



## Analisis Sentimen Opini Publik pada Channel Youtube Mata Najwa Menggunakan Metode SVM

Asmara Andhini<sup>1\*</sup>, Fadilah Nuria Handayani<sup>2</sup>, Intan Diasih<sup>3</sup>,  
Nurmalitasari<sup>4</sup>

<sup>1-4</sup>Universitas Duta Bangsa Surakarta, Indonesia

Alamat: Jl. Bhayangkara No.55, Tipes, Kec. Serengan, Kota Surakarta, Jawa Tengah 57154

Korespondensi penulis: [asmaraandhini97@gmail.com](mailto:asmaraandhini97@gmail.com)\*

**Abstract.** *The rapid development of social media, particularly the YouTube platform, has created an active and open space for public discourse. One prominent example is the program "Mata Najwa", which frequently discusses important societal issues. The episode titled "Retno Marsudi & Sri Mulyani: Women in Power Mata Najwa" garnered significant attention, sparking a variety of responses from netizens in the comments section. This study aims to explore public sentiment toward female leadership by utilizing the Support Vector Machine (SVM) classification method. A total of 4,626 comments from Najwa Shihab's YouTube channel on the aforementioned episode were analyzed through several stages, including data preprocessing, sentiment labeling using a lexicon-based approach, feature extraction via the TF-IDF method, and classification using the SVM algorithm. The model evaluation demonstrated excellent performance, with an accuracy of 95.36%, precision of 95.70%, recall of 95.36%, and an F1-score of 95.27%. The model accurately identified positive and neutral comments but showed a limitation in detecting negative comments, likely due to class imbalance. This study offers new insights into public perceptions in digital spaces and reaffirms the effectiveness of SVM in text-based sentiment analysis.*

**Keywords:** *Mata Najwa; Sentiment analysis; SVM; Women in Power*

**Abstrak.** Perkembangan media sosial yang sangat pesat, terutama platform YouTube, telah menciptakan ruang diskusi publik yang aktif dan terbuka. Salah satu bentuk diskusi tersebut terlihat dalam program "Mata Najwa", yang kerap mengangkat isu-isu penting di masyarakat. Episode berjudul "Retno Marsudi & Sri Mulyani: Women in Power | Mata Najwa" menjadi sorotan karena mengundang berbagai respons dari warganet yang tertuang dalam kolom komentar. Tujuan dari penelitian ini untuk mengeksplorasi sentimen publik terhadap peran kepemimpinan perempuan menggunakan metode klasifikasi Support Vector Machine (SVM). Sebanyak 4.626 komentar yang berasal dari youtube Najwa Sihab pada episode "Retno Marsudi & Sri Mulyani: Women in Power | Mata Najwa" berhasil dianalisis melalui beberapa tahapan, yaitu preprocessing data, pelabelan sentimen menggunakan pendekatan berbasis leksikon, ekstraksi fitur melalui metode TF-IDF, serta proses klasifikasi menggunakan algoritma SVM. Hasil evaluasi model menunjukkan performa yang sangat tinggi, dengan akurasi sebesar 95,36%, precision 95,70%, recall 95,36%, serta F1-score mencapai 95,27%. Model mampu mengenali komentar positif dan netral secara tepat, namun menunjukkan kelemahan dalam mendeteksi komentar negatif, yang diduga disebabkan oleh ketidakseimbangan jumlah data. Studi ini memberikan wawasan baru mengenai persepsi masyarakat di ruang digital, sekaligus menegaskan analisis sentimen berbasis teks pada efektivitas SVM.

**Kata kunci:** Analisis Sentimen; Mata Najwa; SVM; Women in Power

### 1. LATAR BELAKANG

Perkembangan pesat media sosial dan platform video seperti YouTube telah menciptakan ruang baru bagi masyarakat untuk mengekspresikan opini secara terbuka dan interaktif. Masyarakat mulai memanfaatkan platform ini untuk membagikan konten yang bersifat informatif, menghibur, edukatif, hingga berkaitan dengan isu politik (Suharsono & Nurahman, 2024). Salah satu program yang secara konsisten menghadirkan topik kritis adalah Mata Najwa, yang mampu menarik perhatian publik melalui kolom komentar yang aktif.

Episode *Women in Power*, misalnya, menghadirkan dua tokoh perempuan penting di Indonesia, yakni Menteri Luar Negeri Retno Marsudi dan Menteri Keuangan Sri Mulyani, yang dikenal tidak hanya karena perannya dalam pemerintahan, tetapi juga karena persahabatan serta saling dukung di antara keduanya. Tayangan ini memunculkan berbagai opini dari masyarakat, baik bersifat emosional maupun rasional, yang terekam dalam komentar pengguna YouTube. Opini merupakan ungkapan pendapat, gagasan, atau pemikiran yang mencerminkan kecenderungan preferensi terhadap suatu pandangan atau ideologi, namun bersifat subjektif karena belum melalui proses verifikasi atau pembuktian (Muhammadin & Sobari, 2021). Komentar-komentar ini memuat beragam ekspresi sentimen yang memiliki nilai penting untuk dianalisis secara ilmiah dalam memahami persepsi publik terhadap kepemimpinan perempuan. Analisis yang lebih mendalam terhadap komentar-komentar tersebut dapat memberikan wawasan yang bermanfaat (Muhayat dkk., 2023).

