

## **Analisis Sentimen Komentar Pengguna Youtube terhadap Kebijakan Baru Badan Penyelenggara Jaminan Kesehatan Sosial Menggunakan Naïve Bayes**

**Muhamad Taufik Sugandi<sup>1\*</sup>, Martanto<sup>2</sup>, Umi Hayati<sup>3</sup>**

<sup>1,3</sup>Program Studi Teknik Informatika, STMIK IKMI Cirebon

<sup>2</sup>Program Studi Manajemen Informatika, STMIK IKMI Cirebon

\*Email: muhamadtaufiks200102@gmail.com

### **Abstrak**

Banyak media sosial yang digunakan masyarakat dalam mengemukakan pendapat dan mencari informasi. YouTube adalah situs berbagi media, yaitu semacam hiburan virtual untuk berbagi media video dan suara. YouTube menjadi salah satu platform tontonan video paling populer saat ini. Ada berbagai macam topik yang dibahas dalam video YouTube, salah satu topik yang diperbincangkan yaitu mengenai kebijakan baru penghapusan sistem kelas 1, 2, dan 3 digantikan menjadi sistem Kelas Rawat Inap Standar (KRIS) dalam Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan. Kesehatan juga merupakan hal yang sangat penting dan masih menjadi perbincangan yang cukup sering dibahas dimanapun dan kapanpun. BPJS Kesehatan sangat membantu masyarakat dalam mengatasi perekonomian yang semakin menurun, dengan adanya BPJS Kesehatan masyarakat tidak perlu membayar biaya pengobatan. Oleh karena itu pelayanan dari BPJS Kesehatan akan dilakukan analisis sentimen agar dapat diketahui apakah opini masyarakat mengenai BPJS ini bernilai positif, netral, atau negatif. Algoritma yang digunakan yaitu Naïve Bayes. Pada sentimen ini menggunakan 2.968 dataset hasil crawling dari YouTube yang menggunakan beberapa keywords mengenai BPJS Kesehatan. Berdasarkan hasil penelitian menggunakan algoritma Naïve Bayes menunjukkan hasil akurasi tertinggi model pada data uji mencapai 96% dengan rasio 80:20, Hal ini menunjukkan bahwa model mampu dengan baik dalam mengklasifikasikan sentimen pada komentar. Penelitian ini didominasi oleh sentimen komentar positif sebesar 45.9% atau sebanyak 1.354 data dari total 2.948 data komentar, dari sentimen positif ini menunjukkan bahwa banyaknya dukungan untuk kebijakan baru, dan banyak yang sangat terbantu atas pelayanan BPJS Kesehatan..

**Kata kunci:** Analisis Sentimen, BPJS Kesehatan, KRIS, Naïve Bayes, YouTube.

### **Abstract**

Many social media platforms are used by the public to express opinions and seek information. YouTube is a media sharing site, a kind of virtual entertainment for sharing video and audio media. YouTube has become one of the most popular video viewing platforms today. There are various topics discussed in YouTube videos, one of which is the discussion about the new policy of removing class 1, 2, and 3 systems and replacing them with the Standard Inpatient Class (KRIS) system in the Social Security Administrator (BPJS) for Health. Health is also a very important issue and is still a topic that is frequently discussed everywhere and anytime. BPJS for Health greatly helps the public in overcoming the declining economy, with the existence of BPJS for Health the public does not need to pay for medical expenses. Therefore, sentiment analysis will be conducted on the services provided by BPJS for Health to determine whether public opinion about BPJS is positive, neutral, or negative. The algorithm used is Naïve Bayes. In this sentiment analysis, 2,968 datasets were crawled from YouTube using several keywords related to BPJS for Health. Based on the research results using the Naïve Bayes algorithm, the highest accuracy of the model on the test data reached 96% with a ratio of 80:20. This indicates that the model is capable of classifying sentiment in comments well. This study is dominated by positive sentiment comments at 45.9% or 1,354 data out of a total of 2,948 comment data, indicating strong support for the new policy and many who are very helped by the services of BPJS for Health.

**Keywords:** Sentiment Analysis, BPJS for Health, KRIS, Naïve Bayes, YouTube

## PENDAHULUAN

Saat ini, Internet telah dengan cepat meningkatkan jumlah informasi yang disimpan dan diakses melalui Web. Dalam beberapa tahun terakhir, jumlah pengguna Internet meningkat pesat. Banyak forum blogging, jejaring sosial, situs web, dan bisnis berbasis web berfungsi sebagai tempat untuk mengekspresikan pendapat tentang kesehatan, politik, bisnis, dan banyak lagi. Di bidang kesehatan, banyak perbincangan yang terjadi di situs media sosial Youtube. Misalnya saja mengenai kebijakan baru yaitu penghapusan sistem kelas 1, 2, dan 3 digantikan menjadi sistem Kelas Rawat Inap Standar (KRIS) dalam pelayanan Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan, masyarakat mempunyai keyakinan positif atau negatif terhadap pelayanan badan kesehatan tersebut.

