

Sentiment Analysis of YouTube Comments on the 2025 DPR RI Demonstration Using Machine Learning

Adelia Putri Widyasari ^{1*}, Muljono ^{2**}

* Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro
111202214426@mhs.dinus.ac.id ¹, muljono@dsn.dinus.ac.id ²

Article Info

Article history:

Received 2026-01-13
Revised 2026-02-24
Accepted 2026-04-08

Keyword:

*DPR RI Demonstration,
Machine Learning,
Sentiment Classification,
Text Classification,
Youtube Comment*

ABSTRACT

The 2025 DPR RI Demonstration is a national political issue that has triggered a broad response from the Indonesian public, especially through user comments on the YouTube platform. These comments reflect diverse and emotional public opinion, making it relevant to study using a Machine Learning based Sentiment Analysis approach. This study aims to compare the performance of the Support Vector Machine (SVM), Multilayer Perceptron (MLP) based Neural Network (NN), and Random Forest algorithms in classifying YouTube comment sentiments related to the 2025 DPR RI Demonstration issue. Data were obtained through a comment collection process, then processed through text preprocessing and feature weighting stages using the TF-IDF method. The data used in this study were publicly accessible comments, and no personally identifiable information was collected or disclosed to ensure user privacy and ethical data use. Model performance evaluation was conducted using a confusion matrix with accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results indicate that the SVM algorithm achieved the best performance, with weighted average accuracy, precision, recall, and F1-score values of 96.20%, respectively. Meanwhile, the Neural Network achieved accuracy, precision, recall, and F1-score values of 95.90%. Random Forest produced an accuracy of 88.40%, precision of 88.60%, recall of 88.40%, and an F1-score of 88.50%. These findings indicate that SVM is more effective in handling the complexity of language in comments related to political issues compared to the other two algorithms. The results of this study are expected to be a reference in selecting the right algorithm for analyzing political issue sentiment on social media.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.

I. PENDAHULUAN

Fenomena demonstrasi berskala besar yang berlangsung pada 25 Agustus 2025, dipicu oleh polemik terkait besaran tunjangan perumahan anggota Dewan Perwakilan Rakyat Republik Indonesia (DPR RI) senilai Rp 50 juta per bulan. Kebijakan ini dinilai terlalu tinggi di tengah kondisi ekonomi masyarakat yang sedang mengalami tekanan, sehingga memunculkan persepsi ketimpangan antara alokasi dana untuk lembaga legislatif dan kebutuhan prioritas publik. Ketidakpuasan tersebut memicu kritik luas dari berbagai kalangan dan berkembang menjadi simbol ketidakpuasan masyarakat terhadap transparansi dan akuntabilitas

pengelolaan anggaran negara. Peristiwa ini mendorong mobilisasi massa serta diskursus intens di media sosial. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa komentar pengguna YouTube pada peristiwa protes politik mampu merepresentasikan sentimen publik secara nyata, dengan kecenderungan dominasi sentimen negatif serta munculnya polarisasi opini masyarakat terhadap kebijakan pemerintah [1].

Media sosial, khususnya YouTube, berperan sebagai ruang diskusi publik di mana masyarakat dapat mengekspresikan opini, sikap, dan emosi mereka secara terbuka. Kolom komentar pada video-video YouTube yang membahas Demo DPR RI 2025 dipenuhi oleh beragam pandangan, baik yang

bersifat mendukung maupun menentang aksi demonstrasi tersebut. Karakteristik komentar yang bersifat spontan, emosional, serta menggunakan bahasa informal menjadikan data komentar YouTube relevan untuk dianalisis guna memahami persepsi dan kecenderungan sentimen masyarakat terhadap isu politik nasional.

Analisis sentimen adalah satu di antara metode dalam text mining yang digunakan untuk menentukan kecenderungan opini yang terkandung dalam suatu teks, seperti sentimen positif maupun negatif. Metode ini banyak diterapkan dalam penelitian berbasis media sosial karena mampu memproses data teks dalam jumlah besar secara terstruktur dan objektif. Pada konteks komentar YouTube yang membahas isu Demo DPR RI 2025, analisis sentimen dapat digunakan untuk menyajikan gambaran kuantitatif mengenai respons masyarakat terhadap kebijakan dan institusi legislatif, sehingga memberikan hasil yang lebih terukur dibandingkan dengan analisis opini secara manual.

Pendekatan analisis sentimen telah banyak digunakan untuk memahami respons masyarakat di media sosial, termasuk pada platform YouTube. Sejumlah studi menunjukkan bahwa machine learning dan jaringan saraf tiruan memiliki efektivitas yang tinggi dalam mengolah data teks berskala besar yang bersifat tidak terstruktur dan beragam. Röcher et al. [2] membandingkan model Recurrent Neural Network (RNN) dengan algoritma machine learning tradisional dalam analisis sentimen politik pada komentar YouTube berbahasa Jerman. Hasil studi mengindikasikan bahwa RNN dengan representasi Word2Vec (CBOW) mencapai performa tertinggi dengan *F1-score* 0,823. Temuan ini menunjukkan bahwa data komentar politik memiliki kompleksitas semantik yang membutuhkan model yang mampu menangkap konteks antar kata secara lebih mendalam.

Studi lain turut memperlihatkan performa unggul algoritma SVM dalam tugas analisis sentimen pada komentar YouTube. Syafia et al. [3] mengkomparasi SVM dengan Random Forest pada komentar penggemar grup BTS di YouTube dan melaporkan bahwa SVM mencapai tingkat akurasi sebesar 85%, lebih tinggi dibandingkan Random Forest yang memperoleh akurasi 80%. Temuan yang sejalan juga dilaporkan oleh Via Mariska et al. [4] pada analisis ulasan aplikasi JMO Mobile di Google Play Store, di mana SVM menghasilkan akurasi sebesar 94%, sedangkan Random Forest hanya mencapai 83%. Hasil-hasil tersebut mengindikasikan bahwa SVM cenderung lebih konsisten dan stabil dalam mengolah data teks berdimensi tinggi.

