

ANALISIS SENTIMEN ULASAN GOOGLE MAPS RUMAH SAKIT KHALISHAH DI CIREBON DENGAN ALGORITMA NAIVE BAYES

Alva Fauzir Rizki^{1*}, Willy Prihartono², Fathurrohman³

^{1,2,3}Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer (STMIK) IKMI Cirebon; Jl. Perjuangan no.10B, Karyamulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Jawa Barat 45135; Telp. (0231) 490480

Received: 2 Maret 2025
Accepted: 24 Maret 2025
Published: 14 April 2025

Keywords:

Naïve Bayes Classifier;
Hospital Service;
Google Maps;

Correspondent Email:

alvafauzirrizki@gmail.com

Abstrak. Rumah Sakit Khalishah merupakan fasilitas kesehatan di Kabupaten Cirebon, dan dengan kemajuan teknologi informasi, analisis sentimen menjadi metode yang efektif untuk memahami pandangan masyarakat terhadap layanan dan fasilitas kesehatan. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat dengan algoritma *Naïve Bayes*, menggunakan data ulasan dari platform *Google Maps*. Data dikumpulkan dengan teknik *web scraping* dan diproses melalui tahapan pra-pemrosesan teks, termasuk pembersihan, normalisasi, tokenisasi, penghapusan *stopwords*, dan *stemming*. Teknik *TF-IDF* digunakan untuk memberi bobot pada kata-kata dalam teks sebelum dilakukan pemodelan sentimen. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* mencapai *accuracy* 84%, *precision* 89%, *recall* 91%, dan *F1-score* 90%. Temuan analisis menunjukkan bahwa mayoritas ulasan masyarakat bernada positif, mencerminkan tingkat kepuasan tinggi terhadap layanan rumah sakit. Namun, ulasan negatif mengindikasikan perlunya peningkatan di beberapa aspek, seperti efisiensi administrasi dan kenyamanan fasilitas. Penelitian ini memberikan kontribusi bagi manajemen Rumah Sakit Khalishah untuk meningkatkan layanan dan fasilitas serta sebagai acuan bagi pengambilan keputusan strategis di sektor Kesehatan.

Abstract. *Khalishah Hospital is a healthcare facility in Cirebon Regency, and with the advancement of information technology, sen-timent analysis has become an effective method to understand public perceptions of healthcare services and facilities. This study aims to analyze public sentiment using the Naïve Bayes algorithm, utilizing review data from the Google Maps plat-form. Data was collected through web scraping techniques and processed through text preprocessing steps, including cleaning, normalization, tokenization, stopwords removal, and stemming. The TF-IDF technique was used to weight the words in the text before sentiment modeling. The evaluation results show that the Naïve Bayes algorithm achieved an accu-racy of 84%, precision of 89%, recall of 91%, and an F1-score of 90%. The analysis findings indicate that the majority of public reviews are positive, reflecting a high level of satisfaction with the hospital's services. However, negative reviews suggest the need for improvements in several aspects, such as administrative efficiency and facility comfort. This research contributes to Khalishah Hospital management in improving services and facilities and serves as a reference for strategic decision-making in the healthcare sector.*

1. PENDAHULUAN

Rumah Sakit Khalishah merupakan fasilitas kesehatan di Kabupaten Cirebon, dan dengan kemajuan teknologi informasi, analisis sentimen menjadi metode yang efektif untuk memahami pandangan masyarakat terhadap layanan dan fasilitas kesehatan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menggunakan data ulasan dari platform *Google Maps* untuk menganalisis sentimen masyarakat menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Data dikumpulkan dengan teknik *web scraping* dan diproses melalui tahapan pra-pemrosesan teks, termasuk pembersihan, normalisasi, tokenisasi, penghapusan *stopwords*, dan *stemming*. Teknik *TF-IDF* digunakan untuk memberi bobot pada kata-kata dalam teks sebelum dilakukan pemodelan sentimen. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* mencapai *accuracy* 84%, *precision* 89%, *recall* 91%, dan *F1-score* 90%. Temuan analisis menunjukkan bahwa mayoritas ulasan masyarakat bernada positif, mencerminkan tingkat kepuasan tinggi terhadap layanan rumah sakit. Namun, ulasan negatif mengindikasikan perlunya peningkatan di beberapa aspek, seperti efisiensi administrasi dan kenyamanan fasilitas. Penelitian ini memberikan kontribusi bagi manajemen Rumah Sakit Khalishah untuk meningkatkan layanan dan fasilitas serta sebagai acuan bagi pengambilan keputusan strategis di sektor kesehatan. Analisis sentimen merupakan teknik dalam pemrosesan bahasa alami *NLP (Natural Language Processing)* digunakan untuk menentukan perasaan dan sudut pandang yang diungkapkan dalam teks. Teknik ini memungkinkan pengelompokan data ulasan menjadi kategori positif dan negatif yang menggambarkan seberapa puaskah pasien dengan layanan yang mereka terima. Salah satu teknik yang sering digunakan dalam analisis sentimen adalah *Naïve Bayes*. Algoritma ini dikenal efektif dalam mengklasifikasikan data teks dengan menggunakan probabilitas yang dapat memperkirakan kecenderungan sentimen berdasarkan kata-kata yang digunakan dalam ulasan[1]. Salah satu teknik yang paling populer untuk analisis sentimen teks adalah algoritma *Naïve Bayes*. Algoritma ini mengklasifikasikan teks ke dalam kelas-kelas yang telah ditentukan sebelumnya dengan menentukan kemungkinan

kelas berdasarkan data yang tersedia. Metode ini terbukti berhasil mengkategorikan teks menurut sentimen yang dikandungnya[2].

