Neighbors (KNN) adalah algoritma *machine learning* yang digunakan untuk klasifikasi data. Algoritma ini bekerja dengan mencari *k* data point terdekat (*neighbor*) dari data point yang ingin diklasifikasikan (*data testing*) [16]. Mengimpor class *KNeighborsClassifier* dari *library* *scikit-learn* untuk membangun model klasifikasi sentimen menggunakan *K*-Nearest Neighbors (KNN).

Proses *data training* dan *data testing* menghasilkan *Confusion Matrix* 3x3 yang digunakan untuk mengevaluasi performa *K*-Nearest Neighbors (KNN). Berdasarkan hasil perhitungan, nilai *accuracy* 48%, *precision* 84%, *recall* 48%, dan *F1-score* 52%. Visualisasi *confusion matrix* menggunakan *heatmap* untuk Model *K*-Nearest Neighbors (KNN), seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil *Confusion Matrix* *K*-Nearest Neighbors

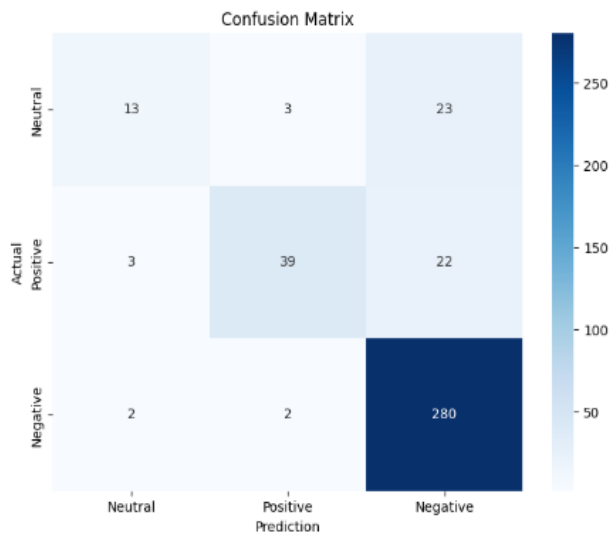
Berikut ini hasil evaluasi kinerja pemodelan *K*-Nearest Neighbors (KNN) dapat dilihat pada Gambar 5 sebagai berikut:

1. Label '*Neutral*' diprediksi sebagai '*Neutral*' sebanyak 4 kali, sebagai '*Positive*' sebanyak 35 kali, dan sebagai '*Negative*' sebanyak 0 kali.
2. Label '*Positive*' diprediksi sebagai '*Neutral*' sebanyak 0 kali, sebagai '*Positive*' sebanyak 58 kali, dan sebagai '*Negative*' sebanyak 6 kali.
3. Label '*Negative*' diprediksi sebagai '*Neutral*' sebanyak 0 kali, sebagai '*Positive*' 160 kali, dan sebagai '*Negative*' sebanyak 124 kali.

### 3.6.2. Logistic regression

*Logistic regression* merupakan *baseline* dari algoritma *supervised machine learning* untuk klasifikasi dalam *Natural Language Processing*. Regresi logistik dapat digunakan untuk mengklasifikasikan observasi menjadi dua atau lebih kelas. Contohnya, klasifikasi sentimen *positive* dan *negative* dalam teks [16]. Kelas *LogisticRegression* diimpor dari *library* *scikit-learn* untuk membangun model klasifikasi sentimen menggunakan regresi logistik.

Proses *data training* dan *data testing* menghasilkan *Confusion Matrix* 3x3 yang digunakan untuk mengevaluasi performa *Logistic Regression*. Berdasarkan hasil perhitungan, nilai *accuracy* 86%, *precision* 85%, *recall* 86%, dan *F1-score* 84%. Visualisasi *confusion matrix* menggunakan *heatmap* untuk Model *Logistic Regression*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Hasil *Confusion Matrix* *Logistic Regression*

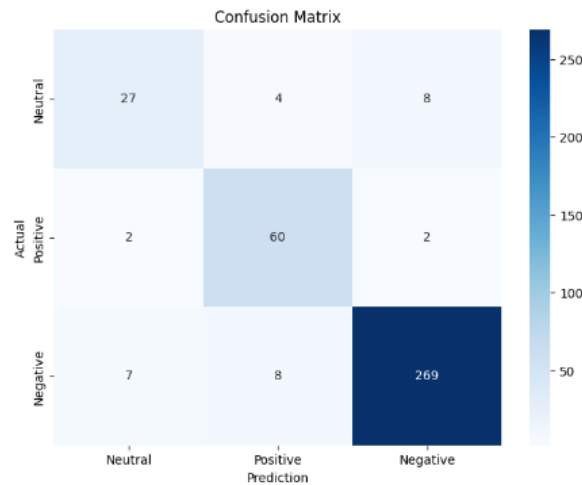
Berikut ini hasil evaluasi kinerja pemodelan *Logistic Regression* dapat dilihat pada Gambar 6 sebagai berikut:

1. Label '*Neutral*' diprediksi sebagai '*Neutral*' sebanyak 13 kali, sebagai '*Positive*' sebanyak 3 kali, dan sebagai '*Negative*' sebanyak 23 kali.
2. Label '*Positive*' diprediksi sebagai '*Neutral*' sebanyak 3 kali, sebagai '*Positive*' sebanyak 39 kali, dan sebagai '*Negative*' sebanyak 22 kali.
3. Label '*Negative*' diprediksi sebagai '*Neutral*' sebanyak 2 kali, sebagai '*Positive*' 2 kali, dan sebagai '*Negative*' sebanyak 280 kali.

### 3.6.3. Decision Tree

*Decision Tree* adalah model prediksi yang menggunakan struktur pohon (hierarki) untuk memprediksi nilai target berdasarkan fitur-fitur yang tersedia. Setiap cabang pada pohon mewakili hasil pengujian suatu fitur/atribut. Struktur *Decision Tree* ini membantu memvisualisasi aturan keputusan yang digunakan untuk membuat prediksi. Hal ini membuat pohon keputusan mudah dipahami dan diinterpretasikan [13]. Mengimpor *class Decision Tree Classifier* dari *library* *scikit-learn* untuk membangun model klasifikasi sentimen menggunakan *Decision Tree*.

Proses *data training* dan *data testing* menghasilkan *Confusion Matrix* 3x3 yang digunakan untuk mengevaluasi *Decision Tree*. Berdasarkan hasil perhitungan, nilai *accuracy* 92%, *precision* 92%, *recall* 92%, dan *F1-score* 92%. Visualisasi *confusion matrix* menggunakan *heatmap* untuk Model *Decision Tree*, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil Confusion Matrix Decision Tree

Berikut ini hasil evaluasi kinerja pemodelan *Decision Tree* dapat dilihat pada Gambar 7 sebagai berikut:

1. Label 'Neutral' diprediksi sebagai 'Neutral' sebanyak 27 kali, sebagai 'Positive' sebanyak 4 kali, dan sebagai 'Negative' sebanyak 8 kali.
2. Label 'Positive' diprediksi sebagai 'Neutral' sebanyak 2 kali, sebagai 'Positive' sebanyak 60 kali, dan sebagai 'Negative' sebanyak 2 kali.
3. Label 'Negative' diprediksi sebagai 'Neutral' sebanyak 7 kali, sebagai 'Positive' 8 kali, dan sebagai 'Negative' sebanyak 269 kali.

### 3.7. Evaluation

Tahap evaluation mendefinisikan nama model dan nilai metrik yang digunakan untuk evaluasi. Pada tahap ini, tiga model *machine learning* digunakan, yaitu *K-Nearest Neighbors (KNN)*, *Logistic Regression*, dan *Decision Tree*. Data latih dan data uji dibagi dengan proporsi 80% dan 20% masing-masing. Nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dihitung untuk masing-masing model dan disajikan dalam Tabel 12.

Tabel 12. Evaluasi Machine Learning

No	Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
1.	<i>K-Nearest Neighbors</i>	48%	84%	48%	52%
2.	<i>Logistic Regression</i>	86%	85%	86%	84%
3.	<i>Decision Tree</i>	92%	92%	92%	92%

### 3.8. Hasil Analisis Sentimen dan Emosi

#### 3.8.1. Hasil Analisis Sentimen.

Analisis sentimen bertujuan untuk mengkategorikan ulasan berdasarkan sentimen yang terkandung di dalamnya, yaitu positif, netral, dan negatif. Perhitungan presentasi sentimen dilakukan terhadap total data 1931 ulasan. Hasilnya disajikan dalam Tabel 13.

Tabel 13. Presentasi Hasil Analisis Sentimen

Label	Jumlah Data	Persentase
<i>Positive</i>	1261	$(1261 / 1931) * 100\% = 65.30\%$
<i>Neutral</i>	516	$(516 / 1931) * 100\% = 26.72\%$
<i>Negative</i>	154	$(154 / 1931) * 100\% = 7.98\%$
Total	$1261 + 516 + 154 = 1931$	$65.30\% + 26.72\% + 7.98\% = 100\%$

Seperti terlihat pada Tabel 13, mayoritas ulasan (65.30%) memiliki sentimen positif, diikuti dengan ulasan netral (26.72%) dan ulasan negatif (7.98%). Hal ini menunjukkan bahwa secara umum, pelanggan memiliki pengalaman positif dengan layanan yang dianalisis.