Selain algoritma klasik, pendekatan berbasis deep learning dan model hibrida juga mulai banyak diterapkan. Akande et al. [5] mengusulkan model hibrida CNN-SVM untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan produk Amazon dan memperoleh tingkat akurasi sebesar 85,74%. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa penggunaan CNN sebagai pengekstrak fitur yang dikombinasikan dengan SVM sebagai klasifikator mampu meningkatkan kinerja model. Temuan ini sejalan dengan penelitian Uma et al. [6] yang

membandingkan SVM dan CNN pada dataset ulasan pelanggan hasil web *scraping*, dengan akurasi masing-masing sebesar 96% dan 94%. Selain itu, Fan et al. [7] menunjukkan bahwa pendekatan analisis sentimen tidak hanya terbatas pada data teks, tetapi juga dapat diterapkan pada sinyal fisiologis seperti EEG, dengan akurasi mencapai 92,42%.

Dalam konteks isu politik di Indonesia, Khomsah [8] menggunakan kombinasi Word2Vec dan Random Forest untuk menganalisis sentimen komentar debat Pemilu Presiden 2019 di YouTube dan memperoleh akurasi hingga 89,05%. Sebaliknya, Rochmawati et al. [9] melaporkan hasil yang berbeda dalam studi analisis sentimen masyarakat terhadap RUU TNI pada platform X. Pada penelitian tersebut, kinerja algoritma Random Forest menunjukkan hasil yang lebih baik dengan tingkat akurasi sebesar 83,81%, dibandingkan SVM yang hanya mencapai 80,95%. Variasi hasil ini mengindikasikan bahwa kinerja suatu algoritma sangat bergantung pada karakteristik dataset, konteks permasalahan yang dianalisis, serta distribusi kelas sentimen yang digunakan.

Penelitian lain yang dilakukan oleh Shivsharan et al. [10], yang berfokus pada analisis komentar YouTube secara *real-time* menunjukkan bahwa Bagging Classifier mampu mencapai akurasi hingga 95,82%. Meskipun demikian, penelitian tersebut lebih menitikberatkan pada aspek implementasi sistem dan belum secara spesifik mengkaji isu politik nasional tertentu. Secara umum, studi-studi sebelumnya mengindikasikan bahwa algoritma SVM, Random Forest, dan Neural Network masing-masing memiliki kelebihan dalam analisis sentimen, tetapi belum terdapat kesimpulan yang konsisten mengenai algoritma paling optimal untuk analisis sentimen pada isu politik yang bersifat aktual dan sensitif.

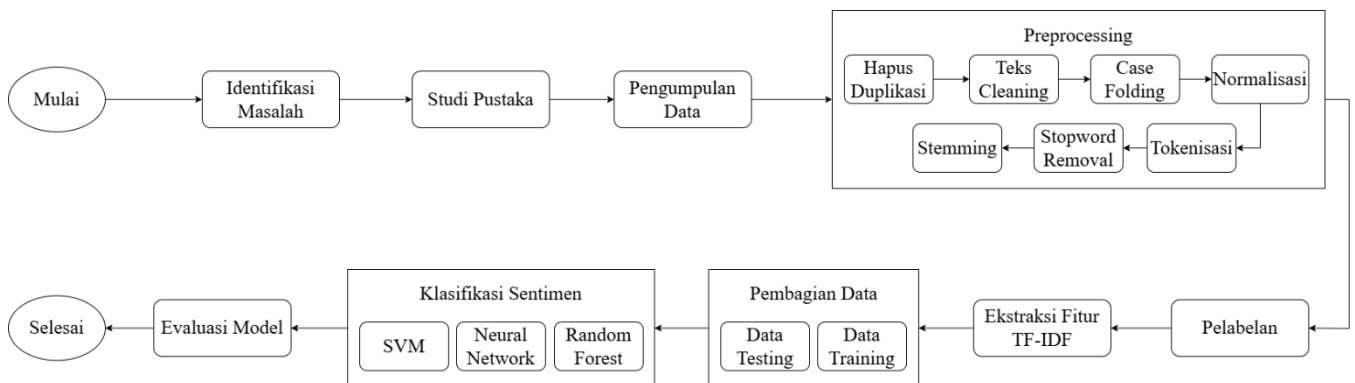
Berdasarkan uraian penelitian terdahulu tersebut, masih terdapat celah penelitian, khususnya dalam analisis sentimen komentar YouTube yang membahas isu politik nasional terkini seperti Demo DPR RI 2025. Mayoritas penelitian terdahulu berfokus pada topik hiburan, produk komersial, atau isu politik yang berbeda konteks dan waktunya. Selain itu, perbandingan kinerja algoritma Support Vector Machine (SVM), Random Forest, dan Neural Network (MLP Classifier) pada data teks komentar politik Indonesia dengan karakteristik bahasa informal dan emosional masih relatif terbatas.

Atas dasar tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi dan membandingkan kinerja ketiga algoritma dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube mengenai isu Demo DPR RI 2025. Komparasi ini diharapkan mampu memberikan pemahaman mendalam mengenai algoritma yang paling efektif untuk merepresentasikan opini publik terkait isu politik nasional. Selain itu, hasil riset ini diproyeksikan menjadi referensi dalam pemilihan algoritma machine learning yang relevan untuk analisis sentimen politik, sekaligus memberikan gambaran objektif mengenai dinamika respons masyarakat di media sosial.