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan keefektifan metode *Naïve Bayes* dalam analisis sentimen. Sebagai contoh, penelitian yang dilakukan oleh Laia, E., & Yamin, M. Dengan judul “Penerapan Algoritma *Naïve Bayes* dalam Menganalisis Sentimen pada Review Pengguna E-Commerce” menggunakan perhitungan *Naïve Bayes*, yang menghasilkan 100% *recall*, 99,5% *accuracy*, dan 99,49% *precision*[3].

Penelitian lainnya, seperti yang dilakukan oleh Meliyawati, & Hasan, F. N. Dengan judul “Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi CapCut Pada Ulasan di Play Store Menggunakan Metode *Naïve Bayes*” hasil *accuracy* sebesar 84,09%, *precision* 91,91%, dan *recall* 73,53%[4].

Dan penelitian oleh Florensus Sianipar, J., Ramadhan, Y. R., & Jaelani, I. Dengan judul “Analisis Sentimen Pembangunan Kereta Cepat Jakarta-Bandung di Media Sosial Twitter Menggunakan Metode *Naïve Bayes*” hasil *accuracy* sebesar 71%, *precision* 73%, dan *recall* 89%[5].

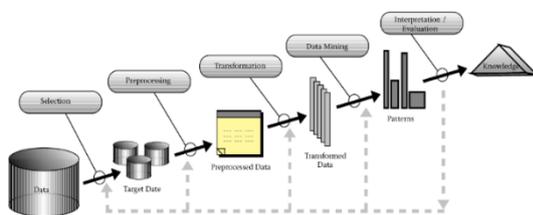
Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui penilaian pasien terhadap layanan dan fasilitas yang diberikan oleh Rumah Sakit Khalishah di Cirebon yang diperoleh melalui platform *Google Maps* menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, dengan harapan dapat mengungkap pola sentimen positif dan negatif yang mencerminkan tingkat kepuasan pasien, menghasilkan model analisis sentimen yang efektif dengan tingkat *accuracy*, *precision*, dan *recall* yang memadai, serta memberikan rekomendasi relevan bagi Rumah Sakit Khalishah untuk meningkatkan kualitas pelayanan dan kepuasan pasien.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Salah satu metode untuk mengidentifikasi sudut pandang tentang suatu topik dalam kumpulan data adalah analisis sentimen. *Naïve Bayes Classifier (NBC)* adalah metode yang biasa digunakan yakni metode ini adalah metode yang cukup sederhana, namun tingkat akurasi dan performansinya cukup tinggi dalam proses klasifikasi suatu teks[6]. Metode klasifikasi yang populer dalam teks dan data

mining adalah algoritma *Naïve Bayes*. Pelatihan dan pengujian adalah dua langkah utama dalam pendekatan ini. Dataset yang tersedia digunakan untuk membangun model selama tahap pelatihan, dan probabilitas yang berasal dari data pelatihan digunakan untuk menilai model selama tahap pengujian. Khususnya dalam analisis sentimen yang berkaitan dengan fenomena atau tren, *Naïve Bayes* telah menunjukkan keampuhannya dalam mengklasifikasikan opini ke dalam kategori positif, netral, atau negatif[7]. Teknik klasifikasi langsung yang disebut *Naïve Bayes* menggunakan kombinasi dan frekuensi nilai yang ditemukan dalam data yang tersedia untuk menentukan probabilitas[8]. Berdasarkan evaluasi *Google Maps*, pendekatan *Naïve Bayes* digunakan dalam penelitian ini untuk menganalisis sentimen masyarakat mengenai pelayanan Rumah Sakit Khalishah. Diharapkan bahwa strategi ini akan memberikan informasi yang berharga bagi rumah sakit untuk meningkatkan kualitas layanan dan memahami bagaimana pasien melihat pelayanan dan fasilitas yang mereka tawarkan.

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Tahapan Metode Penelitian

Kerangka kerja *KDD (Knowledge Discovery in Databases)* pada Gambar 1 yang terlihat di atas adalah proses sistematis bertujuan untuk menemukan pola atau wawasan berharga dari dataset besar. Proses ini mencakup beberapa tahap yang saling terkait, dari pemilihan data hingga interpretasi hasil[9]. Penelitian ini menggambarkan alur penelitian berdasarkan kerangka kerja *KDD (Knowledge Discovery in Databases)*, yang terdiri dari serangkaian tahapan penting. Setiap tahapan akan dijelaskan secara mendalam untuk memberikan gambaran umum yang komprehensif dari keseluruhan proses penelitian, termasuk strategi, pelaksanaan, dan analisis hasil. Pemahaman yang baik terhadap tahapan-tahapan ini akan

membantu dalam mengevaluasi metodologi yang diterapkan serta memastikan validitas dari kesimpulan yang diperoleh. Data untuk penelitian ini dikumpulkan melalui teknik *web scraping* dari ulasan *Google Maps* yang terdiri dari 385 record data ulasan mengenai pelayanan Rumah Sakit Khalishah. Data yang dikumpulkan mencakup nama pemberi ulasan, teks ulasan, rating bintang, dan waktu pemberian ulasan. Labeling dilakukan berdasarkan rating bintang, di mana ulasan dengan rating 3-5 diberi label sentimen positif, rating 2-1 diberi label negatif. Algoritma *Naïve Bayes* digunakan untuk melatih data berlabel dan memprediksi sentimen pada ulasan baru. Proses ini didukung oleh perangkat lunak *Python* dengan pustaka *NLTK*, *Scikit-learn*, dan *Pandas*, serta teknik *TF-IDF* untuk mengubah teks menjadi representasi numerik. Untuk pengujian model, dilakukan evaluasi untuk memastikan model tidak *overfitting* dan dapat digeneralisasi secara efektif, metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *crossvalidation* digunakan.