BPJS Kesehatan adalah badan hukum yang didirikan untuk menyelenggarakan program jaminan kesehatan. Penilaian sejauh mana kualitas pelayanan publik yang diberikan oleh pemerintah yaitu Pelayanan BPJS Kesehatan dilakukan melalui analisis sentimen untuk mengetahui apakah bantuan publik yang diberikan dapat digunakan itu positif atau negatif. Analisis sentimen adalah topik penelitian yang dapat menganalisis opini, perasaan, penilaian, perilaku, dan sentimen masyarakat berdasarkan entitas seperti layanan publik, organisasi, topik, peristiwa, dan atribut lainnya.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis komentar masyarakat di postingan video Youtube mengenai kebijakan baru yaitu penghapusan sistem kelas 1, 2, dan 3 digantikan menjadi sistem Kelas Rawat Inap Standar (KRIS) dalam Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan guna mengevaluasi kinerja dari Pelayanan BPJS Kesehatan. Hal ini berdampak bisa membantu BPJS Kesehatan untuk lebih memahami kebutuhan dan kekhawatiran masyarakat. Dengan demikian, pihak BPJS Kesehatan dapat melakukan penyesuaian atau perbaikan dalam penyediaan layanan kesehatan. Penelitian ini dapat berkontribusi pada literatur ilmiah dan pengetahuan di bidang analisis sentimen, terutama dalam konteks kesehatan. Temuan dan metodologi yang dihasilkan dapat menjadi referensi bagi peneliti lainnya. Penelitian ini juga dapat memberikan wawasan dalam analisis sentimen, yaitu Naïve Bayes. Kontribusi ini

dapat membantu perkembangan dan peningkatan metode analisis sentimen di masa depan.

## TINJAUAN PUSTAKA

Dalam upaya untuk memahami persepsi masyarakat terhadap BPJS Kesehatan, penelitian ini mengadopsi klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Naive Bayes*. Beberapa penelitian sebelumnya yang mendukung pemilihan serta menyajikan temuan-temuan penting dalam analisis sentimen di berbagai konteks.

### 2.1. Penelitian Terdahulu

1. Penelitian ini membahas mengenai menjelang dilaksanakannya pemilihan umum (PEMILU), Pelaksanaan pilkada sangat menuai polemik di lapisan masyarakat, oleh karena itu penelitian ini mencoba menganalisis tweet yang membicarakan tentang isu public yaitu pilkada 2020 di tengah Pandemic COVID-19 (Muzaki & Witanti, 2021).
2. Penelitian ini membahas mengenai Transportasi online, Salah satu cara untuk mengetahui persepsi masyarakat terhadap layanan transportasi online adalah dengan analisis sentimen seperti yang dilakukan pada penelitian ini. Data yang digunakan merupakan data valid dari sosial media Twitter untuk Transportasi online GrabId dan GojekIndonesia. Teknik analisis sentimen yang digunakan adalah Naïve Bayes Classifier dan metode Support Vector Machine (SVM) (Dwianto & Sadikin, 2021).

Berdasarkan study literature yang penulis sertakan penelitian ini membuktikan tingkat akurasi naïve bayes mencapai akurasi yang lebih baik dari algoritma lainnya yang penulis sertakan dalam literatur review, Dimana hasil tertinggi dari algoritma Naive Bayes yang diteliti oleh (Dwianto & Sadikin, 2021) mendapat nilai akurasi tertinggi mencapai 80,78%. Sementara tingkat akurasi yang peneliti lakukan sudah mencapai akurasi tertinggi dari literature yang ada yaitu mencapai 96,6%, dengan mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi dan memperkenalkan pendekatan analisis sentimen yang lebih canggih, penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam literatur tentang analisis sentimen, terutama dalam konteks kebijakan baru dan pelayanan BPJS Kesehatan.

## 2.2. Klasifikasi

Klasifikasi merupakan metode pengelompokan yang berdasarkan karakteristik khusus. Dalam konteks klasifikasi, terdapat sejumlah kasus yang ingin diprediksi ke dalam beberapa kelas yang ada. Setiap instan data memiliki berbagai kemungkinan nilai, di mana satu atribut disebut sebagai atribut prediktor. Kemungkinan nilai dari atribut target menentukan kelas yang diprediksi berdasarkan nilai-nilai dari atribut prediktor (Muhamad et al., 2017).

## 2.3. Algoritma Naïve Bayes

Naïve Bayes adalah *machine learning* yang menggunakan perhitungan probabilitas yang menggunakan konsep pendekatan Bayes, pada algoritma Naïve Bayes merupakan dengan menggabungkan *probability* dan *conditional probability* dalam suatu rumus yang dapat digunakan untuk menghitung probabilitas dari setiap kemungkinan klasifikasi. (Ginabila & Fauzi, 2023)

## METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini melakukan pemodelan topik yang ada pada kelompok sentimen pengguna YouTube terhadap pelayanan dan kebijakan baru yang dikeluarkan oleh BPJS Kesehatan menggunakan Naïve Bayes agar dapat mengklasifikasi komentar positif, netral, atau negatif dari masyarakat umum dan dapat digunakan untuk menilai kualitas layanan sekaligus sebagai bahan pertimbangan kebijakan dari BPJS Kesehatan.