II. METODE

Penelitian ini dilaksanakan melewati berbagai tahap yang memiliki keterikatan, mulai dari identifikasi masalah hingga

evaluasi model klasifikasi sentimen. Alur tahapan penelitian secara keseluruhan disajikan dalam diagram alur pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Sebagaimana diilustrasikan pada Gambar 1, alur penelitian ini dimulai dari perumusan masalah dan penelaahan pustaka hingga pengumpulan data dari platform YouTube. Proses berlanjut pada tahap pengolahan data awal dan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, yang kemudian didistribusikan ke dalam data *training* dan *testing*. Strategi klasifikasi sentimen diterapkan melalui tiga model utama (SVM, Neural Network (MLP), dan Random Forest) untuk selanjutnya dievaluasi secara mendalam guna memperoleh perbandingan performa yang akurat berdasarkan standar metrik evaluasi *machine learning*.

A. Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah merupakan proses pengamatan untuk menemukan permasalahan yang sedang terjadi dan banyak diperbincangkan di media sosial [11]. Pada tahap ini, platform YouTube menampilkan berbagai opini dan komentar masyarakat terkait fenomena Demo DPR RI 2025 yang menjadi topik pembahasan hangat. Aksi demonstrasi yang berlangsung pada 25 Agustus 2025 dipicu oleh penolakan masyarakat terhadap kebijakan peningkatan tunjangan dan fasilitas anggota DPR yang dianggap tidak proporsional serta kurang mencerminkan empati terhadap kondisi ekonomi rakyat, kemudian berkembang menjadi tuntutan pembubaran DPR sebagai bentuk kekecewaan publik terhadap kinerja dan integritas lembaga legislatif. Beragam opini yang muncul dalam kolom komentar YouTube mengandung sentimen positif dan sentimen negatif dalam jumlah yang besar. Banyaknya data komentar tersebut menimbulkan tantangan dalam proses analisis secara manual, sehingga diperlukan adanya pendekatan analisis sentimen berbasis *machine learning*. Permasalahan pokok dalam penelitian ini terletak pada belum adanya kepastian mengenai algoritma *machine learning* yang mampu memberikan performa akurasi terbaik dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube terkait fenomena Demo DPR RI 2025 secara tepat dan terukur.

B. Studi Pustaka

Studi literatur dilakukan sebagai tahap awal dalam metode penelitian untuk mengumpulkan dan memahami referensi yang relevan dengan topik penelitian [11]. Kajian pustaka difokuskan pada konsep text mining. Selain itu, studi literatur juga mencakup penelitian-penelitian sebelumnya yang memanfaatkan data komentar dari media sosial, terutama YouTube, sebagai sumber data analisis sentimen. Melalui studi literatur ini, diperoleh acuan mengenai tahapan preprocessing data teks, pemilihan algoritma, serta teknik evaluasi performa model berdasarkan tingkat akurasi yang selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam perancangan dan pelaksanaan penelitian analisis sentimen komentar YouTube terkait fenomena Demo DPR RI 2025.

C. Pengumpulan Data

Dataset pada penelitian ini terdiri dari komentar publik yang diperoleh dari platform YouTube, khususnya pada video yang membahas peristiwa Demo DPR RI 2025. Pengambilan data dilakukan pada periode 25 Agustus 2025 hingga 27 Agustus 2025 menggunakan YouTube Data API v3 melalui skrip Python dengan memandaafkan pustaka `googleapiclient.discovery`. Proses crawling dilakukan dengan menggunakan kata kunci “demo dpr ri” untuk menelusuri video yang relevan dengan topik penelitian.

Video yang dijadikan sumber data dipilih dari beberapa kanal berita yang aktif memberitakan peristiwa tersebut, yaitu KOMPASTV, Kompas.com, Tribun Timur, Tribun MedanTV, dan SUMAR TV. Kriteria pemilihan video meliputi relevansi topik dengan demonstrasi DPR RI 2025 serta ketersediaan komentar publik yang dapat diakses melalui API. Komentar yang berhasil dikumpulkan disimpan dalam berkas `demodpragustus2025.csv`, yang menghasilkan 17.340 komentar berbahasa Indonesia. Setiap baris data merepresentasikan satu komentar pengguna, dengan kolom utama berupa *comment* yang memuat teks komentar.

Karakteristik dataset bersifat masif dan tidak terstruktur, serta mengandung variasi bahasa informal, konteks sosial, dan ekspresi pengguna yang beragam. Hal ini sejalan dengan penelitian korpus komentar YouTube berskala besar yang menegaskan bahwa data komentar YouTube merepresentasikan opini publik secara luas, tetapi memerlukan penanganan khusus sebelum dianalisis lebih lanjut [12].

D. Preprocessing

Guna memastikan kualitas data, tahap *preprocessing* dilakukan untuk mengeliminasi karakter yang tidak bermakna pada komentar YouTube hasil crawling. Proses ini mencakup beberapa teknik esensial, yakni case folding, text cleaning, tokenisasi, stopword removal, dan stemming. Pentingnya pembersihan data ini ditekankan dalam berbagai penelitian sebelumnya, di mana data yang terstandarisasi sebelum tahap ekstraksi fitur terbukti mampu mendongkrak performa klasifikasi sentimen secara signifikan [13].

E. Pelabelan

Pelabelan data dieksekusi menggunakan teknik *lexicon-based* melalui pencocokan kosakata bernilai sentimen positif dan negatif. Metode ini dipilih karena kemampuannya memproses data tanpa bergantung pada ketersediaan data latih di awal, sehingga lebih hemat sumber daya. Keunggulan ini menjadi faktor krusial dalam menunjang efektivitas pelabelan pada riset analisis sentimen media sosial berskala besar [14].