3.1 Data Selection

Pada langkah ini, data yang relevan untuk penelitian ini dipilih dari sumber yang mudah diakses, yaitu ulasan pengguna di platform *Google Maps* mengenai pelayanan Rumah Sakit Khalishah. Data yang dipilih meliputi nama pemberi ulasan, teks ulasan, rating bintang, dan waktu pemberian ulasan. Hanya ulasan yang lengkap dan relevan yang dipilih untuk dianalisis lebih lanjut.

3.2 Preprocessing Data

Data yang telah dipilih selanjutnya diproses untuk mempersiapkan data agar dapat digunakan dalam model analisis. Proses pra-pemrosesan meliputi pembersihan data dari komponen asing seperti angka, tanda baca, dan simbol lainnya, normalisasi mengubah kata slang ke bentuk dasarnya, *casefolding* mengubah kata ke bentuk seragam (*lowercase*). Selain itu, dilakukan tokenisasi, yaitu memecah teks ulasan menjadi kata-kata individu, serta penghapusan *stopwords* atau istilah populer yang tidak berkontribusi secara signifikan terhadap analisis, *stemming* mengurangi kata menjadi bentuk dasarnya. Proses ini juga mencakup labeling sentimen berdasarkan rating

bintang: rating 3-5 diberi label positif, rating 2-1 diberi label negatif.

3.3 Data Transformation

Pada tahap ini, input teks telah dicerna dan diubah menjadi representasi numerik yang dapat digunakan oleh algoritma. *TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency)* digunakan untuk mengubah data teks menjadi vektor numerik untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam berbagai prosedur pemrosesan teks[10]. Teknik ini mengukur seberapa penting setiap kata dalam teks dibandingkan dengan kata-kata lainnya di seluruh dataset. Representasi numerik ini akan digunakan oleh algoritma klasifikasi untuk memprediksi sentiment.

3.4 Data Mining

Algoritma digunakan dalam tahap data mining untuk mengekstrak pola atau wawasan dari data yang telah diproses sebelumnya. Dalam penelitian ini, teks ulasan dianalisis dan sentimen diprediksi menggunakan metode *Naïve Bayes*, yang terbagi menjadi dua kelompok: positif dan negatif. Fitur yang digunakan untuk mengkategorikan ini diperoleh dari transformasi teks menggunakan teknik *TF-IDF*. Proses ini juga mencakup pembagian data ke dalam set pengujian dan pelatihan, dengan tujuan untuk membangun model yang dapat mengklasifikasikan sentimen pada ulasan yang baru. Melalui proses ini, model *Naïve Bayes* akan dilatih untuk mengenali pola yang ada dalam teks ulasan dan memprediksi sentimen dengan akurasi yang tinggi.

3.5 Interpretation & Evaluation

Pada tahap *Interpretation & Evaluation*, setelah model dibangun menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, hasil yang diperoleh perlu dievaluasi untuk menilai kinerjanya. Evaluasi ini dilakukan dengan menggunakan metrik yang umum digunakan dalam pengukuran kinerja model, seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. *Accuracy* mengukur sejauh mana prediksi model sesuai dengan data sebenarnya, sedangkan *precision* dan *recall* lebih fokus pada kualitas klasifikasi sentimen positif dan negatif. *F1-score* menggabungkan *precision* dan *recall* untuk memberikan gambaran keseluruhan mengenai kinerja model. Selain itu, *cross-validation*

dilakukan untuk memastikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* pada data pelatihan, sehingga model dapat digeneralisasi dengan baik pada data yang belum terlihat sebelumnya.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Data

Scraping Data

Tahapan *scraping data* Terdapat pada Gambar 2 dimulai dengan identifikasi sumber data, di mana halaman *web* yang relevan, seperti ulasan di *Google Maps*, dipilih sebagai sumber utama informasi. Selanjutnya, dilakukan penggunaan alat dan teknik *scraping*, seperti menggunakan pustaka *Python*, untuk mengakses dan mengekstrak elemen-elemen penting, seperti teks ulasan, rating, nama pemberi ulasan, dan tanggal ulasan. Untuk mempermudah analisis tambahan, data yang dikumpulkan kemudian disimpan dalam format yang sesuai, seperti *CSV*. *Scraping* adalah proses mengumpulkan, menyimpan, dan memvalidasi data sehingga dapat ditafsirkan sebagai informasi yang relevan[11].

```
1 from urllib.parse import urlparse, parse_qs
2 import json
3 import pandas as pd
4
5 params = {
6     "hl": "en",
7     "engine": "google_maps_reviews",
8     "tbs": "lf",
9     "data_id": "0x2606000000000000:0x2222222222222222"
10 }
11 search = GoogleSearch(params)
12 reviews = []
13 page_num = 1
14 while True:
15     page_num += 1
16     results = search.get_dict()
17     print(f"Retrieving reviews from page {page_num}...")
18     if not 'items' in results:
19         break
20     for result in results.get("reviews", []):
21         review = {
22             "page": page_num,
23             "name": result.get("user").get("name"),
24             "rating": result.get("rating"),
25             "text": result.get("text"),
26             "timestamp": result.get("timestamp"),
27             "other_data": {}
28         }
29         reviews.append(review)
30     else:
31         print(results["error"])
32         break
33     if results.get("serp_pagination") and results.get("serp_pagination").get("next") and results.get("serp_pagination").get("next_page_number"):
34         search_params["dict_update"] = {"page": get("serp_pagination", "next_page_number")}
35     else:
36         break
37     print(json.dumps(reviews, indent=2, ensure_ascii=False))
38 df = pd.DataFrame(reviews)
39 df.to_csv("reviews_data_0x2606000000000000.csv", index=False)
```