Dalam ranah pemrosesan bahasa alami (NLP), analisis sentimen merujuk pada teknik yang digunakan untuk mengevaluasi dan mengklasifikasikan sikap atau emosi seseorang terhadap sebuah isu atau topik (Manullang & Prianto, 2023). Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode pembelajaran terawasi yang digunakan untuk melakukan proses klasifikasi (Ardiansyah dkk., 2023). Dengan menggunakan bantuan algoritma machine learning, khususnya Support Vector Machine (SVM), proses klasifikasi terhadap data tidak terstruktur seperti komentar YouTube dapat dilakukan secara efisien dan akurat. Namun, belum terdapat banyak penelitian yang secara khusus menggabungkan analisis sentimen berbasis SVM dengan konteks kepemimpinan perempuan di Indonesia. Hal ini menunjukkan adanya celah penelitian yang penting untuk dijawab, mengingat relevansi isu kesetaraan gender dan representasi perempuan dalam ruang publik yang semakin mengemuka.

Penelitian ini dilakukan untuk menjawab kebutuhan analisis opini publik yang berkembang seiring dengan meningkatnya partisipasi masyarakat dalam ruang digital. Terlebih lagi, minimnya kajian analisis sentimen yang berfokus pada konten YouTube bertema kepemimpinan perempuan, khususnya dalam konteks Indonesia, menjadikan topik ini relevan untuk diteliti. Diharapkan bahwa penelitian ini akan memberikan wawasan tentang bagaimana masyarakat melihat tokoh-tokoh perempuan dalam struktur kekuasaan. Selain itu, penelitian ini akan menguji seberapa efektif metode pemilihan variabel acak (SVM) dalam mengumpulkan opini publik dengan benar.

Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan komentar YouTube mengenai tayangan “*Women in Power | Mata Najwa*”. Metode Support Vector Machine (SVM) akan digunakan untuk mengelompokkan komentar-komentar tersebut. Algoritma analisis sentimen

berbasis SVM dalam penelitian ini diperkirakan mampu secara efektif mengkategorikan opini publik ke dalam tiga sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Selain itu, studi ini memberikan gambaran mengenai sikap masyarakat terhadap kepemimpinan perempuan di Indonesia, khususnya melalui representasi publik terhadap tokoh-tokoh wanita dalam pemerintahan.

## **2. KAJIAN TEORITIS**

Analisis sentimen adalah teknik komputasi untuk mengekstrak pendapat dan perasaan dari teks berbahasa alami (Fide dkk., 2021). Proses ini memeriksa isi teks untuk mengetahui apakah sentimen yang disampaikan bersifat positif, negatif, atau netral (Maulana dkk., 2024). Beberapa metode algoritma yang sering digunakan dalam penggunaan metode pengajaran mesin termasuk K-NN, Naive Bayes, Random Forest, dan Support Vector Machine (SVM) (Arsi & Waluyo, 2021). Variasi dalam penggunaan algoritma klasifikasi untuk analisis sentimen disesuaikan dengan target atau tujuan akhir yang ingin dicapai (Ansori & Holle, 2022). Support Vector Machine (SVM) merupakan salah satu metode klasifikasi yang saat ini banyak digunakan dan dikembangkan. SVM dimanfaatkan untuk menemukan fungsi pemisah (hyperplane) yang paling optimal dalam membedakan observasi dengan nilai variabel target yang berbeda (Herwinsyah & Witanti, 2022).

Studi yang dilakukan oleh Mualfah et al. menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) untuk melakukan analisis sentimen pada komentar video YouTube dan menunjukkan hasil kinerja yang sangat baik. Penelitian ini secara khusus menyoroiti komentar-komentar yang berkaitan dengan isu deportasi Ustadz Abdul Somad dari Singapura, yang diunggah melalui kanal YouTube tvOne. Melalui pendekatan text mining dan klasifikasi sentimen, metode SVM mampu menghasilkan akurasi sebesar 95,02%, precision 95,18%, recall 95,02%, dan F1-score 95,01% (Mualfah dkk., 2023). Penelitian yang dilakukan oleh Maulana dan rekan-rekannya menunjukkan bahwa model Support Vector Machine (SVM) memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan model Naive Bayes dalam tugas klasifikasi sentimen. Model SVM berhasil mencapai akurasi sebesar 99,50%, presisi 99,67%, recall 99,33%, dan F1-score 99,50%. Sementara itu, model Naive Bayes memperoleh akurasi 99,25%, presisi 99,44%, recall 99,06%, dan F1-score 99,25% (Maulana dkk., 2024). Selain itu, dalam penelitian Idris dkk., data dikumpulkan dari 3.000 ulasan pengguna aplikasi Shopee melalui teknik scraping. Dalam penelitian tersebut, algoritma Support Vector Machine memiliki tingkat akurasi 98% dan nilai f1-score 0,98. (Idris dkk., 2023). Berdasarkan kajian teoritis tersebut, dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma SVM dalam analisis

sentimen memiliki dasar yang kuat, baik dari sisi teori klasifikasi maupun dari bukti empiris melalui penelitian terdahulu.