Leksikon yang digunakan adalah Indonesian Sentiment Lexicon (InSet), yaitu kamus sentimen berbahasa Indonesia yang dirancang untuk merepresentasikan karakteristik linguistik dan ekspresi sentimen lokal. Penggunaan leksikon khusus bahasa Indonesia dinilai lebih sesuai untuk data media sosial yang bersifat informal dan kontekstual dibandingkan leksikon hasil terjemahan bahasa Inggris [15].

Klasifikasi sentimen ditetapkan melalui kalkulasi selisih antara frekuensi kata positif dan negatif. Apabila hasil perhitungan menunjukkan skor di atas nol, maka teks tersebut dikategorikan sebagai sentimen positif. Sebaliknya, teks dengan akumulasi skor nol atau negatif dikategorikan sebagai sentimen negatif.

F. Ekstraksi Fitur

Tahap selanjutnya, data teks di transformasikan menjadi bentuk numerik melalui proses ekstraksi fitur. Metode yang paling sering digunakan adalah Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF), teknik pembobotan kata yang memberikan bobot berdasarkan tingkat kemunculannya dalam satu dokumen dan kontribusinya terhadap keseluruhan dataset [16]. Studi sebelumnya mengenai klasifikasi komentar YouTube menggunakan TF-IDF menunjukkan efektivitas metode ini dalam merepresentasikan teks untuk pemrosesan selanjutnya oleh algoritma machine learning [17].

G. Pembagian Data

Dataset yang telah diberi bobot TF-IDF kemudian dipisahkan menjadi data training (80%) dan data testing (20%). Rasio pembagian ini dipilih selaras dengan metodologi yang umum digunakan pada penelitian klasifikasi teks untuk memastikan bahwa penilaian terhadap performa algoritma dilakukan secara objektif dan akurat [17].

H. Metode Klasifikasi

Tiga algoritma utama, yakni SVM, Neural Network, dan Random Forest, digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube terkait isu Demo DPR RI 2025. Ketiga metode ini dipilih karena kemampuannya dalam memproses fitur teks berdimensi tinggi serta fleksibilitasnya terhadap data tidak terstruktur yang mengandung unsur linguistik yang beragam.

Penggunaan SVM dalam penelitian ini didasarkan pada kemampuannya dalam mengolah data berdimensi tinggi serta membangun batas pemisah kelas yang optimal pada ruang fitur teks [18]. Dalam penelitian ini, SVM diterapkan sebagai model klasifikasi utama karena dikenal stabil dan efektif dalam memproses fitur yang diekstrak menggunakan TF-IDF, terutama pada data teks media sosial dengan tingkat noise yang tinggi.

Algoritma Neural Network yang diterapkan dalam penelitian ini adalah Multilayer Perceptron (MLP). Model ini dipilih karena kinerjanya dalam mempelajari hubungan non-linear antar fitur, sehingga efektif dalam merepresentasikan pola kompleks pada data teks [19]. Dengan memanfaatkan representasi fitur TF-IDF, MLP diharapkan dapat meningkatkan kemampuan klasifikasi sentimen komentar yang mengandung struktur bahasa non-standar dan ekspresi implisit.

Selain itu, algoritma Random Forest digunakan sebagai metode pembanding karena mampu menghasilkan prediksi yang stabil, relatif tahan terhadap noise dan overfitting, serta umum digunakan dalam analisis sentimen teks [20].

I. Evaluasi

Pengujian dilakukan untuk mengevaluasi efektivitas algoritma SVM, Neural Network (MLP), dan *Random Forest* dalam mengklasifikasikan sentimen melalui dataset uji. Fokus utama dari evaluasi ini adalah untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Proses ini mengandalkan *confusion matrix* sebagai instrumen utama untuk membandingkan label aktual dengan hasil prediksi, yang menghasilkan komponen TP, TN, FP, dan FN.

Keempat komponen tersebut kemudian digunakan untuk menghitung metrik performa yang meliputi akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* [21]. Adapun formulasi perhitungan metrik tersebut disajikan pada persamaan (1), (2), (3), dan (4) sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1 - Score = \frac{2 \times (Precision \times Recall)}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Dalam penelitian ini, dikarenakan adanya ketidakseimbangan jumlah sampel antara kelas positif dan negatif, penghitungan metrik presisi, *recall*, dan *F1-score* menggunakan metode *weighted average* untuk memberikan gambaran performa yang lebih representatif sesuai dengan proporsi kelas pada dataset.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Deskripsi Dataset

Dataset awal pada penelitian ini merupakan hasil proses crawling komentar YouTube terkait peristiwa Demo DPR RI 2025 sebelum melalui tahapan preprocessing. Dataset mentah ini digunakan untuk memberikan gambaran awal mengenai struktur dan karakteristik data yang diperoleh dari platform media sosial.

Secara keseluruhan dataset awal terdiri dari 17.340 komentar pengguna yang tersimpan dalam format CSV dengan kolom utama berupa teks komentar. Data pada tahap ini masih bersifat tidak terstruktur dan mengandung berbagai elemen non-standar, seperti penggunaan bahasa informal, simbol, emoji, serta karakter khusus. Selain itu, masih ditemukan duplikasi komentar dan variasi penulisan yang belum dinormalisasi.

Semua komentar yang dianalisis bersifat publik dan diproses secara anonim, tanpa melacak identitas pengguna, untuk menjaga privasi dan memastikan penggunaan data sesuai etika penelitian.

Contoh komentar YouTube pada dataset penelitian disajikan pada Tabel I sebagai ilustrasi awal untuk menggambarkan struktur dan karakteristik data sebelum melalui tahap preprocessing.

