

## ANALISIS SENTIMEN KOMENTAR YOUTUBE TERHADAP KONTEN DISKUSI POLITIK PADA PODCAST MENSREA MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES DAN SVM

Adelia Pratiwi, Yohanes Simarmata, Ryan Randy Suryono

Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Teknokrat Indonesia

Jl. ZA. Pagar Alam No.9 -11, Labuhan Ratu, Kec. Kedaton, Kota Bandar Lampung, Lampung 35132

adelia\_pratiwi@teknokrat.ac.id

### ABSTRAK

Media sosial YouTube telah berkembang menjadi ruang diskusi publik yang memungkinkan masyarakat menyampaikan opini secara terbuka, termasuk pada konten diskusi politik. Podcast Mensrea sebagai salah satu podcast diskusi politik memicu beragam respons audiens yang tercermin dalam kolom komentar YouTube. Namun, besarnya volume komentar dan karakteristik bahasa yang tidak terstruktur menyebabkan analisis opini secara manual menjadi kurang efektif. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen komentar YouTube terhadap konten diskusi politik pada podcast Mensrea serta membandingkan kinerja algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen komentar ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Data penelitian berupa komentar YouTube yang dikumpulkan melalui proses crawling dan diolah menggunakan pendekatan text mining dengan tahapan pra-pemrosesan, pembobotan fitur TF-IDF, serta klasifikasi sentimen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan Naive Bayes dengan nilai akurasi sebesar 75,5% dan *weighted F1-score* sebesar 0,757, sedangkan Naive Bayes memperoleh akurasi sebesar 58,5% dengan *weighted F1-score* sebesar 0,543. Hasil ini menunjukkan bahwa SVM lebih efektif dalam menangani data komentar YouTube yang bersifat tidak terstruktur dan kompleks.

**Kata kunci :** Analisis Sentimen, YouTube, Podcast Politik, Naive Bayes, Support Vector Machine

### 1. PENDAHULUAN

Media sosial telah berkembang menjadi ruang publik digital yang berperan penting dalam pembentukan dan penyebaran opini masyarakat, khususnya dalam konteks isu-isu politik. Platform berbasis video seperti YouTube tidak hanya berfungsi sebagai media distribusi informasi, tetapi juga sebagai ruang diskusi terbuka melalui kolom komentar yang memungkinkan masyarakat menyampaikan pandangan, kritik, maupun dukungan terhadap konten yang disajikan. Fenomena ini menunjukkan pergeseran pola komunikasi politik dari komunikasi satu arah menjadi komunikasi partisipatif yang bersifat dialogis dan interaktif, di mana opini publik terbentuk secara dinamis melalui interaksi antar pengguna [1].

Dalam beberapa tahun terakhir, konten diskusi politik dalam format podcast mengalami peningkatan popularitas di Indonesia. Podcast politik menyajikan diskusi yang lebih argumentatif, kritis, dan terbuka dibandingkan media konvensional, sehingga kerap memicu respons emosional dari audiens. Respons tersebut terefleksi dalam bentuk komentar YouTube yang mengandung beragam sentimen, mulai dari positif, negatif, hingga netral. Komentar-komentar ini menjadi representasi opini publik yang autentik dan spontan terhadap isu politik yang dibahas, sehingga memiliki potensi besar sebagai sumber data untuk dianalisis secara sistematis [2].

Namun, volume komentar YouTube yang besar dan karakteristik bahasa yang tidak terstruktur, informal, serta sarat emosi menyebabkan analisis opini secara manual menjadi tidak efektif dan berpotensi

subjektif. Oleh karena itu, pendekatan otomatis melalui analisis sentimen berbasis text mining dan machine learning menjadi solusi yang banyak digunakan untuk mengklasifikasikan opini publik secara objektif dan sistematis. Analisis sentimen memungkinkan pengelompokan opini ke dalam kategori tertentu sehingga pola persepsi masyarakat terhadap suatu isu politik dapat dianalisis secara lebih terstruktur [3].

Berbagai penelitian sebelumnya telah menerapkan analisis sentimen pada komentar YouTube terkait isu politik dengan memanfaatkan algoritma machine learning, seperti Support Vector Machine (SVM), Random Forest, dan Naive Bayes. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM cenderung memiliki kinerja yang unggul dalam klasifikasi teks berdimensi tinggi, sementara Naive Bayes tetap relevan karena kesederhanaan dan efisiensinya dalam memproses data teks [4], [5]. Meskipun demikian, sebagian besar penelitian tersebut berfokus pada isu politik tertentu seperti pemilu, kebijakan pemerintah, atau kontroversi tokoh publik, dan masih relatif terbatas yang secara khusus mengkaji sentimen publik terhadap konten diskusi politik dalam format podcast.

Berdasarkan uraian tersebut, permasalahan dalam penelitian ini terletak pada belum adanya pemahaman yang komprehensif mengenai sentimen opini publik pada komentar YouTube terhadap konten diskusi politik berbasis podcast, serta belum diketahui metode machine learning yang paling efektif dalam mengklasifikasikan sentimen komentar yang bersifat argumentatif dan bernuansa politik. Selain itu,

perbandingan kinerja antara algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine pada konteks podcast politik di Indonesia masih relatif terbatas, sehingga diperlukan kajian empiris untuk menjawab permasalahan tersebut secara objektif dan sistematis.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menganalisis sentimen opini publik pada komentar YouTube terhadap konten diskusi politik podcast Mensrea, mengklasifikasikan komentar ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral menggunakan algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine, serta membandingkan kinerja kedua metode tersebut berdasarkan metrik evaluasi akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