Gambar 2. Tahapan Scraping Data

Tabel 1. Hasil *Scraping Data*

Name	Rating	Ulasan
Mustopa	4	5bulan yg lalu adik Saya lahiran di Rumah Sakit Khalishah.pelayan dari keseluruhan pakai bpjs Sangat puas,tapi sayang bgt ibu Dan bayi terpisah Sama sekali tidak bisa ketemu sehingga tidak bisa memberikan ASI untuk Anaknya.padahal bayi kondisi sehat.mohon maaf sebelumnya.

Data yang berhasil dikumpulkan terdiri dari 385 ulasan yang mencakup nama pemberi ulasan, teks ulasan, rating bintang, seperti yang terlihat pada sampel Tabel 1 di atas.

4.2 Data Selection

Pemilihan atribut data adalah langkah ini, dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang berasal dari ulasan pengguna *Google Maps* terhadap layanan Rumah Sakit Khalishah. Dataset ini memiliki beberapa kolom, seperti *nomor*, *nama*, *rating*, *ulasan*. Algoritma *Naïve Bayes Classifier* akan menggunakan atribut-atribut ini untuk menentukan apakah sentimen ulasan tersebut positif atau negatif.

4.3 Preprocessing

Pada tahap *preprocessing*, data teks ulasan yang dikumpulkan akan dilakukan pembersihan dan normalisasi. Proses pembersihan mencakup penghapusan karakter-karakter khusus, dan tanda baca, lalu normalisasi mengubah kata *slang* ke bentuk dasarnya dan dilakukan *casefolding* untuk mengubah kata ke bentuk seragam (*lowercase*). Setelah itu dilakukan *tokenisasi*, yaitu proses membagi teks menjadi beberapa bagian terpisah, seperti token, yang merupakan kata atau frasa dengan sedikit atau tanpa arti *stopwords*. Selanjutnya menggunakan

stemming untuk memecah kata menjadi bentuk yang paling dasar. *Preprocessing* penting untuk memastikan bahwa hanya data yang relevan yang digunakan pada langkah berikutnya.

1. Pembersihan & Casefolding

Tahapan pembersihan teks dan *casefolding* merupakan langkah penting dalam proses *preprocessing* data teks. Pembersihan teks bertujuan untuk menghilangkan komponen asing seperti tanda baca dan huruf khusus, selanjutnya *casefolding* dilakukan untuk mengubah setiap kata menjadi huruf kecil (*lowercase*), sehingga variasi kapitalisasi pada kata-kata yang sama dapat diseragamkan. Hasil dari pembersihan dan *casefolding* dapat dilihat pada Tabel 2. Hal ini membantu dalam meningkatkan konsistensi dan akurasi analisis teks pada tahap-tahap selanjutnya.

Tabel 2. Hasil Pembersihan & *Casefolding*

nama	clean_ulasan
Mustopa	bulan yg lalu adik saya lahiran di Rumah Sakit Khalishah pelayan dari keseluruhan pakai bpjs sangat puas tapi sayang bgt ibu dan bayi terpisah sama sekali tidak bisa ketemu sehingga tidak bisa memberikan asi untuk anaknya padahal bayi kondisi sehat mohon maaf sebelumnya

2. Normalisasi

Proses mengubah kata-kata yang kurang umum-seperti akronim, bahasa lain, dan kata-kata yang kurang baku-menjadi kata-kata yang lebih umum dikenal sebagai langkah normalisasi[12]. Dengan normalisasi, variasi bahasa yang tidak konsisten dapat diubah menjadi bentuk yang lebih seragam, sehingga meningkatkan kualitas dan akurasi pemrosesan data pada tahap selanjutnya. Hasil dari tahapan normalisasi terdapat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Normalisasi

nama	clean_ulasan
Mustopa	bulan yang lalu adik saya lahiran di rumah sakit khalishah pelayan dari keseluruhan pakai bpjs sangat puas tapi sayang banget ibu dan bayi terpisah sama sekali tidak bisa ketemu sehingga tidak bisa memberikan asi untuk anaknya padahal bayi kondisi sehat mohon maaf sebelumnya