TABEL I
KOMENTAR HASIL CRAWLING

Comment
Inilah negeri korup paling dilindungi sedunia 😊
"Tgl 25-8-2025 bukan demo mahasiswa/buruh/masyarakat yg jelas tuntutananya. Sperti gerombolan gak jelas yg dikoordinir. Makanya anarkis Kahn? Apalagi tuntutananya aneh yaitu ""bubarkan DPR"" ,Coba perhatikan peristiwa tgl 25 secermat mgkn."
Tinggal polres tanggerang. Yg belum kena batunya
Bubarin aj DPR
Ya Tuhan Lindungilah Pendemo yg lagi mencari keadilan dinegeri ini...

Berdasarkan Tabel I, dapat dilihat bahwa komentar ditulis menggunakan bahasa sehari-hari dengan struktur kalimat yang beragam. Sebagian komentar mengandung sentimen negatif yang disampaikan secara eksplisit, sementara komentar lainnya menyampaikan dukungan atau kritik secara implisit melalui sarkasme dan ungkapan emosional.

Karakteristik tersebut menunjukkan bahwa data teks bersifat tidak terstruktur dan mengandung noise, sehingga diperlukan proses preprocessing untuk menghasilkan representasi fitur yang lebih konsisten pada tahap analisis sentimen.

B. Preprocessing

Preprocessing dilakukan untuk menyiapkan data teks komentar YouTube yang tidak terstruktur dan mengandung noise agar siap diproses pada tahap ekstraksi fitur dan klasifikasi sentimen.

1) *Penghapusan Data Duplikat*: Tahap awal preprocessing adalah penghapusan data duplikat. Dari total 17.340 komentar hasil crawling, ditemukan sejumlah komentar yang memiliki isi teks identik. Proses penghapusan data duplikat menghasilkan 16.530 komentar unik yang kemudian dianalisis dalam penelitian ini. Langkah ini bertujuan untuk mencegah bias pada proses pelatihan model akibat pengulangan data yang sama.

2) *Teks Cleaning*: Tahapan text cleaning bertujuan untuk menghapus komponen teks yang tidak berpengaruh langsung terhadap proses analisis sentimen. Komponen yang dieliminasi mencakup tautan (URL), *mention* (@username), *hashtag* (#), angka, serta berbagai karakter non-alfabet seperti tanda baca dan emoji. Langkah ini bertujuan menjamin bahwa fitur yang dihasilkan berasal dari informasi linguistik yang relevan, sehingga mampu meningkatkan kualitas representasi teks serta performa model klasifikasi.

TABEL II
HASIL TEKS CLEANING

Sebelum Teks Cleaning	Sesudah Teks Cleaning
Inilah negeri korup paling dilindungi sedunia 😊	Inilah negeri korup paling dilindungi sedunia

Pada Tabel II ditunjukkan hasil proses *text cleaning* pada komentar YouTube. Teks sebelum pembersihan masih mengandung elemen yang tidak relevan, yaitu emoji, yang tidak memiliki makna sentimen secara langsung. Setelah tahap text cleaning diterapkan, elemen-elemen yang tidak relevan berhasil dihapus sehingga hanya menyisakan kata-kata yang memiliki makna linguistik. Kondisi ini membuat data teks lebih siap untuk diproses pada tahap ekstraksi fitur dan klasifikasi sentimen selanjutnya.

3) *Case Folding*: Setelah tahap text cleaning selesai, proses dilanjutkan dengan case folding yaitu mengonversi seluruh teks komentar ke dalam huruf kecil. Langkah ini bertujuan untuk menyeragamkan bentuk kata yang memiliki makna yang identik, tetapi berbeda pada penggunaan huruf kapital. Dengan demikian, variasi kata yang seharusnya dianggap sama tidak diperlakukan sebagai fitur yang berbeda pada proses ekstraksi TF-IDF, sehingga dapat mengurangi redundansi fitur.

TABEL III
HASIL TEKS FOLDING

Sebelum Case Folding	Sesudah Case Folding
Inilah negri korup paling dilindungi sedunia	inilah negri korup paling dilindungi sedunia

Pada Tabel III ditunjukkan hasil penerapan tahap case folding pada komentar YouTube. Teks sebelum proses ini masih mengandung variasi huruf kapital, sedangkan setelah case folding seluruh kata diubah menjadi huruf kecil. Proses ini membantu menyederhanakan representasi teks dan meningkatkan konsistensi data sehingga lebih siap digunakan pada tahap tokenisasi dan ekstraksi fitur.

4) *Normalisasi Kata*: Normalisasi kata dilakukan untuk menyederhanakan istilah tidak formal, singkatan, maupun bahasa gaul yang sering muncul pada media sosial agar diubah ke bentuk kata yang sesuai dengan kaidah baku. Tahap ini memanfaatkan kamus kata baku bahasa Indonesia yang diimpor dari repositori GitHub. Normalisasi kata sangat penting dalam analisis sentimen komentar YouTube karena bahasa yang digunakan pengguna cenderung informal dan tidak mengikuti kaidah bahasa baku.

TABEL IV
HASIL NORMALISASI KATA

Sebelum Normalisasi	Sesudah Normalisasi
inilah negri korup paling dilindungi sedunia	inilah negri korup paling dilindungi sedunia

Pada Tabel IV ditunjukkan contoh hasil proses normalisasi kata pada komentar YouTube. Pada contoh ini tidak terjadi perubahan karena kata-kata yang digunakan belum termasuk dalam daftar kamus normalisasi. Meskipun demikian, tahap normalisasi tetap diterapkan pada seluruh dataset untuk memastikan konsistensi penulisan kata dan mengurangi variasi bahasa tidak baku yang berpotensi memengaruhi hasil klasifikasi sentimen.