Untuk menyelesaikan permasalahan tersebut, penelitian ini dilakukan dengan mengumpulkan data komentar YouTube pada konten diskusi politik podcast Mensrea menggunakan teknik crawling, yang kemudian disimpan dalam format CSV. Data yang diperoleh selanjutnya melalui tahapan praproses teks, meliputi pembersihan dan normalisasi data. Analisis sentimen dilakukan dengan mengklasifikasikan komentar ke dalam kategori sentimen positif, negatif, dan netral menggunakan algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine. Kinerja kedua algoritma kemudian dibandingkan berdasarkan metrik evaluasi akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk memperoleh kesimpulan penelitian.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian analisis sentimen pada komentar YouTube telah banyak dimanfaatkan untuk memahami respons publik terhadap isu sosial dan politik. Salah satu penelitian menganalisis komentar pengguna pada video diskusi politik di kanal YouTube Najwa Shihab terkait isu nasional dengan mengombinasikan analisis sentimen dan *Social Network Analysis*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kolom komentar YouTube tidak hanya merepresentasikan kecenderungan sentimen publik, tetapi juga membentuk pola interaksi yang kompleks antar pengguna. Temuan ini menegaskan bahwa YouTube berperan sebagai ruang diskusi publik digital yang aktif dalam membentuk opini masyarakat terhadap isu sosial-politik[6].

Penelitian lain mengkaji sentimen komentar YouTube terhadap peristiwa demonstrasi nasional menggunakan pendekatan *lexicon-based* dengan kamus sentimen bahasa Indonesia. Komentar diklasifikasikan ke dalam kategori sentimen positif dan negatif, serta divisualisasikan menggunakan grafik distribusi dan *word cloud*. Hasil penelitian menunjukkan dominasi sentimen negatif yang merefleksikan kekecewaan, kemarahan, dan kritik masyarakat terhadap pihak yang dianggap bertanggung jawab. Penelitian tersebut membuktikan bahwa analisis sentimen berbasis teks mampu menggambarkan ekspresi emosional publik secara

komputasional dan dapat digunakan sebagai indikator awal dinamika sosial-politik [7].

Selain pendekatan berbasis leksikon, algoritma *machine learning* juga banyak digunakan dalam tugas klasifikasi data tidak terstruktur. Salah satu penelitian menerapkan algoritma Support Vector Machine (SVM) dalam proses klasifikasi dengan evaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM memiliki performa yang baik dalam menangani data berdimensi tinggi dan kompleks, sehingga relevan digunakan pada berbagai domain klasifikasi, termasuk data teks dan opini publik di media sosial. Temuan ini menguatkan penggunaan SVM sebagai algoritma klasifikasi yang andal dalam penelitian analisis sentimen [8].

Berdasarkan penelitian terdahulu tersebut, dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen komentar YouTube telah banyak diterapkan untuk mengkaji respons publik terhadap isu sosial dan politik dengan berbagai pendekatan komputasional. Namun, sebagian besar penelitian masih berfokus pada analisis deskriptif sentimen atau isu tertentu dan belum secara spesifik mengkaji komentar pada konten diskusi politik berbasis podcast. Selain itu, kajian yang secara langsung membandingkan kinerja algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube pada konteks podcast politik masih relatif terbatas. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk mengisi celah tersebut dengan menganalisis sentimen komentar YouTube pada konten diskusi politik berbasis podcast serta membandingkan performa kedua algoritma klasifikasi tersebut.

### 2.2. Media Sosial YouTube

Media sosial YouTube merupakan platform berbagi video yang memungkinkan pengguna untuk mengunggah, menonton, serta memberikan interaksi berupa komentar terhadap konten yang disajikan. YouTube tidak hanya digunakan sebagai media hiburan, tetapi juga sebagai sarana penyebaran informasi dan edukasi kepada masyarakat. Tingginya tingkat penggunaan YouTube di Indonesia menjadikan platform ini sebagai media yang efektif untuk mengamati respons dan opini publik, karena pengguna dapat secara bebas mengekspresikan pandangan mereka melalui kolom komentar yang tersedia. Karakteristik tersebut membuat YouTube relevan sebagai sumber data dalam penelitian analisis sentimen berbasis opini publik [9].

### 2.3. Podcast Diskusi Politik

Podcast merupakan media digital berbasis audio atau video yang menyajikan konten diskusi secara mendalam dan dapat diakses secara fleksibel oleh audiens. Dalam konteks politik, podcast digunakan sebagai media komunikasi publik untuk menyampaikan isu-isu politik, hukum, dan kepemiluan dengan gaya yang lebih santai namun

informatif. Podcast mampu membangun kedekatan antara penyampai informasi dan audiens serta mendorong keterlibatan masyarakat dalam diskursus politik. Oleh karena itu, podcast diskusi politik menjadi objek yang relevan untuk dianalisis sentimen publiknya melalui komentar audiens di media sosial [10].

## 2.4. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan teknik dalam pengolahan teks yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengelompokkan opini atau emosi pengguna terhadap suatu objek ke dalam kategori tertentu, seperti positif, negatif, dan netral. Pendekatan ini banyak diterapkan pada data media sosial karena mampu mengolah data teks yang bersifat tidak terstruktur dan merepresentasikan opini publik secara langsung. Analisis sentimen membantu peneliti memahami kecenderungan sikap masyarakat terhadap suatu isu berdasarkan ekspresi bahasa yang digunakan dalam komentar pengguna media sosial [11].