3. Tokenisasi

Tujuan dari tahap tokenisasi adalah untuk memecah teks menjadi bagian yang lebih kecil, yang disebut token, seperti kata atau frasa[13]. Proses ini memungkinkan komputer untuk lebih mudah mengolah dan menganalisis teks, karena setiap token dapat dianggap sebagai entitas yang terpisah. Tokenisasi membantu dalam mengidentifikasi elemen-elemen kunci dalam teks, seperti kata kunci atau frasa penting. Hasil dari tahapan tokenisasi terdapat pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Tokenisasi

nama	hasil_tokenisasi
Mustopa	['bulan', 'yang', 'lalu', 'adik', 'saya', 'lahiran', 'di', 'rumah', 'sakit', 'khalishahpelayan', 'dari', 'keseluruhan', 'pakai', 'bpjs', 'sangat', 'puastapi', 'sayang', 'banget', 'ibu', 'dan', 'bayi', 'terpisah', 'sama', 'sekali', 'tidak', 'bisa', 'ketemu', 'sehingga', 'tidak', 'bisa', 'memberikan', 'asi', 'untuk', 'anaknya', 'padahal', 'bayi', 'kondisi', 'sehatmohon', 'maaf', 'sebelumnya']

4. Stopwords

Tahap *stopwords* adalah proses menghapus kata-kata umum seperti "dan," "di," dan kata penghubung lainnya yang tidak memiliki makna signifikan dalam

analisis. Penghapusan ini membantu mengurangi kompleksitas dan memastikan hanya istilah relevan yang dipertimbangkan dalam langkah berikutnya. Hasil tahapan stopwords terdapat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Stopwords

nama	stopwords
Mustopa	['adik', 'lahiran', 'rumah', 'sakit', 'khalishah pelayan', 'pakai', 'bpjs', 'puastapi', 'sayang', 'banget', 'bayi', 'terpisah', 'ketemu', 'asi', 'anaknya', 'padahal', 'bayi', 'kondisi', 'sehatmohon', 'maaf']

5. Stemming

Tujuan dari tahap stemming adalah untuk mengubah kata-kata dalam teks menjadi bentuk yang paling dasar. Prosedur ini digunakan untuk mengurangi jumlah kata yang memiliki arti yang sama, seperti "pelayanan," "layan," menjadi bentuk dasar "layan" hasil dari proses *stemming* terdapat pada Tabel 6. Dalam analisis sen-timen menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, *stemming* membantu meningkatkan akurasi model dengan mengurangi kompleksitas fitur yang dihasilkan dari berbagai bentuk kata[14].

Tabel 6. Hasil Stemming

nama	hasil_stemming
Mustopa	['adik', 'lahir', 'rumah', 'sakit', 'khalishahpelayan', 'pakai', 'bpjs', 'puastapi', 'sayang', 'banget', 'bayi', 'pisah', 'ketemu', 'asi', 'anaknya', 'padahal', 'bayi', 'kondisi', 'sehatmohon', 'maaf']

4.4 Transformation

Pelabelan sentimen dan penggunaan metode *TF-IDF* untuk merepresentasikan teks dalam bentuk numerik adalah dua contoh bagaimana tahap transformasi mengubah data yang telah diproses ke dalam format yang siap dianalisis. Tujuan dari prosedur ini adalah untuk menyiapkan data agar dapat diproses oleh model pembelajaran mesin secara lebih efisien.

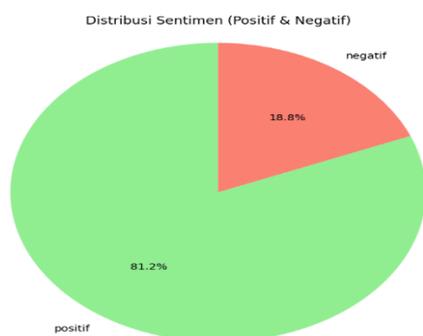
Labeling

Tahapan labeling merupakan langkah awal dalam proses transformasi data, di mana setiap data ulasan diberikan kategori atau label sentimen. Pada penelitian ini, proses labeling dilakukan dengan *rating-based labeling* dilakukan dengan ketentuan rating 3–5 sebagai label positif dan rating 1–2 sebagai label negatif[15].

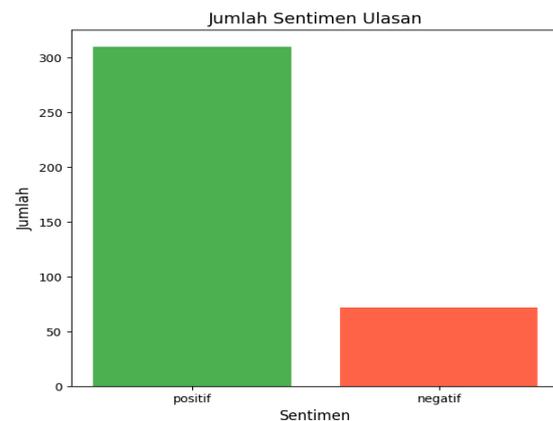
Tabel 7. Hasil Tahapan Labeling

nama	rating	clean_ulasan	sentiment
Mustopa	4	bulan yang lalu adik saya lahiran di rumah sakit khalishah pelayanan dari keseluruhan pakai bpjs sangat puas, tapi sayang bgt ibu dan bayi terpisah sama sekali tidak bisa ketemu sehingga tidak bisa memberikan asi untuk anaknya padahal bayi kondisi sehat mohon maaf sebelumnya.	positif

Hasil tahapan sampel labeling pada Tabel 7 menunjukkan bahwa dari total 385 data ulasan yang telah melalui tahap *preprocessing*, diperoleh 382 data bersih. Dari data tersebut, 310 ulasan (81,2%) diberi label positif, sementara 72 ulasan (18,8%) diberi label negatif. Visualisasi pada Gambar 3 dan 4.