### 3. METODE PENELITIAN

#### Tahapan-tahapan Penelitian

Penelitian ini mencakup enam tahapan utama yang dirancang secara terstruktur untuk mengubah komentar YouTube menjadi data sentimen yang dapat dianalisis. Tahapan-tahapan tersebut meliputi: (1) pengumpulan data, (2) praproses data, (3) pelabelan sentimen, (4) ekstraksi fitur, (5) pembangunan model dengan algoritma SVM, serta (6) evaluasi kinerja model.



**Gambar 1. Tahapan-tahapan Penelitian**

#### Pengumpulan Data (Web Scraping)

Data diperoleh melalui teknik web scraping dari kolom komentar video YouTube berjudul “Retno Marsudi & Sri Mulyani: Women in Power | Mata Najwa”. Proses pengambilan data dilakukan secara teknis dengan bantuan YouTube Data API v3. Dari segi efisiensi waktu, scraping melalui API lebih unggul dibandingkan metode ekstraksi berbasis file HTML (Dwicahyo & Indah Ratnasari, 2023). Komentar-komentar ini mencerminkan opini publik terhadap tayangan tersebut. Data dikumpulkan dalam format CSV dengan atribut utama: author, text, published\_at, dan like\_count. Total data yang digunakan berjumlah 4626 komentar dari kurun waktu 08 Maret 2024 sampai 23 Mei 2025.

#### Pra-Pemrosesan Data

Tahapan preprocessing bertujuan untuk membersihkan, mengubah, dan mempersiapkan data sehingga layak dan optimal untuk digunakan dalam proses analisis selanjutnya (Aryasatya & Nuryana, 2023). Langkah-langkahnya mencakup:

1. Lowercasing: Penyeragaman kata dilakukan dengan mengonversi semua kata menjadi huruf kecil (Herwinsyah & Witanti, 2022).

2. Penghapusan karakter non-alfabetik: Menghilangkan URL, mention, angka, dan tanda baca.
3. Stopword removal: Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan pustaka NLTK Bahasa Indonesia untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki makna signifikan dalam analisis.
4. Stemming: Mengembalikan kata ke bentuk dasarnya menggunakan pustaka Sastrawi
5. Pembersihan data kosong: Baris-baris yang hasil preprocessing-nya kosong atau hanya terdiri dari spasi dihapus untuk menghindari gangguan dalam analisis selanjutnya.
6. Distribusi Sentimen : Visualisasi menggunakan horizontal bar chart untuk menunjukkan proporsi setiap kategori sentimen dan mengidentifikasi ketidakseimbangan kelas.

### **Pelabelan Sentimen**

Tidak ada label suasana hati, sehingga pelabelan otomatis dilakukan dengan menggunakan pendekatan heuristik Indonesia berdasarkan leksikon. Setiap komentar digambarkan sebagai positif, negatif, atau netral, berdasarkan jumlah kata positif dan negatif. Proses ini dilakukan dengan skrip Python yang berisi toksacis, kata -kata yang tepat, dan label. Fokus utama dari proses ini adalah mengidentifikasi pendapat, perasaan, penilaian, sikap, dan emosi seseorang (Pratiwi & Kamayani, 2024).

### **Ekstraksi Fitur**

Komentar yang telah diberi label diubah menjadi representasi numerik menggunakan TF-IDF (TfidfVectorizer, scikit-learn). Digunakan parameter  $\text{min\_df}=2$  dan  $\text{max\_df}=0.9$  untuk menyaring kata yang terlalu jarang atau terlalu umum. Hasilnya adalah matriks fitur berdimensi tinggi ( $\sim 1.500 \times 800$ ). Ekstraksi fitur dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan dalam analisis sentimen memiliki representasi yang tepat serta memuat informasi yang relevan, sehingga dapat mendukung proses klasifikasi secara efektif (Atmajaya dkk., 2023).

### **Support Vector Machine**

SVM membangun hyperplane dengan memanfaatkan support vector, sehingga mampu memisahkan data antar kelas secara akurat (Sinulingga & Sitorus, 2024). Model klasifikasi yang digunakan adalah mesin vektor pendukung (SVM) dengan linearSVC. Data dibagi menjadi 80% data pelatihan dan 20% data uji, dengan berlapis dan  $\text{acak\_state} = 42$ . Evaluasi dilakukan dengan menggunakan akurasi, akurasi, penarikan kembali, skor F1, dan matriks kebingungan.

## Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan beberapa alat evaluasi yang umum digunakan dalam analisis sentimen. Langkah ini bertujuan untuk memeriksa apakah hasil yang dihasilkan oleh model sejalan dengan fakta yang ada atau justru menyimpang (Aulia dkk., 2021). Evaluasi model SVM dilakukan pada 2.000 komentar dengan 10 replikasi dataset testing untuk konsistensi dengan random state yang berbeda. Lima metrik evaluasi digunakan sesuai dengan standar klasifikasi multi-kelas. Teknik evaluasi yang digunakan adalah sebagai berikut

### 1. *Confusion Matrix*

*Confusion matrix* merupakan tabel yang digunakan untuk menunjukkan jumlah data uji yang berhasil diklasifikasikan dengan tepat maupun yang salah (Nurhidayat & Dewi, 2023). Membuat *Confusion Matrix* berukuran  $3 \times 3$  dengan memanfaatkan fungsi `sklearn.metrics.confusion_matrix()`. Matriks ini menunjukkan distribusi hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya untuk tiga kategori sentimen: positif, negatif, dan netral. Representasinya berupa array numpy berdimensi (3,3) yang mencerminkan jumlah *True Positive*, *False Positive*, *True Negative*, dan *False Negative* pada masing-masing kelas, sehingga memberikan gambaran menyeluruh mengenai kinerja model klasifikasi.

### 2. *Accuracy*

Perhitungan akurasi secara menyeluruh dilakukan dengan menggunakan `sklearn.metrics.accuracy_score()` pada keseluruhan data testing. *Accuracy* didefinisikan sebagai perbandingan antara jumlah prediksi yang tepat dengan total keseluruhan prediksi pada data (Syafia dkk., 2023). Parameter ini menunjukkan seberapa besar proporsi prediksi yang tepat dari total keseluruhan prediksi, tanpa memperhitungkan sebaran antar kelas. Dihitung sebagai rasio jumlah prediksi yang benar terhadap total prediksi. Formula yang digunakan adalah:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

TP adalah data positif yang terklasifikasi benar, TN adalah data negatif yang terklasifikasi benar, FP adalah data negatif yang salah diklasifikasi sebagai positif, dan FN adalah data positif yang salah diklasifikasi sebagai negatif.

### 3. *Precision*

Untuk menghitung *precision* setiap kelas, dengan menggunakan `sklearn.metrics.precision_score()` dengan pengaturan parameter `average='weighted'`. *Precision* mengukur seberapa besar proporsi prediksi positif yang dilakukan model

benar-benar termasuk dalam kelas positif(Kusuma & Cahyono, 2023). Pendekatan ini diperlukan karena adanya ketimpangan distribusi kelas dalam dataset. Metode weighted averaging memberikan bobot yang sesuai dengan support (total sampel) dari setiap kelas. Mengukur proporsi prediksi positif yang benar. Formula:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

#### 4. *Recall*

Perhitungan recall per kelas dilakukan menggunakan `sklearn.metrics.recall_score()` dengan parameter `average='weighted'`. Recall digunakan untuk mengukur sejauh mana model mampu mengidentifikasi seluruh sampel yang termasuk dalam kategori positif secara akurat(Imran dkk., 2024). Parameter ini menunjukkan seberapa baik kemampuan model dalam mengenali seluruh instance positif untuk setiap kategori sentimen. Mengukur proporsi positif yang terdeteksi dengan benar.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

#### 5. *F1-score*

Skor F1 merupakan metrik yang mengatasi keterbatasan precision dan recall dalam mengevaluasi performa model terhadap kelas positif, dengan menghitung rata-rata harmonik dari keduanya(Nuraliza dkk., 2022). Skor F1 menghitung menggunakan `sklearn.metrics.f1_score()` dengan parameter `average='weighted'` sebagai rata-rata harmonik dari precision dan recall. Penggunaan weighted averaging tetap konsisten dengan parameter *precision* dan *recall* untuk menangani dataset yang tidak seimbang. Mengukur proporsi positif yang terdeteksi dengan benar. Formula:

$$SkorF1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### Pengumpulan Data (*Web Scrapping*)

Dalam penelitian ini, data yang digunakan diperoleh dari platform YouTube, khususnya dari kolom komentar pada video yang berjudul "Retno Marsudi & Sri Mulyani: Women in Power | Mata Najwa". Pengumpulan data dilakukan dengan pendekatan teknis menggunakan YouTube Data API v3, melalui pustaka `googleapiclient.discovery` yang diimplementasikan dalam lingkungan Python JupyterLab. Komentar yang diambil nanti akan dibagi menjadi 3 kategori yaitu positif, netral, dan negatif.

Dari semua komentar diambil 4626 komentar dari kurun waktu 08 Maret 2024 sampai 23 Mei 2025. Semakin besar jumlah data yang digunakan dalam proses analisis, maka semakin tinggi pula tingkat akurasi yang dapat dicapai oleh model, karena model memiliki lebih banyak informasi untuk mengenali pola dan karakteristik data secara lebih representatif (Resa Arif Yudianto dkk., 2022). Penelitian ini mengambil kolom *author*, *text*, *published\_at*, *like\_count*. Pada Tabel 1 merupakan hasil dari pengumpulan data.