## 2.5. Naive Bayes

Naive Bayes merupakan algoritma klasifikasi berbasis probabilistik yang bekerja berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Algoritma ini dikenal memiliki proses komputasi yang sederhana dan efisien sehingga banyak digunakan dalam klasifikasi teks, termasuk analisis sentimen. Dalam pengolahan data teks media sosial, Naive Bayes mampu memberikan hasil klasifikasi yang cukup baik meskipun memiliki keterbatasan dalam menangani ketergantungan antar kata [12].

## 2.6. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma supervised learning yang digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan menentukan hyperplane optimal sebagai pemisah antar kelas data. Algoritma ini sangat efektif dalam menangani data berdimensi tinggi seperti data teks hasil ekstraksi fitur. Dalam analisis sentimen media sosial, SVM terbukti mampu menghasilkan performa klasifikasi yang stabil dan tingkat akurasi yang tinggi, sehingga sering digunakan sebagai metode utama dalam pengelompokan opini publik [13].

## 3. METODE PENELITIAN

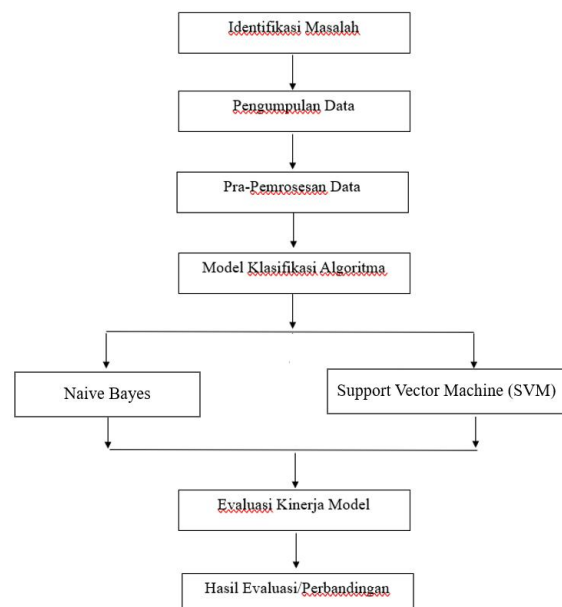
### 3.1. Metode dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode analisis sentimen berbasis text mining untuk mengklasifikasikan opini publik terhadap konten diskusi politik pada podcast Mensrea. Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa komentar pengguna YouTube yang dikumpulkan dari kolom komentar video podcast Mensrea yang dapat diakses melalui tautan berikut: <https://youtu.be/8hoR6r1wS0U?si=3REWgcOP05sq99dC>. Pengumpulan data dilakukan melalui proses crawling dan disimpan dalam format CSV). Data

komentar tersebut merepresentasikan opini publik yang bersifat tekstual dan tidak terstruktur, sehingga memerlukan proses pengolahan lebih lanjut. Seluruh tahapan pengolahan data, mulai dari pra-pemrosesan hingga evaluasi model klasifikasi sentimen, dilakukan menggunakan Google Colab dengan bahasa pemrograman Python. Algoritma yang digunakan dalam penelitian ini adalah Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM), yang bertujuan untuk membandingkan kinerja kedua metode dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube ke dalam kategori positif, negatif, dan netral.

### 3.2. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dalam studi ini disusun secara sistematis untuk memberikan gambaran yang jelas mengenai alur proses penelitian yang dilakukan. Penelitian diawali dengan identifikasi masalah sebagai dasar penelitian, dilanjutkan dengan pengumpulan data komentar YouTube dan pra-pemrosesan data teks. Selanjutnya, data yang telah diproses dianalisis menggunakan model klasifikasi sentimen dengan dua algoritma, yaitu Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Hasil klasifikasi dari kedua algoritma tersebut kemudian dievaluasi untuk mengukur kinerja model, dan tahap akhir berupa penyajian hasil evaluasi serta perbandingan performa kedua algoritma dalam analisis sentimen komentar YouTube terhadap konten diskusi politik. Adapun tahapan penelitian yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Tahapan Penelitian Analisis Sentimen Komentar YouTube

### 3.3. Identifikasi Masalah

Tahap identifikasi masalah merupakan tahap awal dalam penelitian ini. Pada tahap ini dilakukan perumusan permasalahan penelitian, yaitu bagaimana sentimen opini publik terhadap konten diskusi politik pada podcast Mensrea berdasarkan komentar

YouTube serta bagaimana perbandingan kinerja algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen tersebut. Identifikasi masalah ini menjadi dasar dalam penentuan tujuan dan metode penelitian yang digunakan.

### 3.4. Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan dengan mengambil komentar pengguna dari kolom komentar video podcast Mensrea pada platform YouTube. Data yang digunakan merupakan data sekunder berupa komentar pengguna YouTube yang merepresentasikan opini publik terhadap konten diskusi politik. Video podcast yang dijadikan objek penelitian dapat diakses melalui tautan berikut: <https://youtu.be/8hoR6r1wS0U?si=3REWgcOP05sq99dC>. Pengumpulan data dilakukan melalui proses crawling terhadap komentar pengguna dan selanjutnya disimpan dalam format CSV. Data komentar yang diperoleh bersifat tekstual dan tidak terstruktur, sehingga memerlukan proses pengolahan lebih lanjut sebelum dilakukan analisis sentimen dan digunakan sebagai dataset utama dalam penelitian.