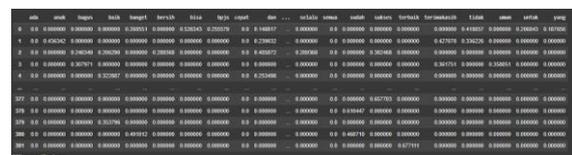
Gambar 3. Distribusi Sentimen Diagram Pie



Gambar 4. Jumlah Sentimen Diagram Batang

TF-IDF

Tahap *TF-IDF* (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) mengonversi teks yang telah dibersihkan menjadi representasi numerik. *Term Frequency (TF)* mengukur seberapa sering suatu kata muncul dalam dokumen, sementara *Inverse Document Frequency (IDF)* menilai kelangkaannya di seluruh kumpulan dokumen. Semakin sering kata muncul dalam satu dokumen, nilai *TF* meningkat, sedangkan semakin jarang kata muncul di banyak dokumen, nilai *IDF* bertambah[16]. Hasil *TF-IDF* terdapat pada Gambar 5.



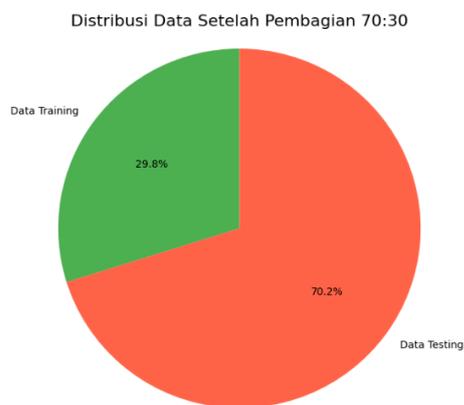
Gambar 5. Hasil TF-IDF

4.5 Data mining

Selama tahap *data mining* teks ulasan dianalisis menggunakan algoritma *Naïve Bayes*, yang menggunakan fitur-fitur yang dihasilkan oleh *TF-IDF* untuk menentukan apakah sentimennya positif atau negatif. Algoritma ini mengklasifikasikan data ke dalam kategori yang telah ditentukan dengan menggunakan teknik probabilitas. Data dipisahkan menjadi dua set: data pengujian untuk menilai kinerja model dan data pelatihan untuk membangun model. Model yang dapat mengkategorikan sentimen ulasan secara akurat adalah produk akhir dari pendekatan ini.

Pembagian Data

Tahap pembagian data bertujuan menyiapkan dataset untuk pelatihan dan pengujian model. Sebanyak 30% data digunakan untuk pelatihan, sementara 70% untuk pengujian. Dengan mengevaluasi kinerja model pada data yang sebelumnya tidak terlihat, pembagian ini memvalidasi kapasitas model untuk mengidentifikasi pola dalam set pelatihan, sehingga model lebih akurat dan dapat digeneralisasi. Distribusi pembagian data pada Gambar 6.



Gambar 6. Distribusi Pembagian Data

Countvectorizer, SMOTE dan Naïve Bayes Classifier

Pada tahap ini, data teks dikonversi menjadi representasi numerik menggunakan *CountVectorizer* untuk menghitung frekuensi kemunculan kata dalam teks sebagai dasar klasifikasi. Sampel sintetis dari kelas minoritas dibuat dengan menggunakan teknik *SMOTE* (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk mengurangi ketidakseimbangan kelas, sehingga distribusi data lebih seimbang dan mengurangi bias. Selanjutnya, algoritma *Naïve Bayes* dimanfaatkan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan berdasarkan fitur dari *CountVectorizer* dan data yang telah diseimbangkan, memungkinkan model memprediksi sentimen positif atau negatif dengan lebih akurat. Hasil laporan klasifikasi *Naïve Bayes* pada Gambar 7 dan Tabel 8 adalah hasil dari klasifikasi sentimen dari *Naïve Bayes*.

```

Akurasi Train: 0.97
Akurasi Test: 0.84

Confusion Matrix:
[[ 27 23]
 [ 20 198]]

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

negatif      0.5745    0.5400    0.5567         50
positif      0.8959    0.9883    0.9021        218

accuracy          0.7352    0.7241    0.7294        268
macro avg         0.8368    0.8396    0.8376        268
    
```

Gambar 7. Menampilkan Hasil Laporan Klasifikasi *Naïve Bayes*

Tabel 8. Hasil Klasifikasi Sentimen *Naïve Bayes*

clean_ulasan	klasifikasi naïve bayes
bulan yang lalu adik saya lahiran di rumah sakit khalishah pelayan dari keseluruhan pakai bpjs sangat puas tapi sayang banget ibu dan bayi terpisah sama sekali tidak bisa ketemu sehingga tidak bisa memberikan asi untuk anaknya padahal bayi kondisi sehat mohon maaf sebelumnya	positif

4.6 Interpretation & Evaluation

Setelah membangun model, tahap *interpretation & evaluation* dilakukan untuk mengukur efektivitas model. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan kriteria seperti *F1-score*, *recall*, *accuracy*, dan *precision*. Metrik ini digunakan untuk menilai kinerja klasifikasi model. sentimen ulasan secara akurat, serta untuk menilai keseimbangan antara *precision* dan *recall*. Untuk memastikan model berhasil menggeneralisasi data baru dan mencegah *overfitting*, *crossvalidation* juga dilakukan. Berdasarkan hasil evaluasi, model Dalam hal mengkategorikan sentimen ulasan, *Naïve Bayes* memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi, yang membuktikan bahwa algoritma ini efektif dalam analisis sentimen teks. Hasil dari evaluasi terdapat pada Tabel 9.