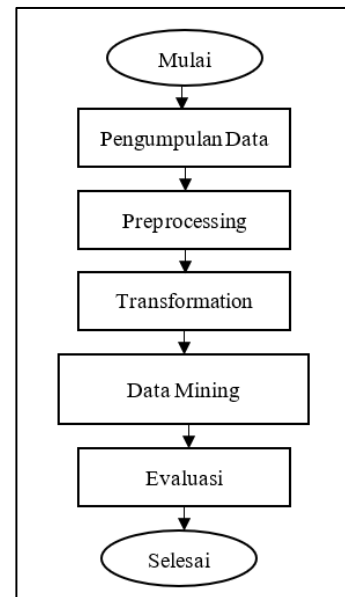
### 3.1. Tahapan Metode Penelitian

Pada penelitian ini melakukan pemodelan topik yang ada pada kelompok sentimen pengguna YouTube terhadap pelayanan dan kebijakan baru yang dikeluarkan oleh BPJS Kesehatan menggunakan Naïve Bayes agar dapat mengklasifikasi komentar positif, netral, atau negatif dari masyarakat umum dan dapat digunakan untuk menilai kualitas layanan sekaligus sebagai bahan pertimbangan kebijakan dari BPJS Kesehatan. Tahapan metode penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.

### 3.2. Sumber Data

Dalam sentimen analisis yang dilakukan memerlukan data yang berasal dari aplikasi YouTube. Data yang dibutuhkan merupakan data teks berupa komentar yang berkaitan dengan kebijakan baru dan pelayanan BPJS Kesehatan. Data teks ini memiliki nilai

sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif. Serta dibuat dengan tabel yang terdiri dari teks dan sentimen.



Gambar 1. Tahapan penelitian

### 3.3. Teknik Pengumpulan Data

Data ini bersumber dari komentar dari beberapa video sosial media YouTube. Data komentar tersebut diambil dengan teknik Crawling dan penggunaan YouTube API menggunakan *Google Collab*. Selanjutnya data yang didapatkan merupakan format CSV. Data yang dikumpulkan dari YouTube merupakan data teks yang belum terdeteksi apakah memiliki nilai sentimen positif atau negatif. Keywords untuk pengumpulan data komentar dari YouTube menggunakan kata kunci BPJS Kesehatan dan kebijakan baru BPJS Kesehatan.

### 3.4. Teknik Analisis Data

Penelitian ini menggunakan teknik analisis data menggunakan metode Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan sentimen yang dikumpulkan. Komentar ini dikategorikan ke dalam sentimen Negatif, Netral dan Positif. Algoritma Naïve Bayes dipilih karena menerapkan pendekatan peluang dan statistik yang sesuai untuk kasus klasifikasi teks. Tahapan analisis data meliputi text preprocessing, penghitungan kata, persiapan data latih dan uji, pelatihan model Naïve Bayes, klasifikasi sentimen pada data uji, serta evaluasi hasil klasifikasi. Dilakukanlah perhitungan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-Score untuk setiap kelas.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Hasil Penelitian

Hasil penelitian ini akan menjelaskan langkah-langkah yang dilewati, mulai dari proses pengumpulan data, processing data, transformation data, dan evaluasi yang dilakukan. Selain itu analisis data yang mendalam, yang ditunjang melalui berbagai macam jenis visualisasi seperti statistic, tabel, dan grafik data, akan memberikan kontribusi yang signifikan dalam meningkatkan pemahaman pembaca. Temuan yang dihasilkan juga akan menjadi dasar untuk menjadi rekomendasi penelitian selanjutnya.

#### 4.1.1 Data Selection

Sebelum melakukan crawling data komentar dari YouTube, peneliti melakukan Data Selection terlebih dahulu dikarenakan hanya fokus pada komentar video yang bertopik kebijakan baru dan pelayanan BPJS kesehatan. Untuk menentukan data yang akan diambil supaya relevan dan sesuai dengan kebutuhan analisis sentiment ada beberapa hal yang menjadi kriteria dalam Data Selection yaitu:

1. Topik Video: Penelitian ini mengambil data dari komentar video YouTube yang mempunyai topik kebijakan baru BPJS terhadap penghapusan kelas 1, 2, 3, dan pelayanan BPJS kesehatan.
2. Bahasa Komentar: Penelitian ini menentukan bahasa Indonesia, sehingga penelitian ini mengambil data komentar yang menggunakan bahasa Indonesia.
3. Komentar Pengguna: Penelitian ini mengambil komentar yang mengandung sentimen negatif dan positif, supaya relevan dan sesuai dengan kebutuhan analisis sentiment.

Dengan Data Selection berdasarkan kriteria di atas, diharapkan data komentar YouTube yang di dapatkan bisa lebih berkualitas dan relevan untuk analisis sentimen.

#### 4.1.2 Crawling Data

Pengambilan data menggunakan teknik crawling dilakukan dengan script python di Google Colab, kemudian dengan menginstal dan meng import beberapa library yang diperlukan. Program ini adalah fungsi python yang menggunakan API YouTube V3 untuk mengambil komentar dan beberapa balasan dari video YouTube

Untuk mendapatkan data yang cukup untuk di teliti, pada penelitian ini melakukan dua

kali crawling data pada dua video Youtube yang berjudul:

1. “Mulai Tahun Ini, Pemerintah Akan Hapus BPJS Kelas 1,2,3 Diganti Sistem KRIS”, Dari crawling video YouTube pertama mendapatkan 2.392 komentar serta balasannya, dapat diakses melalui URL: <https://youtu.be/Z4mjEZvk3gs?si=WiQleX1ZvpLTKPm5>
2. “Kelas Rawat Inap BPJS Kesehatan Bakal Dihapus, Ini Gantinya”, Dari crawling video YouTube kedua mendapatkan 593 komentar serta balasannya, dapat di akses melalui URL: <https://youtu.be/S2i4ggFsZq8?si=l8D20APbUHB0iF34>