### 3.5. Pra-Pemrosesan Data

Pra-pemrosesan data dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan data teks komentar YouTube agar layak digunakan dalam proses klasifikasi sentimen. Tahapan pra-pemrosesan bertujuan untuk mengurangi noise serta meningkatkan kualitas data sehingga dapat menghasilkan model klasifikasi yang lebih akurat. Adapun tahapan pra-pemrosesan yang dilakukan meliputi:

- Case folding, yaitu proses mengubah seluruh teks komentar menjadi huruf kecil (lowercase) untuk menyamakan bentuk teks dan menghindari perbedaan makna akibat perbedaan huruf kapital.
- Cleaning, yaitu proses menghapus karakter khusus, angka, tanda baca, URL, emoji, serta simbol lain yang tidak memiliki kontribusi terhadap makna sentimen.
- Tokenizing, yaitu proses memecah teks komentar menjadi unit-unit kata (token) sehingga memudahkan proses analisis dan ekstraksi fitur.
- Stopword removal, yaitu proses menghapus kata-kata umum yang sering muncul namun tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap penentuan sentimen, seperti kata hubung dan kata depan.
- Stemming, yaitu proses mengubah kata ke bentuk dasar untuk menyatukan variasi kata yang memiliki makna yang sama.

### 3.6. Model Klasifikasi Algoritma

Pada tahap ini, data teks yang telah melalui proses pra-pemrosesan selanjutnya ditransformasikan ke dalam bentuk numerik menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Metode TF-IDF digunakan untuk merepresentasikan

bobot kata dalam dokumen berdasarkan tingkat kemunculan kata tersebut pada seluruh dataset. Representasi numerik ini diperlukan agar data teks dapat diproses oleh algoritma machine learning.

Selanjutnya, proses klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan dua algoritma, yaitu Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio tertentu. Data latih digunakan untuk membangun model klasifikasi, sedangkan data uji digunakan untuk menguji kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube ke dalam kategori positif, negatif, dan netral.

### 3.7. Klasifikasi Menggunakan Naive Bayes

Algoritma Naive Bayes digunakan sebagai salah satu metode klasifikasi sentimen dalam penelitian ini. Naive Bayes merupakan algoritma berbasis probabilitas yang bekerja berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur. Pada tahap ini, model Naive Bayes dilatih menggunakan data latih yang telah direpresentasikan dalam bentuk TF-IDF. Model yang telah terbentuk kemudian digunakan untuk memprediksi kelas sentimen pada data uji. Hasil klasifikasi dari algoritma Naive Bayes selanjutnya digunakan sebagai salah satu dasar dalam proses evaluasi dan perbandingan kinerja model.

### 3.8. Klasifikasi Menggunakan Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) digunakan sebagai algoritma pembandingan dalam proses klasifikasi sentimen. SVM merupakan algoritma supervised learning yang bekerja dengan menentukan hyperplane optimal untuk memisahkan data ke dalam kelas-kelas sentimen. Pada tahap ini, model SVM dilatih menggunakan data latih yang telah direpresentasikan dalam bentuk TF-IDF. Model SVM yang telah dilatih kemudian digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen komentar pada data uji. Penggunaan SVM diharapkan dapat menghasilkan performa klasifikasi yang lebih stabil pada data teks berdimensi tinggi.

### 3.9. Evaluasi Kinerja Model

Evaluasi kinerja model dilakukan untuk menilai performa masing-masing algoritma dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube. Evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix untuk memperoleh nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Metrik evaluasi tersebut digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan sentimen serta kemampuan model dalam mengenali setiap kelas sentimen secara seimbang.

### 3.10. Hasil Evaluasi dan Perbandingan

Tahap akhir penelitian adalah melakukan analisis hasil evaluasi dan perbandingan kinerja antara algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine

(SVM). Hasil perbandingan ini digunakan untuk mengetahui algoritma yang memiliki performa terbaik dalam analisis sentimen komentar YouTube terhadap konten diskusi politik pada podcast Mensrea. Temuan dari tahap ini menjadi dasar dalam penarikan kesimpulan penelitian.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Hasil Pengumpulan Data

Berdasarkan hasil pengumpulan data, diperoleh sebanyak 6.662 komentar dari kolom komentar video podcast Mensrea yang digunakan sebagai dataset dalam penelitian ini. Data komentar tersebut disimpan dalam format CSV dan memiliki beberapa atribut utama, yaitu nama akun pengguna (*author*), isi komentar (*comment*), jumlah tanda suka (*likes*), dan waktu publikasi komentar (*published\_at*). Contoh data komentar yang digunakan dalam penelitian ini disajikan pada Gambar 2.

|   | author               | comment                                           | likes | published_at         |
|---|----------------------|---------------------------------------------------|-------|----------------------|
| 0 | @JuandaNasution-s4s  | D bayar berpa orang ini sama panji ya             | 0     | 2026-01-15T08:19:36Z |
| 1 | @noferinajaf7505     | Pendukung lebih heboh dr yg didukunginContoh p... | 0     | 2026-01-15T08:18:20Z |
| 2 | @paguyuban_npc       | Jadi aceh gimana?                                 | 0     | 2026-01-15T08:13:20Z |
| 3 | @mochkholl7315       | IJIN Yang Nonton Kemren yang Ketawa2 Apa Bisa ... | 0     | 2026-01-15T08:12:56Z |
| 4 | @belsarapriyanto8778 | Terlalu Gibran Worshiper mas                      | 0     | 2026-01-15T08:08:07Z |

Gambar 2. Contoh Data Komentar YouTube pada Podcast Mensrea

### 4.2. Pelabelan Sentimen

Tahap pelabelan sentimen dilakukan untuk memberikan kategori sentimen pada setiap komentar YouTube yang telah melalui proses pra-pemrosesan. Pelabelan sentimen pada penelitian ini dibagi ke dalam tiga kelas, yaitu positif, netral, dan negatif. Hasil pelabelan sentimen sebagaimana ditampilkan pada tabel pelabelan menunjukkan bahwa komentar positif umumnya berisi dukungan atau persetujuan terhadap topik diskusi, sedangkan komentar negatif mengandung kritik atau ketidaksetujuan. Komentar netral cenderung berupa pernyataan informatif atau komentar tanpa muatan emosi yang kuat. Pelabelan ini menjadi dasar penting dalam proses pembelajaran model klasifikasi sentimen pada tahap selanjutnya.