5) *Tokenisasi*: Tahap tokenisasi bertujuan untuk mengurai teks komentar menjadi unit-unit kata individu yang disebut sebagai token. Langkah ini krusial karena memungkinkan setiap kosakata dianalisis secara independen pada tahapan berikutnya. Sebagai fondasi dalam pemrosesan bahasa alami, tokenisasi memegang peranan vital mengingat mayoritas metode ekstraksi fitur dan algoritma pembelajaran mesin beroperasi pada representasi tingkat kata.

TABEL V
HASIL TOKENISASI

Sebelum Tokenisasi	Sesudah Tokenisasi
inilah negri korup paling dilindungi sedunia	['inilah', 'negri', 'korup', 'paling', 'dilindungi', 'sedunia']

Pada Tabel V ditunjukkan hasil proses tokenisasi pada komentar YouTube. Teks yang semula berbentuk kalimat utuh dipecah menjadi kumpulan kata atau token. Hasil tokenisasi ini menjadi dasar untuk tahap stopword removal

dan ekstraksi fitur karena setiap token akan diproses dan diberi bobot secara individual dalam representasi numerik.

6) *Stopword Removal*: Proses pembersihan data dilanjutkan dengan tahap stopword removal untuk membuang kata-kata fungsional yang minim informasi sentimen. Pustaka NLTK digunakan sebagai basis daftar kata yang dihapus, dengan penyesuaian khusus sesuai konteks penelitian. Langkah ini krusial untuk meningkatkan kualitas data masukan sehingga model klasifikasi dapat bekerja lebih optimal pada fitur-fitur yang informatif.

TABEL VI
HASIL STOPWORD REMOVAL

Sebelum Stopword Removal	Sesudah Stopword Removal
['inilah', 'negri', 'korup', 'paling', 'dilindungi', 'sedunia']	['negri', 'korup', 'dilindungi', 'sedunia']

Berdasarkan Tabel VI, hasil stopword removal menunjukkan bahwa kata-kata umum yang tidak bersifat informatif berhasil dieliminasi, sehingga token yang tersisa lebih merepresentasikan makna sentimen. Penyederhanaan ini membantu menekan kompleksitas fitur teks dan mendukung peningkatan efisiensi serta performa model klasifikasi pada tahap berikutnya.

7) *Stemming*: Tahap pembersihan data ditutup dengan proses stemming menggunakan pustaka Sastrawi guna mengonversi seluruh kata berimbuhan ke dalam bentuk akar. Hal ini dilakukan untuk meminimalisir variasi kata yang bermakna sama, sehingga meningkatkan stabilitas representasi fitur saat memasuki fase ekstraksi fitur menggunakan metode TF-IDF.

TABEL VII
HASIL STEMMING

Sebelum Stemming	Sesudah Stemming
['negri', 'korup', 'dilindungi', 'sedunia']	['negri', 'korup', 'lindung', 'dunia']

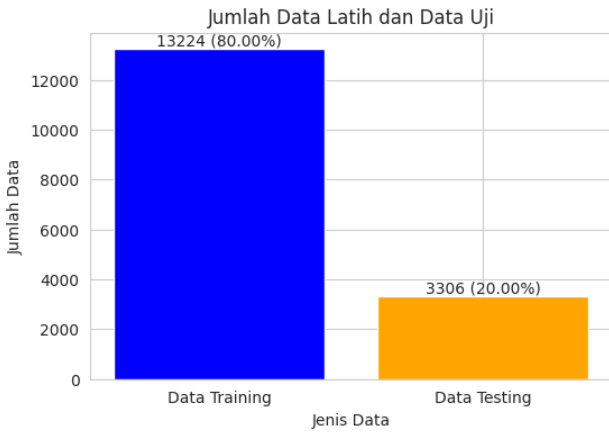
Sebagaimana disajikan pada Tabel VII, proses stemming terbukti efektif dalam mentransformasi kata berimbuhan menjadi kata dasar, seperti konversi kata "dilindungi" menjadi "lindung" dan "sedunia" menjadi "dunia". Implementasi stemming ini secara signifikan mereduksi variabilitas kata, sehingga menghasilkan representasi fitur yang lebih konsisten. Hal ini pada akhirnya meningkatkan efisiensi model dalam mengenali pola teks dan mengoptimalkan performa klasifikasi sentimen.

Setelah seluruh proses preprocessing selesai, dilakukan analisis deskriptif untuk mengidentifikasi karakteristik kata yang muncul dalam komentar YouTube terkait isu Demo DPR RI 2025. Analisis ini bertujuan untuk memberikan gambaran awal mengenai fokus diskursus publik sebelum dilakukan proses pelabelan sentimen.

Setiap komentar diberi bobot skor berdasarkan perbandingan jumlah kata positif dan negatif yang teridentifikasi dalam leksikon InSet. Klasifikasi sentimen positif diberikan pada komentar dengan skor di atas nol, sementara komentar dengan nilai nol atau negatif ditetapkan sebagai sentimen negatif.

D. Pembagian Data

Dataset pada penelitian ini dibagi ke dalam data training dan data testing sebagaimana disajikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Pembagian Data Testing dan Data Training

Berdasarkan Gambar 5, data yang telah melakukan preprocessing dan pelabelan didistribusikan ke dalam data latih (training) dan data uji (testing) menggunakan rasio 80:20. Proporsi ini mencakup 13.224 komentar untuk proses pelatihan dan 3.306 komentar untuk pengujian. Pembagian tersebut dilakukan guna memastikan model mendapatkan asupan data yang cukup saat tahap pelatihan model, tetapi tetap memiliki dataset uji yang representatif untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model secara objektif pada data baru.