Tabel 9. Hasil Evaluasi

Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
0.84%	89.68%	90.83%	90.52%

CrossValidation

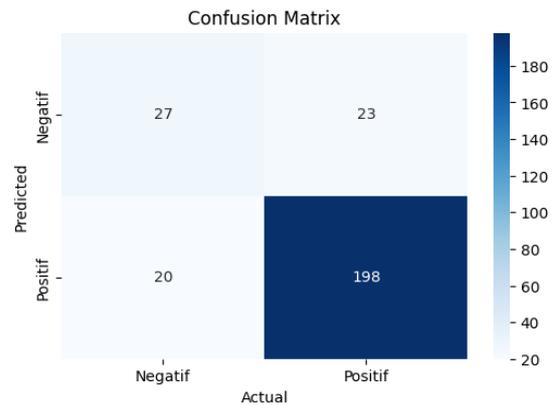
Untuk menilai performa model secara menyeluruh dan menurunkan kemungkinan *overfitting*, tahap *crossvalidation* digunakan. Proses ini membagi dataset menjadi beberapa lipatan (*folds*), di mana model dilatih dan diuji pada setiap kombinasi data pelatihan dan data pengujian. Metode ini memberikan gambaran yang lebih akurat tentang kemampuan model dalam menggeneralisasi data baru. *Crossvalidation* digunakan dalam penelitian ini untuk memastikan model berhasil memprediksi berbagai data uji selain bekerja dengan baik pada data pelatihan. Hasil *crossvalidation* terdapat pada Tabel 10.

Tabel 10. Hasil *Crossvalidation*

Cross validation Scores				
0.972973	0.8918919	0.945946	0.972973	0.9722222

Confusion Matrix

Pada Gambar 8 adalah tahap untuk mengevaluasi model, kinerja algoritma dalam mengklasifikasikan data diukur dengan menggunakan *confusion matrix*. Ringkasan prediksi akurat dan tidak akurat dari model diberikan oleh *confusion matrix*[17]. Pada penelitian ini, nilai-nilai dalam *confusion matrix* menunjukkan sebagai berikut: *True Positive (TP)* sebesar 198, *True Negative (TN)* sebesar 27, *False Positive (FP)* sebesar 23, dan *False Negative (FN)* sebesar 20. Metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* dihitung dengan menggunakan nilai-nilai ini dan mena-warkan evaluasi komprehensif terhadap kapasitas model untuk menganalisis sentimen data ulasan.



Gambar 8. Hasil Evaluasi *Confusion Matrix*

Wordcloud

Pada tahap visualisasi data *wordcloud* menunjukkan distribusi kata-kata yang paling sering digunakan dalam ulasan. yang ada pada Gambar 9 dan 10. *Wordcloud* adalah visualisasi data yang menampilkan kata-kata dengan ukuran *font* berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam data[18]. Teknik ini membantu dalam menentukan kata kunci yang paling umum dalam ulasan positif dan negatif, memberikan lebih banyak informasi tentang bagaimana orang mengevaluasi fasilitas dan layanan yang sedang diteliti.



Gambar 9. Visualisasi *Wordcloud* Positif



Gambar 10. Visualisasi *Wordcloud* Negatif

5. KESIMPULAN

Berikut ini adalah temuan-temuan yang dapat diperoleh dari penelitian tentang penggunaan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dalam analisis sentimen terhadap ulasan masyarakat mengenai pelayanan Rumah Sakit Khalishah di *Google Maps*:

1. Berdasarkan analisis terhadap 385 ulasan, algoritma *Naïve Bayes Classifier* berhasil membagi ulasan layanan Rumah Sakit Khalishah ke dalam kategori positif dan negatif. Sementara mayoritas ulasan negatif mengeluhkan waktu tunggu dan masalah fasilitas, mayoritas ulasan yang baik menekankan kehangatan staf dan kualitas layanan yang sangat baik. Akurasi yang sangat baik dari model ini memberikan informasi penting bagi rumah sakit untuk meningkatkan fasilitas dan layanannya.
2. Model ini mendapatkan *accuracy* 0.84%, *precision* 89.68%, *recall* 90.83%, dan *F1-score* 90.52%, memiliki kemampuan yang baik dalam mengidentifikasi sentimen positif, meskipun sebagian besar evaluasi positif, beberapa evaluasi yang negatif menunjukkan area yang perlu diperbaiki, seperti efektivitas layanan. Temuan ini menunjukkan keandalan *Naïve Bayes Classifier* dalam analisis sentimen dan menawarkan masukan yang berguna bagi manajemen rumah sakit untuk meningkatkan standar perawatan, pelayanan dan fasilitas.