Tabel 1. Pelabelan Sentimen

| No | Komentar Asli                         | Label Sentimen |
|----|---------------------------------------|----------------|
| 1  | D bayar berpa orang ini sama panji ya | Positif        |
| 2  | Pendukung lebih heboh dr yg didukung  | Positif        |
| 3  | IJIN Yang Nonton Kemren yang Ketawa2  | Netral         |
| 4  | Terlalu Gibran Worshiper mas          | Netral         |

| No | Komentar Asli                                      | Label Sentimen |
|----|----------------------------------------------------|----------------|
| 5  | JANGAN WAWANCARAI ORANG YG GA SUKA KELUARGA JOKOWI | Positif        |
| 6  | Kenapa dagelan dipertanyakan bung deddy            | Negatif        |
| 7  | Gk setenanya TERSINGGUNG masuk ga dialog           | Negatif        |
| 8  | Nah ini jawaban dr debat kmrn yg disalurkan        | Positif        |
| 9  | Wkwk ngk ngerti tatanan sebelum tatanan            | Netral         |
| 10 | Jaman sekarang banyak yg pura2 jadi ngkritisi      | Negatif        |

### 4.3. Cleaning

Tahap *cleaning* bertujuan untuk membersihkan teks komentar dari karakter yang tidak relevan, seperti tanda baca berlebih, angka, dan simbol yang tidak memiliki makna sentimen. Berdasarkan hasil *cleaning* yang ditampilkan pada tabel *Cleaning*, terlihat bahwa struktur kalimat komentar masih dipertahankan, namun telah dibersihkan dari elemen-elemen yang berpotensi menimbulkan noise. Proses ini penting karena komentar YouTube bersifat tidak terstruktur dan memiliki variasi penulisan yang tinggi. Dengan dilakukan *cleaning*, data menjadi lebih siap untuk diproses pada tahap normalisasi dan analisis lanjutan.

Tabel 2. Cleaning Data

| No | Komentar Asli                         | Cleaning                              |
|----|---------------------------------------|---------------------------------------|
| 1  | D bayar berpa orang ini sama panji ya | D bayar berpa orang ini sama panji ya |
| 2  | Pendukung lebih heboh dr yg didukung  | Pendukung lebih heboh dr yg didukung  |
| 3  | Jadi aceh gimana?                     | Jadi aceh gimana                      |
| 4  | IJIN Yang Nonton Kemren yang Ketawa2  | IJIN Yang Nonton Kemren yang Ketawa   |
| 5  | Terlalu Gibran Worshiper mas          | Terlalu Gibran Worshiper mas          |

### 4.4. Case Folding dan Normalisasi

Tahap *case folding* dan normalisasi bertujuan untuk menyeragamkan bentuk teks komentar sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Proses *case folding* mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil sehingga perbedaan penggunaan huruf kapital dapat dihilangkan. Selanjutnya, normalisasi dilakukan untuk mengubah kata tidak baku atau singkatan ke dalam bentuk kata baku. Berdasarkan hasil yang ditampilkan pada tabel, kedua proses ini menghasilkan data komentar yang lebih konsisten dan mudah dianalisis, sehingga siap digunakan pada tahap tokenizing, stopword removal, dan stemming.

Tabel 3. Case Folding dan Normalisasi

| No | Komentar Asli                         | Case Folding                          | Normalisasi                              |
|----|---------------------------------------|---------------------------------------|------------------------------------------|
| 1  | D bayar berpa orang ini sama panji ya | d bayar berpa orang ini sama panji ya | di bayar berapa orang ini sama panji ya  |
| 2  | Pendukung lebih heboh dr yg didukung  | pendukung lebih heboh dr yg didukung  | pendukung lebih heboh dari yang didukung |
| 3  | Jadi aceh gimana?                     | jadi aceh gimana                      | jadi aceh bagaimana                      |
| 4  | IJIN Yang Nonton Kemren yang Ketawa2  | ijin yang nonton kemren yang ketawa   | ijin yang menonton kemren yang ketawa    |
| 5  | Terlalu Gibran Worshiper mas          | terlalu gibran worshiper mas          | terlalu gibran worshiper mas             |

#### 4.5. Tokenizing, Stopword Removal, dan Stemming Data

Setelah proses *case folding* dan normalisasi, tahap pra-pemrosesan dilanjutkan dengan tokenizing, stopword removal, dan stemming. Tokenizing memecah teks komentar menjadi unit-unit kata, sehingga setiap kata dapat dianalisis secara terpisah. Hasil tokenisasi pada tabel menunjukkan bahwa setiap komentar berhasil diuraikan menjadi daftar token yang merepresentasikan isi komentar secara lebih

terstruktur. Tahap *stopword removal* dilakukan untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap penentuan sentimen, seperti kata hubung dan kata depan. Selanjutnya, tahap *stemming* mengubah kata berimbuhan menjadi kata dasar. Berdasarkan hasil *stemming* pada tabel, terlihat bahwa variasi kata dengan imbuhan berhasil diseragamkan. Melalui ketiga tahapan ini, data teks menjadi lebih ringkas, konsisten, dan siap digunakan pada proses pembobotan fitur dan klasifikasi sentimen.