Pada kedua proses crawling data tersebut bisa di jumlahkan sebanyak 2.985 data komentar serta balasannya yang didapatkan dalam kurun waktu satu tahun terakhir.

|   | publishedAt          | authorDisplayName       | textDisplay                                       | likeCount |
|---|----------------------|-------------------------|---------------------------------------------------|-----------|
| 0 | 2023-12-07T01:44:26Z | @charudream3707         | Sy peserta BPJS. Ente buat aturan semau gue ya    | 0         |
| 1 | 2023-12-06T22:46:37Z | @mamunah9622            | Kasihlah untuk rakyat yg tidak mampu seperti...   | 0         |
| 2 | 2023-12-06T22:23:06Z | @piemonsamaleu-cxly     | trima ksh pak jktw alas pasamu tdk memben...      | 0         |
| 3 | 2023-12-06T12:06:59Z | @Saudara_Seiman         | Terus dana kuran bpjs masyarakat yg sdh masuk...  | 0         |
| 4 | 2023-12-06T10:35:35Z | @supantorenowidodo-kdli | Klo kelasnya disamakan,sebaliknya bayarnya hrs... | 0         |

Gambar 2. Hasil crawling data pertama

|   | publishedAt          | authorDisplayName            | textDisplay                                       | likeCount |
|---|----------------------|------------------------------|---------------------------------------------------|-----------|
| 0 | 2023-07-20T14:32:43Z | @rahmatany2226               | Putaran uang di bpjs melebihi bank                | 0         |
| 1 | 2023-07-20T14:31:21Z | @rahmatany2226               | Bpjs itu dihapus, kasi rakyat berobat pakai kt.   | 0         |
| 2 | 2023-07-18T09:14:11Z | @mromm754                    | Tujuan pemerintah sdh baik q menggaransi hal...   | 0         |
| 3 | 2023-07-05T05:48:29Z | @antonina3493                | Katau begitu artinya pelayanan makin meningkat... | 0         |
| 4 | 2023-06-28T04:10:52Z | @yt.kanunapharmidosejati1231 | Gpp 123 dihapus... Asal maknanya tetap bejgic...  | 0         |

Gambar 3. Hasil crawling data kedua

#### 4.1.3 Preprocessing

Langkah-langkah *preprocessing* digunakan untuk membersihkan dan mempersiapkan dataset sebelum analisis lebih lanjut. Proses ini memproses penghapusan data yang tidak relevan seperti *URL*, *hashtag*, serta penghapusan simbol karakter *non-alphabet*. Selanjutnya, data teks diubah menjadi huruf kecil, *tokenize*, *stop word*, dan *stemming*. Melalui langkah langkah *Preprocessing* ini, data teks dapat diolah menjadi bentuk yang lebih

terstruktur, dan tidak ada lagi teks karakter yang tidak relevan, sehingga data siap untuk di proses lebih lanjut.

## 1. Cleaning Data

Proses Cleaning Data dilakukan beberapa cleaning data untuk membersihkan teks dalam kolom 'text' dari sebuah dataframe 'df'.

## 2. Case Folding

Proses Case Folding adalah proses mengubah semua huruf pada teks menjadi huruf kecil atau lowercase. Hal ini dilakukan supaya kata yang sebenarnya sama namun ditulis dengan huruf besar atau kecil dianggap sama dalam proses analisis data.

### 3. Tokenizing

Proses dimana kalimat yang akan dipisah menjadi pecahan kata tunggal atau sebagai token.

#### 4. Stop Word

*Stop Word Removal* adalah penghapusan kata kata yang umumnya tidak memiliki makna atau tidak memiliki informasi dan dapat diabaikan pada analisis teks. Pada umumnya kata kata seperti “dan”, “atau”, “dari” termasuk dalam daftar kata *Stop Word*. Proses *StopWoord* ini menggunakan modul ‘*nltk*’ (*Natural Language Toolkit*) dalam bahasa Indonesia.

## 5. Stemming

*Stemming* adalah proses mengubah kata-kata imbuhan dalam teks menjadi kata dasar, sehingga kata yang berbeda tetapi memiliki makna dasar yang sama akan diubah menjadi bentuk kata yang seragam.

[illegible]

Gambar 4. Hasil *Preprocessing*

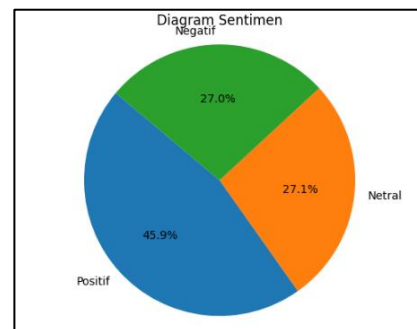
## 6. Labeling

Proses *Labeling* dilakukan untuk menemukan nilai sentimen berdasarkan nilai sentimen. Proses labeling ini menggunakan library *VADER Sentiment Analysis* digunakan untuk menghitung skor sentimen pada setiap teks dalam kolom, sehingga nilai sentimen setiap kata itu mempunyai nilai positif, netral atau negatif. Jika nilai sentimen kurang dari nol, maka nilai sentimennya adalah negatif, jika nilai sentimen sama dengan nol adalah netral, dan jika nilai