6. SARAN

Dalam penelitian ini, sentimen ulasan masyarakat terhadap layanan Rumah Sakit Khalishah dianalisis dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier*, dengan hasil akurasi 0.84%, menunjukkan keandalannya dalam mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif. *Preprocessing* seperti pembersihan data, normalisasi, *tokenisasi*, *stemming*, dan penghapusan *stopwords* berperan penting dalam meningkatkan performa model. Selain itu, untuk mengatasi ketidakseimbangan data, teknik *SMOTE* dapat digunakan agar klasifikasi

lebih akurat. Beberapa rekomendasi yang dapat dipertimbangkan, yaitu:

- 1) Bagi Rumah Sakit Khalishah:
Fokus pada peningkatan aspek layanan yang sering mendapat keluhan dan gunakan hasil analisis ini sebagai evaluasi untuk perbaikan berkelanjutan
- 2) Bagi Penelitian Selanjutnya:
Perluas variabel analisis seperti usia, jenis kelamin, atau waktu ulasan, Bandingkan performa *Naïve Bayes* dengan algoritma lain.
- 3) Bagi Masyarakat:
Berikan ulasan yang jujur dan konstruktif untuk membantu peningkatan layanan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan rasa terima kasih kepada pihak-pihak terkait yang telah memberi dukungan terhadap penelitian ini, sehingga penelitian ini dapat terlaksana dan diselesaikan dengan baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Cahyono and Anggista Oktavia Praneswara, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi TikTok Shop Seller Center di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 6, pp. 3925–3940, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i6.3473.
- [2] H. Dhery, A. Assyam, and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Twitter Terhadap Perpindahan Ibu Kota Negara Ke IKN Nusantara Menggunakan Orange Data Mining," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 341–349, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.957.
- [3] E. Laia and M. Yamin, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes dalam Menganalisis Sentimen pada Review Pengguna E-Commerce," *Media Online*, vol. 4, no. 1, pp. 305–316, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.1186.
- [4] Meliyawati and F. N. Hasan, "Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi CapCut Pada Ulasan di Play Store Menggunakan Metode Naïve Bayes," *Media Online*, vol. 4, no. 4, pp. 2272–2280, 2024, doi: 10.30865/klik.v4i4.1555.
- [5] J. Florensus Sianipar, Y. R. Ramadhan, and I. Jaelani, "Analisis Sentimen Pembangunan Kereta Cepat Jakarta-Bandung di Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes," *Media Online*, vol. 4, no. 1, pp. 360–367, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.1033.

- [6] A. N. Hasanah and B. N. Sari, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Jasa Ojek Online Maxim Pada Google Play Dengan Metode Naïve Bayes Classifier," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 12, no. 1, pp. 90–96, 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3628.
- [7] A. Nurian, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Google Play Menggunakan Naïve Bayes," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 3s1, pp. 829–835, 2023, doi: 10.23960/jitet.v11i3s1.3348.
- [8] R. Rachman and R. N. Handayani, "Klasifikasi Algoritma Naive Bayes Dalam Memprediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Sewa Teras UMKM," *J. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 111–122, 2021, doi: 10.31294/ji.v8i2.10494.
- [9] U. Fayyad and R. Uthurusamy, "Data Mining and Knowledge Discovery in Databases," *Commun. ACM*, vol. 39, no. 11, pp. 24–26, 1996, doi: 10.1145/240455.240463.
- [10] Fauzan Baehaqi and N. Cahyono, "Analisis Sentimen Terhadap Cyberbullying Pada Komentar Di Instagram Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 13, no. 1, pp. 1051–1063, 2024, doi: 10.33022/ijcs.v13i1.3301.
- [11] M. Y. Aldean, P. Paradise, and N. A. Setya Nugraha, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Vaksinasi Covid-19 di Twitter Menggunakan Metode Random Forest Classifier (Studi Kasus: Vaksin Sinovac)," *J. Informatics, Inf. Syst. Softw. Eng. Appl.*, vol. 4, no. 2, pp. 64–72, 2022, doi: 10.20895/inista.v4i2.575.
- [12] A. Tazkia and Y. Arkhiansyah, "Implementasi Naive Bayes Classifier Dalam Menganalisis Sentimen Pelanggan Mie Gacoan Pada Instagram," *Ijccs*, vol. 7, No.3, no. x, pp. 1–5, 2023.
- [13] D. Darwis, N. Siskawati, and Z. Abidin, "Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Review Data Twitter Bmkg Nasional," *J. Tekno Kompak*, vol. 15, no. 1, p. 131, 2021, doi: 10.33365/jtk.v15i1.744.
- [14] N. Saputra, "(Sentiment Analisis With Lexicon Preprocessing)," *Din. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 45–57, 2019.
- [15] R. Damanhuri and V. A. Husein, "Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Access by KAI Berbahasa Indonesia Menggunakan Word-Embedding dan Classical Machine Learning," vol. 15, no. September, 2024, doi: 10.14710/jmasif.15.2.62383.
- [16] C. Annisa, M. Afdal, and T. K. Ahsyar, "Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dan K-Nearest Neighbor Pada Sentimen Review Aplikasi Mobile JKN," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 7, no. 3, p. 1033, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6242.
- [17] A. Nugroho and N. T. Kurniadi, "Journal of Computer Networks , Architecture and High Performance Computing Sentiment Analysis of Starlink on Twitter Using Support Vector Machine Algorithm Journal of Computer Networks , Architecture and High Performance Computing," vol. 6, no. 3, pp. 1321–1332, 2024.
- [18] B. Irawan and O. Nurdiawan, "Innovation in Research of Informatics (INNOVATICS) Naive Bayes and Wordcloud for Sentiment Analysis of Halal Tourism in Lombok Island Indonesia," vol. 1, pp. 30–35, 2023.