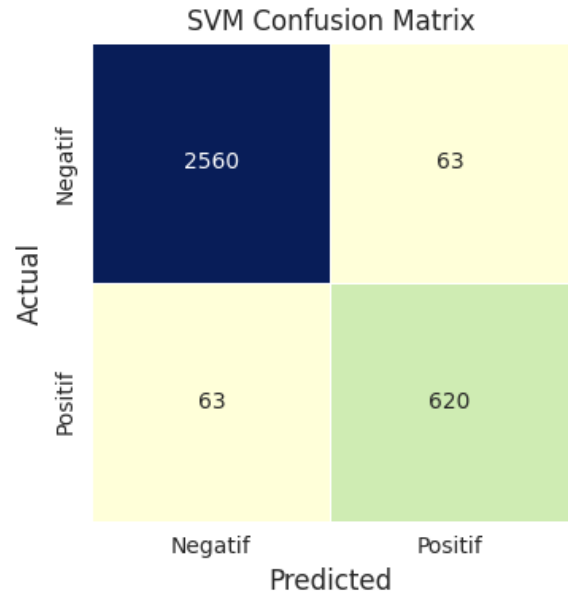
E. Hasil Eksperimen

1) Algoritma Support Vector Machine

Berdasarkan Gambar 6, confusion matrix pada algoritma SVM memperlihatkan performa klasifikasi terbaik dalam mengidentifikasi sentimen komentar YouTube terkait isu Demo DPR 2025. Pada kelas sentimen negatif, sebanyak 2.560 komentar berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan hanya 63 komentar yang keliru diprediksi sebagai sentimen positif. Hal ini menunjukkan bahwa SVM mempunyai kemampuan yang tinggi dalam mengenali karakteristik sentimen negatif, yang umumnya lebih dominan dalam diskursus publik mengenai demonstrasi dan kebijakan politik di media sosial.

Kinerja stabil SVM juga terlihat pada kelas sentimen positif, di mana 620 komentar berhasil diprediksi dengan tepat dan hanya terjadi kesalahan pada 63 komentar. Fenomena ini mengindikasikan bahwa model tetap objektif dan tidak condong pada kelas tertentu, sekalipun dataset yang digunakan bersifat tidak seimbang. Hal ini menegaskan

bahwa SVM mampu membentuk batas pemisah kelas yang optimal pada data teks yang kompleks serta mengandung noise linguistik, seperti bahasa informal, sarkasme, dan ekspresi emosional.

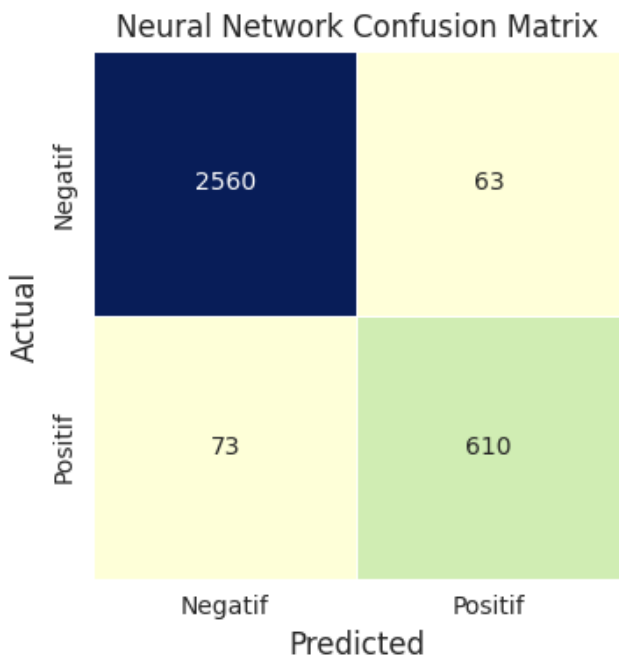


Gambar 6. Confusion Matrix SVM

Secara kuantitatif, algoritma SVM menghasilkan nilai accuracy sebesar 96,20%. Nilai weighted average precision sebesar 96,20% mengindikasikan bahwa prediksi sentimen yang dihasilkan model memiliki tingkat kesalahan positif palsu yang rendah secara keseluruhan. Nilai weighted average recall sebesar 96,20% menunjukkan bahwa model mampu mendeteksi sebagian besar komentar sesuai dengan kelas sentimennya. Sementara itu, weighted average F1-score sebesar 96,20% memperlihatkan keseimbangan yang sangat baik antara precision dan recall, sehingga mencerminkan konsistensi kinerja model dalam melakukan klasifikasi. Hasil 5-fold cross-validation juga menunjukkan rata-rata akurasi 95,89% ($\pm 0,24\%$), menegaskan stabilitas performa model dan rendah risiko overfitting.

Performa tinggi SVM tidak terlepas dari efektivitasnya dalam menangani representasi fitur TF-IDF yang kompleks. Hasil penelitian ini selaras dengan literatur Syafia et al. [3] mengenai superioritas SVM atas algoritma lain seperti Random Forest. Selain itu, temuan ini mendukung kesimpulan dari Via Mariska et al. [4] serta Röchert et al. [2] yang melaporkan bahwa SVM mampu memberikan performa yang tinggi dan stabil dalam analisis sentimen media sosial, khususnya pada isu publik dan politik yang bersifat dinamis. Dengan demikian, hasil evaluasi confusion matrix serta metrik performa menunjukkan bahwa algoritma SVM merupakan model yang paling optimal dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube terkait Demo DPR RI 2025, baik dari aspek ketepatan prediksi maupun keseimbangan kinerja antar kelas sentimen.