### 3.8.2. Hasil analisis emosi

Kategori emosi menurut Plutchik berisi empat pasang emosi yang saling berlawanan. Delapan emosi tersebut ialah *Joy* (Gembira) – *Sadness* (Sedih), *Trust* (Percaya) – *Disgust* (Muak), *Fear* (Takut) – *Anger* (Marah), dan *Anticipation* (Antisipatif) – *Surprise* (Terkejut) [17]. Perhitungan presentasi emosi dilakukan terhadap total data 1931 ulasan. Hasilnya disajikan dalam Tabel 14.

1. Emosi Positif: Kata-kata yang diasosiasikan dengan sentimen *positive* seperti *joy*, *trust*, dan *anticipation*.
2. Emosi Negatif: Kata-kata yang diasosiasikan dengan sentimen *negative* seperti *anger*, *fear*, *sadness*, dan *disgust*.
3. Netral: Kata-kata yang tidak menyampaikan sentimen *positive* atau *negative* yang kuat.

**Tabel 14.** Presentasi Hasil Analisis Emosi

No	Emosi	Jumlah	Persentase	No	Emosi	Jumlah	Persentase
1.	<i>Anticipation</i> (+)	880	45.54%	7.	<i>Negative</i> (-)	42	2.17%
2.	<i>Fear</i> (-)	267	13.83%	8.	<i>Trust</i> (+)	29	1.50%
3.	<i>Neutral</i>	239	12.43%	9.	<i>Disgust</i> (-)	14	0.73%
4.	<i>Positive</i> (+)	201	10.41%	10.	<i>Surprise</i> (-)	4	0.21%
5.	<i>Joy</i> (+)	136	7.04%	11.	<i>Sadness</i> (-)	3	0.15%
6.	<i>Anger</i> (-)	116	5.99%				

Pengalaman positif dengan layanan di masa lampau akan membangun kepercayaan dan memenuhi ekspektasi pelanggan, sehingga meningkatkan kepuasan mereka. Semakin tinggi mutu layanan yang diberikan, semakin tinggi pula kepuasan emosional yang diraih pelanggan [18]. Tingkat layanan yang baik terbukti meningkatkan emosi positif di masyarakat. Hal ini dibuktikan dengan mayoritas masyarakat (64,49%) yang merasa puas dengan layanan dan menunjukkan emosi positif seperti *Anticipation*, *Joy*, dan *Trust*. Namun, masih terdapat 23,08% masyarakat yang menunjukkan emosi negatif seperti *Fear* dan *Anger*. Hal ini menunjukkan bahwa tingkat layanan belum sempurna dan perlu ditingkatkan untuk meminimalkan emosi negatif dan meningkatkan pemahaman masyarakat terhadap layanan. Emosi *neutral* (12,43%) yang berarti tidak menunjukkan emosi *positive* maupun *negative* yang jelas.

## 4. Kesimpulan

Analisis terhadap 1931 ulasan layanan rumah sakit di Palangka Raya menunjukkan bahwa mayoritas masyarakat puas dengan layanan yang diberikan. Hal ini dibuktikan dengan persentase ulasan positif yang tinggi (65,30%) dan akurasi model *decision tree* yang mencapai 92%. Tingginya tingkat kepuasan ini juga diperkuat oleh hasil analisis emosi yang menunjukkan akurasi emosi sebesar 71%. Dominasi emosi positif dalam ulasan, seperti "*anticipation*" dan "*positive*", menunjukkan harapan dan kepuasan masyarakat terhadap layanan rumah sakit. Namun, terdapat pula kekhawatiran yang perlu diperhatikan, seperti "*fear*" (13,83%). Secara keseluruhan, mayoritas masyarakat puas dengan layanan rumah sakit. Namun, dengan memperhatikan dan mengelola kekhawatiran masyarakat, rumah sakit dapat meningkatkan kepuasan secara keseluruhan dan memberikan layanan yang lebih baik bagi masyarakat di Palangka Raya.