Tabel 4. Tokenizing, Stopword Removal, dan Stemming Data

| No | Komentar Asli                         | Tokenisasi                                      | Stopword Removal                 | Stemming                   |
|----|---------------------------------------|-------------------------------------------------|----------------------------------|----------------------------|
| 1  | D bayar berpa orang ini sama panji ya | [di, bayar, berpa, orang, ini, sama, panji, ya] | [bayar, berpa, orang, panji, ya] | bayar berpa orang panji ya |
| 2  | Pendukung lebih heboh dr yg didukung  | [pendukung, lebih, heboh, dari, yang, didukung] | [pendukung, heboh, didukung]     | dukung heboh dukung        |
| 3  | Jadi aceh gimana?                     | [jadi, aceh, bagaimana]                         | [aceh]                           | aceh                       |
| 4  | IJIN Yang Nonton Kemren yang Ketawa2  | [ijin, yang, menonton, kemren, ketawa]          | [ijin, menonton, kemren, ketawa] | ijin tonton kemren ketawa  |
| 5  | Terlalu Gibran Worshiper mas          | [terlalu, gibran, worshiper, mas]               | [gibran, worshiper, mas]         | gibran worshiper mas       |

#### 4.6. Wordcloud

Visualisasi *wordcloud* digunakan untuk menampilkan kata-kata yang paling sering muncul dalam kumpulan komentar YouTube. Berdasarkan gambar *wordcloud* yang disajikan, terlihat bahwa beberapa kata muncul dengan ukuran yang lebih besar, yang menunjukkan frekuensi kemunculan yang tinggi. Kata-kata tersebut merepresentasikan topik dan isu yang paling banyak dibahas oleh pengguna dalam kolom komentar. Wordcloud memberikan gambaran awal mengenai fokus opini publik sebelum dilakukan analisis kuantitatif menggunakan model klasifikasi.

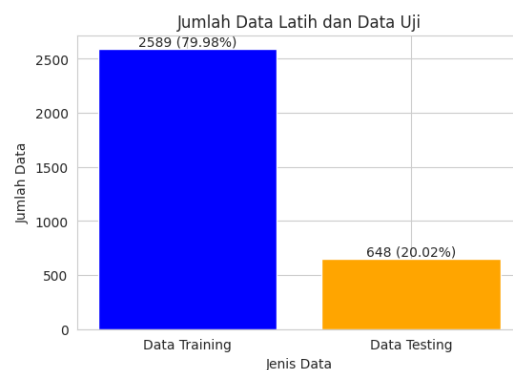


Gambar 3. Wordcloud Sebelum dan sesudah Preprocessing

#### 4.7. Splitting Data

Tahap *splitting data* dilakukan dengan membagi dataset komentar ke dalam data latih dan data uji. Pembagian data ini bertujuan untuk memastikan bahwa model klasifikasi dapat dievaluasi secara objektif menggunakan data yang tidak terlibat dalam

proses pelatihan. Dengan adanya pemisahan data latih dan data uji, hasil evaluasi model dapat mencerminkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan komentar baru secara lebih realistis.



Gambar 4. Splitting Data

#### 4.8. Klasifikasi Algoritma

Tahap klasifikasi algoritma bertujuan untuk mengelompokkan komentar YouTube ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu negatif, netral, dan positif. Pada penelitian ini digunakan dua algoritma klasifikasi, yaitu Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Evaluasi kinerja masing-masing algoritma dilakukan menggunakan *classification report* untuk



melihat kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen berdasarkan nilai precision, recall, F1-score, dan akurasi.

#### 4.9. Naive Bayes

Hasil *confusion matrix* pada algoritma Naive Bayes menunjukkan bahwa algoritma ini mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan pendekatan yang relatif sederhana.

Classification Report for Naive Bayes:

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Negatif      | 0.567     | 0.892  | 0.693    | 286.000 |
| Netral       | 0.487     | 0.191  | 0.274    | 194.000 |
| Positif      | 0.713     | 0.518  | 0.600    | 168.000 |
| accuracy     | 0.585     | 0.585  | 0.585    | 0.585   |
| macro avg    | 0.589     | 0.533  | 0.522    | 648.000 |
| weighted avg | 0.581     | 0.585  | 0.543    | 648.000 |

Gambar 5. Classification Naive Bayes

Gambar 5 menampilkan hasil evaluasi kinerja algoritma Naive Bayes berdasarkan *classification report*. Berdasarkan hasil tersebut, diperoleh nilai akurasi sebesar 58,5%. Pada kelas sentimen negatif, model menghasilkan nilai *recall* yang tinggi sebesar 0,892, namun nilai *precision* yang lebih rendah sebesar 0,567, yang menunjukkan bahwa model cenderung mengklasifikasikan banyak komentar sebagai negatif, termasuk komentar yang seharusnya masuk ke kelas lain. Pada kelas sentimen netral, nilai *F1-score* yang diperoleh sebesar 0,274, yang mengindikasikan bahwa model mengalami kesulitan dalam mengenali komentar netral secara akurat. Sementara itu, pada kelas sentimen positif, diperoleh nilai *F1-score* sebesar 0,600. Secara keseluruhan, nilai *weighted F1-score* sebesar 0,543 menunjukkan bahwa performa Naive Bayes masih terbatas dalam menangani data komentar YouTube yang bersifat tidak terstruktur.