**Tabel 1. Hasil Pengumpulan Data**

No	author	text	published_at	like_count
1.	@Khusnul-b1t	Sri sabar,ridho , ikhlas	2025-05-23 T19:57:22Z	1
2.	@FEYOLLAND	"Kenapa kok Najwa begitu energetic disaat kontestasi capres ini? " Peetanyaan Epic Bu Sri Mulyani..... 🤔🤔👍👍	2025-05-21 T22:53:52Z	0
3.	@evlynnatasha9403	❤️	2025-05-21 T09:55:48Z	0
4.	@evlynnatasha9403	❤️	2025-05-21 T07:19:37Z	1
	...	...	...	...
5526.	@lyhabule2662	Hallo mba nana ❤️	2024-03-08 T12:43:37Z	0

### Pra-Pemrosesan Data

Sebelum dilakukan analisis lebih lanjut, data komentar yang telah dikumpulkan melalui YouTube perlu melalui tahap pra-pemrosesan. Melalui proses ini, data dibersihkan dari elemen-elemen yang tidak relevan, ditransformasikan ke dalam format yang seragam, serta disiapkan agar dapat diolah oleh model analisis sentimen. Adapun langkah-langkah pra-pemrosesan yang diterapkan dalam penelitian ini meliputi

#### 1. Lowecasing

Seluruh teks komentar dikonversi ke huruf kecil (lowercase) untuk menghindari duplikasi makna akibat perbedaan kapitalisasi. Misalnya, kata “Baik” dan “baik” dianggap sama setelah proses ini dilakukan.

#### 2. Pembersihan Karakter Tidak Relevan

Elemen-elemen seperti URL, mention (@user), angka, dan tanda baca dihilangkan menggunakan ekspresi reguler (regex). Hal ini bertujuan untuk menghapus noise yang tidak memiliki nilai informatif dalam analisis sentimen.

#### 3. Stopword Removal

Kata-kata umum yang tidak memiliki pengaruh signifikan terhadap makna kalimat (seperti “dan”, “di”, “yang”) dihapus menggunakan daftar stopwords Bahasa



Indonesia dari pustaka NLTK. Penghapusan stopwords membantu model fokus pada kata-kata yang lebih bermakna secara semantik.

#### 4. Stemming

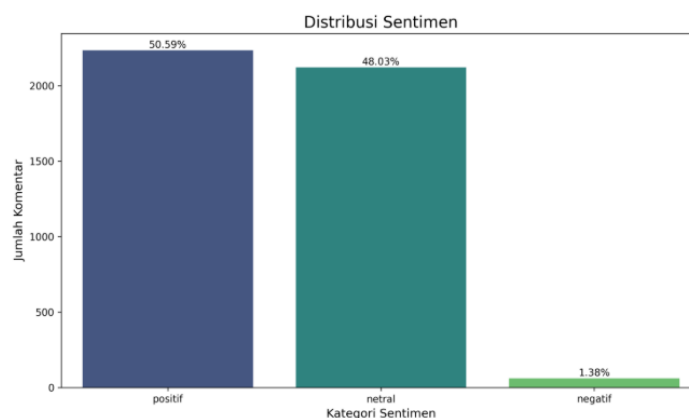
Setelah stopwords dihapus, proses stemming dilakukan untuk mengembalikan setiap kata ke bentuk dasarnya menggunakan pustaka Sastrawi. Contohnya, kata “mengunjungi” akan dikembalikan menjadi “kunjung”. Tujuannya adalah untuk mengurangi kompleksitas kosakata dan menyatukan variasi kata ke dalam satu bentuk akar.

#### 5. Pembersihan Data Kosong

Setelah tahap stemming diselesaikan, dilakukan proses pembersihan terhadap baris-baris data yang tidak memiliki muatan informasi, seperti baris kosong atau yang hanya berisi spasi. Langkah ini bertujuan untuk mencegah gangguan pada proses analisis data lanjutan serta menjaga validitas dan konsistensi hasil analisis. Dengan menyisihkan data yang tidak relevan, proses pengolahan menjadi lebih efisien dan hasil yang diperoleh lebih representatif terhadap konteks yang dianalisis.

#### 6. Distribusi Sentimen

Visualisasi distribusi kategori sentimen dilakukan dalam bentuk bar chart horizontal untuk menampilkan proporsi masing-masing kelas sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Hasil visualisasi menunjukkan bahwa terdapat ketidakseimbangan kelas dalam dataset, dengan jumlah komentar bernuansa netral mendominasi, disusul oleh komentar positif dan negatif.




**Gambar 2. Distribusi Sentimen**

Berdasarkan Gambar 2, Hasil distribusi sentimen menunjukkan bahwa mayoritas komentar penonton berada pada kategori positif (50,59%) dan netral (48,03%), sedangkan komentar negatif hanya berjumlah 1,38%. Hal ini mengindikasikan bahwa acara tersebut secara umum memperoleh respon yang baik dari penonton.

Berikut adalah cuplikan hasil dari proses pra-pemrosesan yang ditampilkan pada Tabel 2.