## Referensi

- [1] Astuti, & Kustiyah, E. (2014). Analisis Kepuasan terhadap Pasien Rawat Inap Atas Pelayanan Rumah Sakit Umum Kabupaten Sragen. *Jurnal Gema*, 26(48), 1356–1371.
- [2] Google Indonesia. (2022). *Cara kerja ulasan Google Maps*. Blog Resmi Google Indonesia. <https://indonesia.googleblog.com/2022/02/cara-kerja-ulasan-google-maps.html>
- [3] Salsabila, N. A. (2022). *Analisis Sentimen pada Media Sosial Twitter terhadap Tokoh Gus Dur Menggunakan Metode Naïve Bayes Dan Support Vector Machine (SVM)*. 8.10.2022. [www.aging-us.com](http://www.aging-us.com)
- [4] Bourezk, H., Raji, A., Acha, N., & Barka, H. (2020). Analyzing Moroccan Stock Market using Machine Learning and Sentiment Analysis. *2020 1<sup>st</sup> International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology, IRASET 2020*, 8(11), 586–590. <https://doi.org/10.1109/IRASET48871.2020.9092304>
- [5] Store, C. W. (2024). *Instant Data Scraper*. <https://chrome.google.com/webstore/detail/instant-data-scraper/ofaokhiedipchpaobibbnahnkdoiiah?hl=id>
- [6] Pang, B., Lee, L., & Vaithyanathan, S. (2002). Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques. *Proc . 2002 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing ( EMNLP ) Techniques*. 8.
- [7] Ghasiya, P., & Okamura, K. (2021). Investigating COVID-19 News across Four Nations: A Topic Modeling and Sentiment Analysis Approach. *IEEE Access*, 9, 36645–36656. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3062875>
- [8] Khofifah, W., Rahayu, D. N., & Yusuf, A. M. (2022). Analisis Sentimen Menggunakan I Bayes untuk Melihat Review Masyarakat terhadap Tempat Wisata Pantai di Kabupaten Karawang Pada Ulasan Google Maps. *Jurnal Interkom: Jurnal Publikasi Ilmiah Bidang Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 16(4), 28–38. <https://doi.org/10.35969/interkom.v16i4.192>
- [9] Findawati, Y., Indahyanti, U., Rahmawati, Y., & Puspitasari, R. (2023). Sentiment Analysis of Potential Presidential Candidates 2024: A Twitter-Based Study. *Academia Open*, 8(1), 1–17. <https://doi.org/10.21070/acopen.8.2023.7138>
- [10] Suryadi, D. (2021). Does it make you sad? A lexicon-based sentiment analysis on COVID-19 news tweets. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 1077(1), 012042. <https://doi.org/10.1088/1757-899x/1077/1/012042>
- [11] Aribowo, A. S., & Khomsah, S. (2021). Implementation Of Text Mining For Emotion Detection Using The Lexicon Method (Case Study: Tweets About Covid-19). *Telematika*, 18(1), 49. <https://doi.org/10.31315/telematika.v18i1.4341>
- [12] Fikriya, Z. A., Irawan, M. I., & Soetrisno., S. (2017). Implementasi Extreme Learning Machine untuk Pengenalan Objek Citra Digital. *Jurnal Sains Dan Seni ITS*, 6(1). <https://doi.org/10.12962/j23373520.v6i1.21754>
- [13] Zulfahmi, I. (2024). Analisis Sentimen Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Metode *Decision Tree*. *JUPRIT: Jurnal Publikasi Ilmu Teknik*, 3(1).
- [14] Prasetyo, M. R., & Fahrurrozi, A. (2023). Analisa Sentimen Pada Ulasan Google untuk Hotel Gran Mahakam Jakarta Menggunakan Pendekatan Machine Learning. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*. 28, 203–217. <https://doi.org/https://doi.org/10.35760/ik.2023.v28i3.9761>
- [15] Rizki Maulidiah, P., Anjani Arifiyanti, A., Pembangunan Nasional, U., Timur Jl Raya Rungkut Madya, J., Anyar, G., & Timur, J. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Pengunjung terhadap Tempat Wisata Religi Walisongo Menggunakan Metode Supervised Learning Dhian Satria Yudha Kartika. *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Komunikasi*, 3(3). <https://doi.org/10.55606/juitik.v3i3.617>
- [16] Savitri, N. L. P. C., Rahman, R. A., Venyutzky, R., & Rakhmawati, N. A. (2021). Analisis Klasifikasi Sentimen terhadap Sekolah Daring pada Twitter Menggunakan Supervised Machine Learning. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, 7(1), 47–58. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v7i1.3216>

- [17] Mohammad, S. M., & Turney, P. D. (2013). Crowdsourcing a word-emotion association lexicon. *Computational Intelligence*, 29(3), 436–465. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8640.2012.00460.x>
- [18] Pawitra, T. G., & Harsono, S. (2013). Pengaruh Kualitas Layanan dan Kepuasan Emosional terhadap Kualitas Hubungan dan Loyalitas Pelanggan KFC di Surabaya. *Journal of Business and Banking*. 22(1), 14–25.