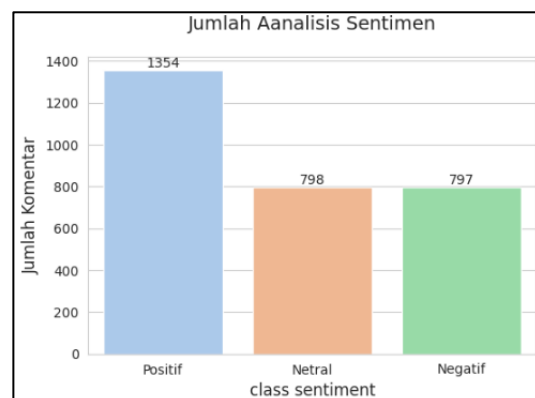
sentimen lebih dari nol, maka nilai sentimennya adalah positif, akan tetapi sebelum melakukan proses labeling, diperlukan data text yang berbahasa Indonesia ini ditranslate terlebih dahulu ke bahasa Inggris, hal ini diperlukan karena library *VADER Sentiment Analysis* mengandalkan kata-kata sentimen yang spesifik untuk bahasa Inggris untuk menentukan sentimen suatu teks. Jika kata-kata tersebut tidak ditranslate terlebih dahulu atau data teks tersebut berbahasa non-Inggris tidak dapat menghasilkan analisis sentimen yang akurat.

|                                                   |         |         |
|---------------------------------------------------|---------|---------|
| bpjs hps loss lok wes thnsbb names that have b... | -0.2023 | Negatif |
| I also choose but choose healthy and can be us... | 0.5499  | Positif |
| great to lead Irjokowi, the president adds mor... | 0.9541  | Positif |
| I agree that people should not be burdened wit... | 0.5801  | Positif |
| I'm in an outpatient hospital waiting for medi... | 0.0000  | Netral  |
| ...                                               | ...     | ...     |
| garagara tri change                               | 0.0000  | Netral  |
| net                                               | 0.0000  | Netral  |
| proof that the country doesn't pay for health,... | -0.8834 | Negatif |
| tax there                                         | 0.0000  | Netral  |
| corrupt                                           | 0.0000  | Netral  |

### Gambar 5. Hasil Proses Labeling



Gambar 6. Diagram Pie presentase sentimen



Gambar 7. Diagram batang jumlah sentimen

Dari Gambar 6 dan Gambar 7 menjelaskan bahwa sentimen komentar YouTube terhadap Kebijakan baru dan pelayanan BPJS Kesehatan didominasi oleh sentimen Positif sebesar 45.9% atau sebanyak 1.354 data dari total 2.948 data komentar, dari sentimen positif ini menunjukkan bahwa banyaknya dukungan untuk kebijakan baru, dan banyak yang sangat terbantu atas pelayanan BPJS Kesehatan. Sementara itu pada sentimen negatif sebesar 27.0% atau sebanyak 797 data dari total 2.948 data komentar, dari sentimen negatif ini menunjukkan bahwa tidak sedikit juga yang tidak setuju atas kebijakan baru dan tidak banyak juga yang mengeluh atas pelayanan kurang baik dari BPJS Kesehatan. Sedangkan dalam sentimen netral sedikit lebih tinggi dari sentimen negatif, sebesar 27.1% atau sebanyak 798 data dari total 2.948 data komentar, dari sentimen netral ini menunjukkan bahwa kebijakan dan pelayanan BPJS Kesehatan telah diterima tanpa masalah dan bisa juga menunjukkan kurangnya ketertarikan atau keterlibatan masyarakat terhadap kebijakan atau pelayanan BPJS kesehatan.

#### 7. Splitting Data

Sebelum melakukan Transformasi data terlebih dahulu dilakukan Split Data dengan membagi data set menjadi Data Latih (Train), dan Data Uji. Hal ini diperlukan untuk menghindari Overfitting pada model. Overfitting adalah fenomena yang terjadi model terlalu rumit untuk menangkap detail dan noise yang ada dalam data latih hingga tingkat yang berlebihan, dalam konteks ini, model dapat menghafal data latih dengan sangat baik, tetapi kinerjanya akan sangat buruk pada data baru. Dengan membagi dataset menjadi data latih dan data uji, model dapat dilatih pada data latih, dan data uji pada data uji untuk mengukur performa model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Membagi dataset menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80:20 menggunakan metode `'train_test_split()'` dari `scikit-learn`. Parameter `'test_size=0.2'` menunjukkan bahwa data uji akan memiliki proporsi 20% dari keseluruhan dataset, sedangkan data latih akan memiliki proporsi 80%.

Tabel 1. *Splitting data*

| DATA LATIH | DATA UJI |
|------------|----------|
| 80%        | 20%      |

#### 4.1.2 Transformation

Transformation data adalah proses mengubah atau mengganti format, struktur, atau nilai dari data menjadi bentuk yang lebih sesuai untuk analisis. Proses ini dilakukan dengan tujuan mengubah teks menjadi format numerik agar dapat dianalisis menggunakan algoritma data mining. Dalam proses *Transformation* ini menggunakan *TfidfVectorizer*.