**Tabel 2. Hasil Pra Pemrosesan Data**

	text	Processed_text
0	Sri sabar,ridho , ikhlas	sri sabarridho ikhlas
1	"Kenapa kok Najwa begitu energetic disaat kontestasi capres ini? " Peetanyaan Epic Bu Sri Mulyani..... 	najwa energetic saat kontestasi capres peetanyaan epic bu sri mulyani
2	God	god
3	Gak kebayang gimana Jokowi tanpa dua perempuan ini di KTT G20.	gak bayang gimana jokowi perempuan ktt g
...	....	....
441 8	Hallo mba Nana	hallo mba nana

### Pelabelan Sentimen

Proses pelabelan dilakukan secara otomatis menggunakan pendekatan heuristik berbasis leksikon Bahasa Indonesia. Metode ini menggunakan daftar kata-kata yang telah dikategorikan sebagai positif atau negatif berdasarkan makna umum dalam konteks Bahasa Indonesia. Setiap komentar dianalisis berdasarkan jumlah kemunculan kata-kata dari masing-masing kategori. Apabila jumlah kata positif lebih banyak dari kata negatif, maka komentar diberi label positif. Sebaliknya, jika jumlah kata negatif lebih dominan, maka komentar dilabeli sebagai negatif. Jika kedua jenis kata seimbang atau tidak ditemukan keduanya, maka komentar dikategorikan sebagai netral.

**Tabel 3. Hasil Labeling**

	Processed_text	Sentiment
0	sri sabarridho ikhlas	netral
1	najwa energetic saat kontestasi capres peetanyaan epic bu sri mulyani	netral
2	god	netral
3	gak bayang gimana jokowi perempuan ktt g	netral
...	....	...
441 8	hallo mba nana	netral



Gambar 5 memperlihatkan kumpulan kata yang paling sering muncul dalam ulasan dengan sentimen bernuansa positif.

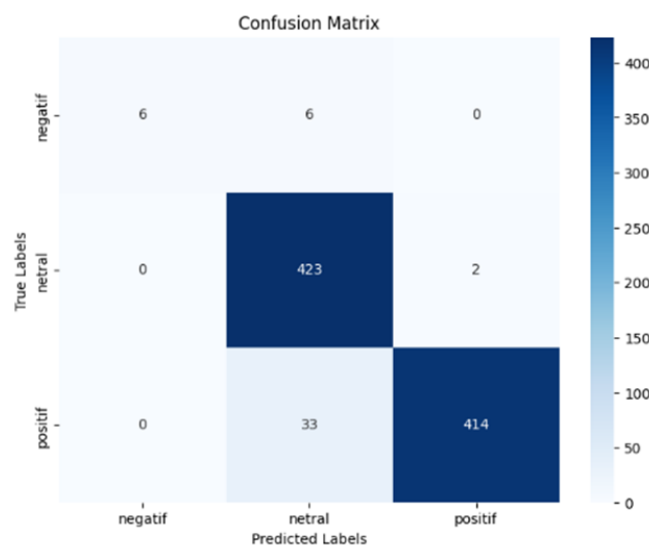


Gambar 6. Wordcloud Negatif

Sementara itu, Gambar 6 menampilkan wordcloud yang berisi kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan dengan sentimen negatif.

## Evaluasi Model

Untuk menilai kinerja model klasifikasi sentimen berbasis Support Vector Machine (SVM), dilakukan proses evaluasi menggunakan lima metrik evaluasi yang umum digunakan dalam klasifikasi multi-kelas, yaitu confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score. Evaluasi dilakukan terhadap 2.000 komentar dari data uji dengan 10 kali replikasi menggunakan nilai random\_state yang berbeda-beda guna memastikan konsistensi hasil model. Evaluasi menghasilkan matriks berdimensi 3x3 dalam bentuk array NumPy, yang mencerminkan nilai True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan False Negative (FN) dari setiap kategori sentimen. Langkah selanjutnya dalam proses ini adalah embentuk confusion matrix berdasarkan keseluruhan data uji yang telah disiapkan.



Gambar 7. Hasil Confusion Matrix

Dari gambar 7, model menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan komentar positif dan netral, yang dibuktikan dengan jumlah prediksi benar sebanyak 423 komentar positif dan 414 komentar netral. Namun demikian, model masih menghadapi tantangan dalam mengidentifikasi komentar negatif, di mana hanya 6 dari 12 komentar negatif yang berhasil diklasifikasikan secara tepat. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh jumlah data negatif yang sangat terbatas.

Setelah memperoleh confusion matrix, proses evaluasi model dilanjutkan dengan perhitungan berbagai metrik performa yang dilakukan secara otomatis melalui skrip Python menggunakan pustaka `sklearn.metrics`. Evaluasi dimulai dengan menghitung nilai akurasi menggunakan fungsi `accuracy_score()`, kemudian dilanjutkan dengan perhitungan precision, recall, dan F1-score. Seluruh metrik tersebut dihitung dengan pendekatan rata-rata berbobot (`average='weighted'`) guna menyesuaikan ketidakseimbangan distribusi kelas dalam dataset, sehingga hasil evaluasi dapat mencerminkan performa model secara lebih akurat. Hasil perhitungan dapat dilihat pada gambar 8.

```
Akurasi: 0.9536199095022625
Precision: 0.9569845454319437
Recall: 0.9536199095022625
F1-score: 0.9527449191869726
```

#### **Gambar 8. Hasil Evaluasi**

Berdasarkan hasil evaluasi performa model SVM yang ditampilkan pada Gambar 8, diperoleh nilai akurasi sebesar 95,36%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan data dengan tingkat ketepatan yang sangat tinggi. Selanjutnya, nilai precision mencapai 95,70%, mengindikasikan bahwa sebagian besar prediksi yang diklasifikasikan ke dalam kelas tertentu benar-benar relevan.