#### 4.10. Support Vector Machine (SVM)

Hasil *confusion matrix* pada algoritma Support Vector Machine (SVM) menunjukkan bahwa algoritma ini memiliki kemampuan klasifikasi yang lebih baik dan stabil dibandingkan dengan Naive Bayes. SVM mampu menangani data teks berdimensi tinggi dengan lebih efektif, sehingga menghasilkan tingkat kesalahan klasifikasi yang lebih rendah pada setiap kelas sentimen.

Classification Report for SVM:

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Negatif      | 0.827     | 0.787  | 0.806    | 286.000 |
| Netral       | 0.631     | 0.732  | 0.678    | 194.000 |
| Positif      | 0.808     | 0.726  | 0.765    | 168.000 |
| accuracy     | 0.755     | 0.755  | 0.755    | 0.755   |
| macro avg    | 0.755     | 0.748  | 0.750    | 648.000 |
| weighted avg | 0.764     | 0.755  | 0.757    | 648.000 |

Gambar 6. Classification Support Vector Machine (SVM)

Gambar 6 memperlihatkan hasil evaluasi kinerja algoritma SVM berdasarkan *classification report*. Berdasarkan hasil tersebut, diperoleh nilai akurasi sebesar 75,5%, yang lebih tinggi dibandingkan dengan Naive Bayes. Pada kelas sentimen negatif, SVM menghasilkan nilai *F1-score* sebesar 0,806, yang menunjukkan kemampuan model dalam mengenali komentar negatif secara konsisten. Pada kelas sentimen netral, diperoleh nilai *F1-score* sebesar 0,678, yang menunjukkan peningkatan signifikan dibandingkan hasil Naive Bayes. Sementara itu, pada kelas sentimen positif, SVM memperoleh nilai *F1-score* sebesar 0,765, yang menandakan bahwa model mampu mengklasifikasikan komentar positif dengan cukup baik. Nilai *weighted F1-score* keseluruhan sebesar 0,757 menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki performa yang lebih seimbang dan andal dalam mengklasifikasikan ketiga kelas sentimen.

#### 4.11. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengetahui kinerja algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk melihat tingkat ketepatan dan kesalahan klasifikasi pada masing-masing kelas sentimen, yaitu negatif, netral, dan positif.

#### 4.12. Confusion matrix

Hasil evaluasi model klasifikasi sentimen dalam bentuk *confusion matrix*, yang digunakan untuk melihat kesesuaian antara hasil prediksi model dengan data sentimen sebenarnya pada setiap kelas.

Confusion Matrix for Naive Bayes:

|        |         | Naive Bayes Confusion Matrix |        |         |
|--------|---------|------------------------------|--------|---------|
| Actual | Negatif | 255                          | 18     | 13      |
|        | Netral  | 135                          | 37     | 22      |
|        | Positif | 60                           | 21     | 87      |
|        |         | Predicted                    |        |         |
|        |         | Negatif                      | Netral | Positif |

Confusion Matrix for SVM:

|        |         | SVM Confusion Matrix |        |         |
|--------|---------|----------------------|--------|---------|
| Actual | Negatif | 225                  | 49     | 12      |
|        | Netral  | 35                   | 142    | 17      |
|        | Positif | 12                   | 34     | 122     |
|        |         | Predicted            |        |         |
|        |         | Negatif              | Netral | Positif |

Gambar 7. Confusion matrix Naive Bayes dan Support Vector Machine

Hasil pada gambar 7 menunjukkan confusion matrix hasil klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes. Berdasarkan gambar tersebut, terlihat bahwa sebagian besar data sentimen negatif berhasil diklasifikasikan dengan benar, yaitu sebanyak 255 data. Namun, pada kelas sentimen netral, terjadi cukup banyak kesalahan klasifikasi, di mana 135 data netral diprediksi sebagai negatif. Pada kelas sentimen positif, sebanyak 87 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara sisanya salah diklasifikasikan ke kelas lain. Pola ini menunjukkan bahwa Naive Bayes cenderung bias terhadap kelas sentimen negatif dan kurang optimal dalam membedakan sentimen netral.

Sedangkan confusion matrix hasil klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM). Berdasarkan hasil tersebut, terlihat bahwa SVM mampu mengklasifikasikan data dengan lebih seimbang. Pada kelas sentimen negatif, sebanyak 225 data berhasil diklasifikasikan dengan benar. Pada kelas sentimen netral, SVM menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan Naive Bayes dengan 142 data terklasifikasi secara tepat. Selain itu, pada kelas sentimen positif, sebanyak 122 data berhasil diklasifikasikan dengan benar. Hasil ini menunjukkan bahwa SVM memiliki tingkat kesalahan klasifikasi yang lebih rendah dan mampu membedakan ketiga kelas sentimen dengan lebih baik.

Secara keseluruhan, hasil confusion matrix menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki performa yang lebih stabil dan akurat dibandingkan Naive Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube.

#### 4.13. Evaluasi Menggunakan Akurasi, Precision, Recall, dan F1-score

Berdasarkan hasil *classification report* yang ditampilkan pada gambar 5 dan 6 sebelumnya, evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score untuk menilai kemampuan algoritma dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube secara menyeluruh dan per kelas sentimen.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) memperoleh nilai akurasi sebesar 75,5%, lebih tinggi dibandingkan dengan Naive Bayes yang hanya mencapai 58,5%. Pada SVM, nilai *F1-score* untuk kelas sentimen negatif, netral, dan positif masing-masing sebesar 0,806, 0,678, dan 0,765, dengan *weighted F1-score* keseluruhan sebesar 0,757. Nilai tersebut menunjukkan bahwa SVM memiliki performa yang relatif seimbang dalam mengklasifikasikan ketiga kelas sentimen.