Pembobotan Kata Data Latih:

|      | 000 | 000 | 000 | 000 | because | 000 | if  | 000 | the | \   |
|------|-----|-----|-----|-----|---------|-----|-----|-----|-----|-----|
| 0    | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 1    | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 2    | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 3    | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 4    | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| ...  | ... | ... | ... | ... | ...     | ... | ... | ... | ... | ... |
| 2649 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 2650 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 2651 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 2652 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 2653 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |

Gambar 8. Hasil transformation data latih

Pembobotan Kata untuk Data Uji:

|     | 000 | 000 | 000 | 000 | because | 000 | if  | 000 | the | \   |
|-----|-----|-----|-----|-----|---------|-----|-----|-----|-----|-----|
| 0   | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 1   | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 2   | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 3   | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 4   | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ...     | ... | ... | ... | ... | ... |
| 290 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 291 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 292 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 293 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |
| 294 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0     | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 | 0.0 |

Gambar 9. Hasil Transformation data uji

#### 4.1.3 Data Mining

*Data Mining* adalah proses ekstraksi pola atau pengetahuan yang bermanfaat dari kumpulan data yang besar, kompleks, dan tidak terstruktur. Tujuan dari *Data Mining* adalah menentukan hubungan yang tersembunyi, tren, pola, dan informasi lainnya yang dapat membantu pengambilan keputusan. Algoritma *Naive Bayes* akan memodelkan peluang kemunculan kata-kata tertentu pada setiap kelas sentimen (Positif, Negatif, dan Netral). Kemudian peluang tersebut digunakan untuk memprediksi kelas sentimen dari komentar pengguna Youtube. Data latih akan digunakan

untuk membangun model *Naive Bayes*, sedangkan data uji digunakan untuk mengevaluasi performa model.

Akurasi Data latih: 0.9020771513353115

Confusion Matrix data latih:

|         | Negatif | Netral | Positif |
|---------|---------|--------|---------|
| Negatif | 607     | 0      | 41      |
| Netral  | 34      | 436    | 155     |
| Positif | 1       | 0      | 1085    |

Gambar 10. Hasil data latih

Akurasi Data Uji: 0.9661016949152542

Confusion Matrix data Uji:

|         | Negatif | Netral | Positif |
|---------|---------|--------|---------|
| Negatif | 142     | 0      | 7       |
| Netral  | 1       | 160    | 12      |
| Positif | 0       | 0      | 268     |

Gambar 11. Hasil data uji

Setelah model data dilatih, model dapat digunakan untuk memprediksi sentimen pada data uji. Akurasi model pada data latih digunakan untuk mengevaluasi seberapa baik model dapat mempelajari pola pada data latih. Lalu dilakukan prediksi sentimen pada data uji.

#### 4.1.4 Evaluation

*Evaluasi Model Machine Learning* merupakan proses penilaian suatu kinerja model berdasarkan performanya dalam menghasilkan suatu prediksi atau klasifikasi pada data yang tidak digunakan selama proses pelatihan, sehingga diketahui apakah diketahui apakah model itu cukup baik atau perlu perbaikan lebih lanjut. Dalam penelitian ini evaluasi dilakukan menggunakan teknik *Confusion Matrix* yaitu teknik yang digunakan untuk evaluasi klasifikasi model untuk memprediksi objek yang benar atau salah. Rumus yang digunakan untuk menghitung *Confusion Matrix Multiclass* (lebih dari 2 dataset) tentunya berbeda dengan rumus *Confusion Matrix 2*, kelas perhitungan *Confusion Matrix* dilakukan dengan mencari nilai *True Positive (TP)*, *False Positive (FP)*, *True Negative (TN)*, dan *False Negative (FN)*, untuk setiap kelas (Negatif, Netral, dan Positif).

Tabel 2. Confusion Matrix

| KELAS            | KELAS<br>NEGATIF<br>PREDIKSI | KELAS<br>NEUTRAL<br>PREDIKSI | KELAS<br>POSITIF<br>PREDIKSI |
|------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|
| KELAS<br>NEGATIF | TN                           | FNt                          | FP                           |
| KELAS<br>NEUTRAL | FN                           | TNt                          | FP                           |
| KELAS<br>POSITIF | FN                           | FNt                          | TP                           |

## 4.2. Pembahasan

Berdasarkan hasil pengujian performa algoritma *Naive Bayes* pada data latih dan uji ini akan dibahas mengenai performa algoritma beserta faktor-faktor yang mempengaruhi akurasi algoritma pada analisis sentimen komentar video pengguna YouTube terhadap kebijakan baru dan pelayanan BPJS Kesehatan. Performa algoritma *Naive Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen komentar video pengguna YouTube terhadap kebijakan baru dan pelayanan Kebijakan BPJS Kesehatan pada data latih dan data uji dapat dilihat dari nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-Score* yang dihasilkan dari *Confusion Matrix* setiap model yang sebelumnya telah diproses menjadi representasi vektor menggunakan *CountVectorizer* dan dilakukan pembobotan kata menggunakan *TF-IDF*.