Nilai recall yang diperoleh juga cukup tinggi, yaitu sebesar 95,36%, yang berarti bahwa model mampu menangkap sebagian besar data yang relevan dari masing-masing kelas. Sementara itu, F1-score yang mencapai 95,27% menunjukkan keseimbangan antara precision dan recall, yang sangat penting terutama dalam konteks klasifikasi data dengan distribusi kelas yang tidak seimbang.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi ini memperlihatkan bahwa model SVM yang dibangun memiliki performa yang sangat baik dalam melakukan klasifikasi sentimen terhadap data yang telah melalui tahap preprocessing dan ekstraksi fitur dengan TF-IDF. Nilai metrik yang tinggi dan seimbang menandakan bahwa model tidak hanya akurat, tetapi juga andal dalam mengenali variasi data pada ketiga kelas sentimen (positif, negatif, dan netral). Dengan

demikian, model ini layak digunakan dalam studi lanjutan atau implementasi nyata dalam sistem analisis sentimen berbasis teks

## **KESIMPULAN DAN SARAN**

Hasil penelitian ini membuktikan bahwa metode Support Vector Machine (SVM) mampu digunakan secara efektif untuk mengklasifikasikan sentimen pada komentar pengguna YouTube terhadap tayangan "Retno Marsudi & Sri Mulyani: Women in Power | Mata Najwa.". Hasil pra-pemrosesan dan pelabelan menunjukkan bahwa sebagian besar opini publik terhadap acara tersebut bersifat positif dan netral, dengan persentase masing-masing sebesar 50,59% dan 48,03%, serta hanya 1,38% komentar yang tergolong negatif. Berdasarkan data pra-pemrosesan, mayoritas opini publik terhadap tayangan tersebut bersifat positif dan netral, sementara komentar negatif ditemukan dalam jumlah yang sangat sedikit. Model SVM yang digunakan menunjukkan performa sangat baik dengan akurasi sebesar 95,36%, precision 95,70%, recall 95,36%, dan F1-score 95,27%, berdasarkan evaluasi terhadap 2.000 data uji. Model mampu mengklasifikasikan komentar positif dan netral dengan sangat baik, masing-masing dengan 423 dan 414 prediksi yang benar. Hasil ini mengindikasikan bahwa SVM mampu mengenali pola sentimen dalam teks dengan tingkat presisi tinggi, khususnya untuk kategori positif dan netral. Namun, terdapat kelemahan dalam klasifikasi komentar negatif yang kemungkinan besar disebabkan oleh ketidakseimbangan jumlah data antar kelas sentimen. Temuan ini menegaskan pentingnya distribusi data yang seimbang dalam membangun model klasifikasi yang andal. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk menggunakan teknik penyeimbangan data, seperti oversampling atau data augmentation, guna meningkatkan akurasi klasifikasi pada kelas minoritas. Selain itu, pengembangan sistem monitoring opini publik berbasis analisis sentimen dapat menjadi arah lanjutan yang bermanfaat dalam memahami persepsi masyarakat terhadap isu-isu sosial, politik, maupun tokoh publik, khususnya dalam konteks media digital yang terus berkembang.

## **DAFTAR PUSTAKA**

- Ansori, Y., & Holle, K. F. H. (2022). Perbandingan Metode Machine Learning dalam Analisis Sentimen Twitter. *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustIN)*, 10(4), 429. <https://doi.org/10.26418/justin.v10i4.51784>
- Ardiansyah, D., Saepudin, A., Aryanti, R., Fitriani, E., & Royadi. (2023). Analisis Sentimen Review Pada Aplikasi Media Sosial Tiktok Menggunakan Algoritma K-NN Dan SVM Berbasis PSO. *Jurnal Informatika Kaputama (JIK)*, 7(2), 233–241. <https://doi.org/10.59697/jik.v7i2.148>