Sementara itu, algoritma Naive Bayes menunjukkan nilai *F1-score* yang lebih rendah, khususnya pada kelas sentimen netral dengan nilai 0,274, yang mengindikasikan kesulitan model dalam mengenali komentar netral. Nilai *weighted F1-score* keseluruhan pada Naive Bayes sebesar 0,543 menunjukkan bahwa performa model ini masih

terbatas pada data komentar YouTube yang memiliki variasi bahasa dan konteks yang kompleks. Secara keseluruhan, hasil evaluasi ini menegaskan bahwa SVM memiliki kinerja klasifikasi yang lebih baik dibandingkan Naive Bayes berdasarkan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score.

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen komentar YouTube terhadap konten diskusi politik pada podcast Mensrea dapat dilakukan secara efektif menggunakan pendekatan text mining dan algoritma machine learning. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan Naive Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen komentar, yang ditunjukkan oleh nilai akurasi dan F1-score yang lebih tinggi. SVM lebih mampu menangani karakteristik data komentar YouTube yang tidak terstruktur dan memiliki variasi bahasa yang tinggi. Sementara itu, Naive Bayes meskipun lebih sederhana dan efisien secara komputasi, menunjukkan keterbatasan terutama dalam mengklasifikasikan sentimen netral. Dengan demikian, pemilihan algoritma klasifikasi berpengaruh signifikan terhadap kualitas hasil analisis sentimen pada data media sosial, khususnya pada konten diskusi politik.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. I. S. Muh. A. Zulqarnain, "Analisis Sentimen Pemecatan Jokowi Pada Komentar Publik YouTube Tempo.co," *Jurnal Kopis: Kajian Penelitian dan Pemikiran Komunikasi Penyiaran Islam*, vol. 07, Feb. 2025.
- [2] Y. I. Muasaroh, Z. Fatah, and A. Baijuri, "Analisis Sentimen Komentar Youtube Terhadap Isu Ijazah Presiden Jokowi menggunakan Support Vector Machine dan Random Forest," Jun. 2025.
- [3] M. Hilman, H. Habibi, E. D. Wahyuni, and R. Permatasari, "KOMPARASI KINERJA ALGORITMA SVM DAN RF DALAM KLASIFIKASI SENTIMEN DENGAN DETEKSI SARKASME PADA KOMENTAR YOUTUBE," 2025.
- [4] D. Prastyo, D. Irawan, and I. H. Mursyidin, "Klasifikasi Sentimen Komentar YouTube dengan NLP pada Debat Pilkada Banten 2024," *bit-Tech*, vol. 7, no. 2, pp. 413–421, Dec. 2024, doi: 10.32877/bt.v7i2.1833.
- [5] Z. Y. A. S. S. N. U. K. F. K. Widia, "Optimasi Algoritma Naive Bayes Untuk Menganalisis Sentimen Pada Konten Pemindahan Ibu Kota di Youtube," *Journal of Computer and Information Systems Ampera*, vol. 5, no. 2, May 2024.
- [6] M. Hanif Joviansyah *et al.*, "ANALISIS SENTIMEN DAN JARINGAN KOMENTAR VIDEO YOUTUBE NAJWA SHIHAB 'PIALA DUNIA U-20 GAGAL DIGELAR DI



- INDONESIA. MARI LIHAT DARI DUA PERSPEKTIF' SENTIMENT AND NETWORK ANALYSIS OF NAJWA SHIHAB'S YOUTUBE VIDEO 'PIALA DUNIA U-20 GAGAL DIGELAR DI INDONESIA. MARI LIHAT DARI DUA PERSPEKTIF' COMMENTS," *Jurnal Komunikasi dan Media*, vol. 04, no. 01, pp. 1–14, 2023.
- [7] Z. Fatah and R. A. Ningsih, "Analisis Sentimen Komentar YouTube terhadap Tragedi Demo 25 Agustus Menggunakan Pendekatan Lexicon-Based," 2025.
- [8] K. R. Fidiya, M. J. Vikri, and A. Y. Kartini, "Deteksi Kualitas Buah Sawo dengan Pendekatan Ekstraksi Fitur GLCM dan Algoritma Support Vector Machine," *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, vol. 12, no. 2, pp. 74–83, Apr. 2025, doi: 10.30865/jurikom.v12i2.8519.
- [9] D. R. A. H. H. A. I. H. R. R. A.-R. S. Kartini, "Pemanfaatan Media Sosial Youtube sebagai Media Edukasi di Kalangan Milenial," 2023.
- [10] A. Ramadinov, N. Apriani, A. Febrianty, N. Afifah, and I. Kurniawan Ardi, "PEMANFAATAN PODCAST OLEH KPU KOTA BENGKULU DALAM MENGINFORMASIKAN ISU KEPEMILUAN DI MEDIA SOSIAL," *Jurnal Hukum dan Kewarganegaraan*, vol. 16, 2025, doi: 10.3783/causa.v2i9.2461.
- [11] M. Agustriya, M. Ula, and K. -, "Analisis Kinerja Algoritma Klasifikasi Naïve Bayes Menggunakan Genetic Algorithm dan Bagging untuk Data Publik Risiko Transaksi Kartu Kredit," *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, vol. 12, no. 3, p. 584, Jul. 2024, doi: 10.26418/justin.v12i3.80136.
- [12] V. Fitriyana *et al.*, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Jamsostek Mobile Menggunakan Metode Support Vector Machine," 2023.
- [13] A. Safira, A. S. Masyarakat...v, and F. N. Hasan, "ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PAYLATER MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER," *Jurnal Sistem Informasi*, vol. 5, no. 1, 2023