Berdasarkan hasil pengujian performa algoritma *Naive Bayes* pada data latih dan uji ini akan dibahas mengenai performa algoritma beserta faktor-faktor yang mempengaruhi akurasi algoritma pada analisis sentimen komentar video pengguna YouTube terhadap kebijakan baru dan pelayanan BPJS Kesehatan. Performa algoritma *Naive Bayes* dalam mengklasifikasikan sentimen komentar video pengguna YouTube terhadap kebijakan baru dan pelayanan Kebijakan BPJS Kesehatan pada data latih dan data uji dapat dilihat dari nilai akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-Score* yang dihasilkan dari *Confusion Matrix* setiap model yang sebelumnya telah diproses menjadi representasi vektor menggunakan *CountVectorizer* dan dilakukan pembobotan kata menggunakan *TF-IDF*.

Tabel 3. Hasil akurasi data uji

| NO | MODEL         | AKURASI |
|----|---------------|---------|
| 1. | MODEL PERTAMA | 0.902   |



Akurasi *Naive Bayes* pada data latih sebesar 90,2%, artinya dengan *pipeline preprocessing* dan ekstrasi fitur pada model algoritma *Naive Bayes* mampu mengklasifikasikan sentimen komentar video YouTube pada data latih yang cukup tinggi ini menunjukkan bahwa model telah berhasil memetakan pola-pola pada data latih dengan baik, sehingga mampu melakukan prediksi sentimen dengan akurat. Model pada data latih ini kemudian dapat digunakan untuk klasifikasi sentimen pada data uji. Performa model pada data latih belum tentu sama dengan performa dalam data uji. Oleh karena itu perlu dilakukan pengujian terhadap data uji untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model dalam memprediksi data baru.

Tabel 4. Hasil akurasi data latih

| MODEL         | AKURASI |
|---------------|---------|
| MODEL PERTAMA | 0.966   |

Akurasi model *Naive Bayes* pada data uji adalah 96,6% , angka akurasi ini lebih tinggi dibandingkan dengan akurasi model pada data latih yang mencapai 90,2%. Peningkatan akurasi ini menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* memiliki tantangan dalam menyimpulkan pola dari data latih ke data uji.

Tabel 5. Hasil nilai Confussion Matrix

| MODEL<br>PERTAMA | KELAS<br>NEGATIF<br>PREDIKSI | KELAS<br>NEUTRAL<br>PREDIKSI | KELAS<br>POSITIF<br>PREDIKSI |
|------------------|------------------------------|------------------------------|------------------------------|
| KELAS<br>NEGATIF | 142                          | 0                            | 7                            |
| KELAS<br>NEUTRAL | 1                            | 160                          | 12                           |
| KELAS<br>POSITIF | 0                            | 0                            | 268                          |

Untuk mendapatkan nilai Akurasi, Presisi, *Recall* dan *F1-Score*, dilakukan perhitungan terlebih dahulu disetiap kelasnya.

Perhitungan tersebut menggunakan rumus:

#### 1. Akurasi

$$\text{Akurasi} = \frac{142 + 160 + 268}{142 + 7 + 1 + 160 + 12 + 268} \times 100\% = 0,96 = 96\%$$

#### 2. Kelas Negatif

$$\text{Precision} = \frac{268}{268 + 7} = 0.97 = 97\%$$

$$\text{Recall} = \frac{268}{268 + 0} = 1 = 100\%$$

$$F1\text{-Score} = 2x \frac{0.97 \times 1}{0.97 + 1} = 0.98 = 98\%$$

#### 3. Kelas Netral

$$\text{Precision} = \frac{268}{268 + 12} = 0.95 = 95\%$$

$$\text{Recall} = \frac{268}{268 + 1} = 0.99 = 99\%$$

$$F1\text{-Score} = 2x \frac{0.95 \times 0.99}{0.95 + 0.99} = 0.96 = 96\%$$

#### 4. Kelas Positif

$$\text{Precision} = \frac{268}{268 + 7} = 0.97 = 97\%$$

$$\text{Recall} = \frac{268}{268 + 0} = 1 = 100\%$$

$$F1\text{-Score} = 2x \frac{0.97 \times 1}{0.97 + 1} = 0.98 = 98\%$$

Setelah melakukan perhitungan pada setiap kelasnya, selanjutnya bisa melakukan perhitungan rata-rata dari setiap kelasnya:

$$\text{Precision} = \frac{97\% + 95\% + 97\%}{3} = 96\%$$

$$\text{Recall} = \frac{100\% + 99\% + 100\%}{3} = 99\%$$

$$F1 - \text{Score} = 2x \frac{98\% + 96\% + 98\%}{3} = 99\%$$



Tabel 6. Hasil nilai

| MODEL            | AKURASI | PRESISI | RECALL | F1-<br>SCORE |
|------------------|---------|---------|--------|--------------|
| MODEL<br>PERTAMA | 96%     | 96%     | 99%    | 97%          |

Dari semua total ada 590 data uji, pada kelas negatif dari 149 data sebanyak 142 data yang diprediksi dengan benar sebagai negatif (*True Negatif*) dan 7 data yang salah diprediksi, dengan kelas lain (*False Negative*). Sementara itu dari 590 data, pada kelas Netral dari 173 data netral, yang diprediksi sebagai netral ada 160 data yang berhasil diprediksi sebagai netral (*True Netral*), 1 diantaranya merupakan data bukan netral yang salah diprediksi (*False Negative*), dan 12 diantaranya juga salah diprediksi (*False Positive*). Sementara itu dari 590 data, pada kelas Positif ada 268 data netral yang berhasil di prediksi (*True Positive*).