- Arsi, P., & Waluyo, R. (2021). Analisis Sentimen Wacana Pemindahan Ibu Kota Indonesia Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 8(1), 147–156. <https://doi.org/10.25126/jtiik.0813944>
- Aryasatya, A. A. D., & Nuryana, I. K. D. (2023). Data Preprocessing Pola Pada Penilaian Mahasiswa Program Profesi Guru. *Journal of Informatics and Computer Science*, 05(01), 97–100.
- Atmajaya, D., Febrianti, A., & Darwis, H. (2023). Metode SVM dan Naive Bayes untuk Analisis Sentimen ChatGPT di Twitter. *The Indonesian Journal of Computer Science*, 12(4), 2173–2181. <https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i4.3341>
- Aulia, T. M. P., Arifin, N., & Mayasari, R. (2021). Perbandingan Kernel Support Vector Machine (Svm) Dalam Penerapan Analisis Sentimen Vaksinasi Covid-19. *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, 4(2), 139–145. <https://doi.org/10.31598/sintechjournal.v4i2.762>
- Dwicahyo, K., & Indah Ratnasari, C. (2023). Perbandingan Metode Web Scraping Dalam Pengambilan Data: Kajian Literatur. *Automata*, 4(2).
- Fide, S., Suparti, & Sudarno. (2021). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Tiktok Di Google Play Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) Dan Asosiasi. *Jurnal Gaussian*, 10(3), 346–358. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v10i3.32786>
- Herwinsyah, & Witanti, A. (2022). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Vaksinasi Covid-19 Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Sistem Informasi dan Informatika (Simika)*, 5(1), 59–67. <https://doi.org/10.47080/simika.v5i1.1411>
- Idris, I. S. K., Mustofa, Y. A., & Salihi, I. A. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 5(1), 32–35. <https://doi.org/10.37905/jjee.v5i1.16830>
- Imran, B., Karim, M. N., & Ningsih, N. I. (2024). Klasifikasi Berita Hoax Terkait Pemilihan Umum Presiden Republik Indonesia Tahun 2024 Menggunakan Naïve Bayes Dan Svm. *Dinamika Rekayasa*, 20(1), 1–9. <https://doi.org/10.20884/1.dinarek.2024.20.1.27>
- Kusuma, I. H., & Cahyono, N. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penggunaan E-Commerce Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 8(3), 302–307. <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i3.5734>
- Manullang, O., & Prianto, C. (2023). Analisis Sentimen dalam Memprediksi Hasil Pemilu Presiden dan Wakil Presiden: Systematic Literature Review. *Jurnal Informatika Dan Teknologi Komputer (JICOM)*, 4(2), 104–113. <https://ejurnalunsam.id/index.php/jicom/>
- Maulana, B. A., Fahmi, M. J., Imran, A. M., & Hidayati, N. (2024). Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Pluang Menggunakan Algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM). *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(2), 375–384. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i2.1206>



- Mualfah, D., Ramadhoni, Gunawan, R., & Mulyadipa Suratno, D. (2023). Analisis Sentimen Komentar YouTube TvOne Tentang Ustadz Abdul Somad Dideportasi Dari Singapura Menggunakan Algoritma SVM. *Jurnal Fasilkom*, 13(01), 72–80. <https://doi.org/10.37859/jf.v13i01.4920>
- Muhammadin, A., & Sobari, I. A. (2021). Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Kredivo Dengan Algoritma SVM Dan NBC. *Reputasi: Jurnal Rekayasa Perangkat Lunak*, 2(2), 85–91. <https://doi.org/10.31294/reputasi.v2i2.785>
- Muhayat, T., Fauzi, A., & Indra, D. J. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Komentar Video Youtube Menggunakan Support Vector Machines. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 19(1), 231–240.
- Nuraliza, H., Pratiwi, O. N., & Hamami, F. (2022). Analisis Sentimen IMBd Film Review Dataset Menggunakan Support Vector Machine (SVM) dan Seleksi Feature Importance. *Jurnal Mirai Manajemen*, 7(1), 1–17.
- Nurhidayat, R., & Dewi, K. E. (2023). Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Dan Fitur Ekstraksi N-Gram Dalam Analisis Sentimen Berbasis Aspek. *Komputa: Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika*, 12(1), 91–100. <https://doi.org/10.34010/komputa.v12i1.9458>
- Pratiwi, A. A., & Kamayani, M. (2024). Perbandingan Pelabelan Data dalam Analisis Sentimen Kurikulum Proyek di platform TikTok: Pendekatan Naïve Bayes. *Jurnal Eksplora Informatika*, 14(1), 96–107. <https://doi.org/10.30864/eksplora.v14i1.1093>
- Resa Arif Yudianto, M., Sukmasetya, P., Abul Hasani, R., & Sasongko, D. (2022). Pengaruh Data Preprocessing terhadap Imbalanced Dataset pada Klasifikasi Citra Sampah menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 4(3), 1367–1375. <https://doi.org/10.47065/bits.v4i3.2575>
- Sinulingga, J. E. B., & Sitorus, H. C. K. (2024). Analisis Sentimen Opini Masyarakat terhadap Film Horor Indonesia Menggunakan Metode SVM dan TF-IDF. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 14(1), 42–53. <https://doi.org/10.34010/jamika.v14i1.11946>
- Suharsono, J. P., & Nurahman, D. (2024). Pemanfaatan Youtube Sebagai Media Peningkatan Pelayanan Dan Informasi. *Ganaya: Jurnal Ilmu Sosial dan Humaniora*, 7(1), 298–304. <https://doi.org/10.37329/ganaya.v7i1.3157>
- Syafia, A. N., Hidayattullah, M. F., & Suteddy, W. (2023). Studi Komparasi Algoritma SVM Dan Random Forest Pada Analisis Sentimen Komentar Youtube BTS. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 8(3), 207–212. <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i3.5064>