Akurasi 96% ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat keakuratan sebesar 96%, yang merupakan presentase dari data yang berhasil di prediksi, Presisi 96% ini menunjukkan rata-rata dari kelas adalah 96%, presisi mengukur sejauh mana prediksi yang di buat oleh model itu berhasil terprediksi. *Recall* 99%, ini menunjukkan bahwa sejauh mana model dapat memprediksi semua kelas yang seharusnya positif. *F1-Score* 99% ini menunjukkan rata-rata *F1-Score* dari semua kelas adalah 99%, *F1-Score* ini adalah metrik gabungan yang mengukur antara presisi dan *recall*.

Performa algoritma *Naive Bayes* dalam melakukan analisis sentimen komentar pengguna YouTube terhadap kebijakan baru dan pelayanan BPJS ini menunjukkan model mampu dengan baik dalam mengklasifikasikan sentimen pada komentar, dengan akurasi tertinggi 96% pada data uji. Meskipun secara umum *Naive Bayes* terbukti efektif untuk analisis sentimen, performanya perlu ditingkatkan agar lebih baik dan lebih optimal. Oleh karena itu teknik yang lebih canggih masih diperlukan untuk mengatasi permasalahan generalisasi model *Naive Bayes* kedepannya, walaupun demikian, tantangan generalisasi tetap menjadi pekerjaan rumah yang harus diselesaikan pada riset mendatang supaya performa algoritma *Naive Bayes* bisa semakin ditingkatkan.

## SIMPULAN

Algoritma *Naive Bayes* mampu melakukan klasifikasi sentimen komentar pengguna YouTube terhadap kebijakan baru dan

pelayanan BPJS ini dengan akurasi tertinggi 96% pada data uji, akurasi ini lebih tinggi dibandingkan dengan akurasi pada data latih yang mencapai akurasi 90%. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu dengan baik dalam mengklasifikasikan sentimen pada komentar. Nilai presisi, *recall*, dan *F1-Score* yang tidak seragam pada masing-masing kelas sentimen menunjukkan ketidakseimbangan performa model *Naive Bayes*. Masalah pada kelas tertentu perlu diperbaiki agar akurasi dapat ditingkatkan. Sentimen positif yang mendominasi komentar pengguna Youtube terhadap kebijakan baru dan pelayanan BPJS Kesehatan ini dengan proporsi 45,9%, yang menunjukkan bahwa komentar pengguna ini mendukung adanya kebijakan baru, dan cukup menerima kebaikan dalam pelayanan BPJS Kesehatan, Sementara itu pada sentimen negatif sebesar 27.0% atau sebanyak 797 data dari total 2.948 data komentar, dari sentimen negatif ini menunjukkan bahwa tidak sedikit juga yang tidak setuju atas kebijakan baru dan tidak banyak juga yang mengeluh atas pelayanan kurang baik dari BPJS Kesehatan. Sedangkan dalam sentimen netral sedikit lebih tinggi dari sentimen negatif, sebesar 27.1% atau sebanyak 798 data dari total 2.948 data komentar, dari sentimen netral ini menunjukkan bahwa kebijakan dan pelayanan BPJS Kesehatan telah diterima tanpa masalah dan bisa juga menunjukkan kurangnya ketertarikan atau keterlibatan masyarakat terhadap kebijakan atau pelayanan BPJS kesehatan. Penelitian ini telah berhasil menerapkan algoritma *Naive Bayes* untuk klasifikasi sentimen pada kasus analisis sentimen komentar pengguna YouTube terhadap kebijakan baru dan pelayanan BPJS.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan perlu meningkatkan teknik sampling data yang lebih besar agar distribusi kelas pada data latih dan uji lebih seimbang. Hal ini dapat membantu meningkatkan performa model. Bisa mencoba metode algoritma lain seperti *SVM*, *K-Means*, *K-nearest neighbor*, dan *C4.5* untuk klasifikasi sentimen dan dapat membandingkannya dengan *Naive Bayes*.

## DAFTAR PUSTAKA

- Dwianto, E., & Sadikin, M. (2021). Analisis Sentimen Transportasi Online pada Twitter Menggunakan Metode Klasifikasi Naïve Bayes dan Support Vector Machine. *Format : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, 10(1).

<https://doi.org/10.22441/format.2021.v10.i1.009>

Ginabila, G., & Fauzi, A. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Pemutar Musik Online Spotify Dengan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine. *Jurnal Ilmiah ILKOMINFO - Ilmu Komputer & Informatika*, 6(2).  
<https://doi.org/10.47324/ilkominfo.v6i2.180>

Muhamad, H., Prasajo, C. A., Sugianto, N. A., Surtiningsih, L., Cholissodin, I., Ilmu, F., Universitas, K., & Optimization, P. S. (2017). Optimasi Naïve Bayes Classifier Dengan Menggunakan Particle. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 4(3), 180–184.

Muzaki, A., & Witanti, A. (2021). Sentiment Analysis of the Community in the Twitter To the 2020 Election in Pandemic Covid-19 By Method Naive Bayes Classifier. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 2(2), 101–107.  
<https://doi.org/10.20884/1.jutif.2021.2.2.51>