2) *Algoritma Neural Network:*



Gambar 7. Confusion Matrix Neural Network

Berdasarkan Gambar 7, confusion matrix pada algoritma Neural Network (NN) menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik dalam menganalisis sentimen komentar YouTube terkait isu Demo DPR RI 2025. Pada kelas negatif, sebanyak 2.560 komentar berhasil diprediksi dengan benar sebagai sentimen negatif, sementara 63 komentar masih salah diklasifikasikan sebagai positif. Hasil ini menunjukkan bahwa Neural Network mampu mempelajari pola sentimen negatif secara efektif, khususnya pada komentar yang mengandung kritik terhadap kebijakan dan institusi pemerintah yang cenderung memiliki struktur kalimat tegas dan ekspresi emosional yang kuat.

Pada kelas sentimen positif, Neural Network berhasil mengklasifikasikan 610 komentar secara tepat sebagai sentimen positif, tetapi masih terdapat 73 komentar yang salah diprediksi sebagai negatif. Kesalahan ini mengindikasikan bahwa meskipun Neural Network memiliki kemampuan representasi non-linear yang baik, model masih menghadapi tantangan dalam mengenali sentimen positif yang disampaikan secara implisit, ambigu, atau bersifat sarkastik. Fenomena ini umum ditemukan pada komentar media sosial, terutama dalam diskursus politik yang sarat dengan ironi dan bahasa tidak langsung.

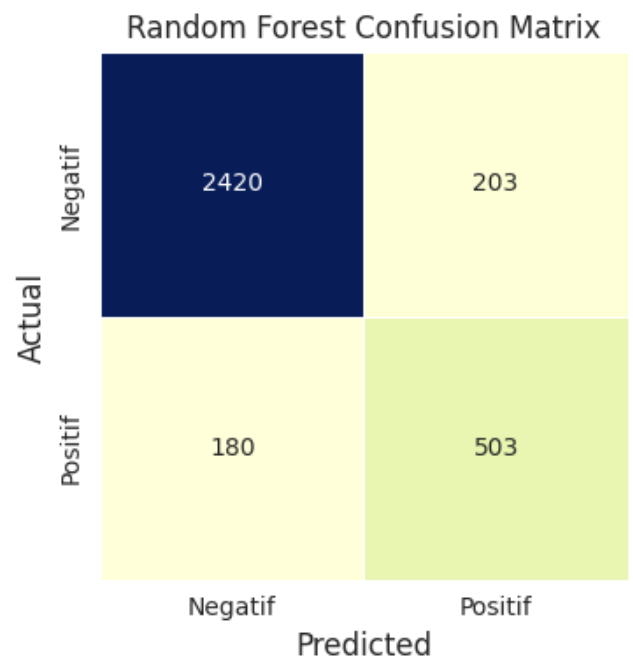
Secara kuantitatif, algoritma Neural Network menghasilkan performa yang mendekati SVM dengan raihan accuracy mencapai 95,90%. Tingginya nilai weighted average precision dan weighted average recall (keduanya 95,90%) menunjukkan bahwa model tidak hanya akurat dalam memprediksi label, tetapi juga mampu menjangkau hampir seluruh data pada tiap kategori sentimen secara keseluruhan. Weighted average F1-score yang seimbang

menegaskan stabilitas klasifikasi yang dihasilkan. Selain itu, reliabilitas model ini terbukti melalui uji 5-fold cross-validation dengan rata-rata 96,03% ($\pm 0,23\%$), yang menegaskan bahwa performa model tetap konsisten pada berbagai subset data yang berbeda.

Keunggulan Neural Network terletak pada kemampuannya memodelkan hubungan non-linear antar fitur teks hasil representasi TF-IDF, sehingga mampu menangkap pola sentimen yang lebih kompleks dibandingkan algoritma linear. Hasil ini selaras dengan penelitian Röchert et al. [2] yang menunjukkan bahwa model berbasis jaringan saraf memiliki performa kompetitif dalam analisis sentimen politik di YouTube. Selain itu, temuan ini juga konsisten dengan studi Uma et al. [6] serta Akande et al. [5] yang menyatakan bahwa model Neural Network dan CNN menunjukkan akurasi tinggi dalam analisis sentimen teks media daring, khususnya ketika data telah melalui tahap preprocessing yang optimal.

Dengan demikian, berdasarkan hasil confusion matrix serta evaluasi metrik performa, Neural Network dapat dikategorikan sebagai model dengan performa sangat baik dan kompetitif dalam penelitian ini, meskipun masih sedikit berada di bawah SVM dalam hal tingkat ketepatan dan keseimbangan klasifikasi.

3) *Algoritma Random Forest:*



Gambar 8. Confusion Matrix Random Forest

Berdasarkan Gambar 8, confusion matrix algoritma Random Forest menunjukkan performa yang cukup baik, meskipun masih berada di bawah SVM dan Neural Network, dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube terkait isu Demo DPR RI 2025. Pada kelas sentimen negatif, Random Forest mampu mengklasifikasikan dengan tepat sebanyak 2.420 komentar sebagai negatif, tetapi masih

terdapat 203 komentar negatif yang keliru diprediksi sebagai positif. Temuan ini menunjukkan bahwa Random Forest belum sepenuhnya optimal dalam mengenali pola bahasa yang kompleks, terutama pada komentar bernuansa kritik yang kerap menggunakan kalimat panjang, ironi, atau makna tersirat.

Pada kelas positif, Random Forest berhasil mengklasifikasikan 503 komentar secara tepat, tetapi masih terdapat 180 komentar yang salah diprediksi sebagai negatif. Tingginya kesalahan pada kelas positif mengindikasikan adanya kecenderungan bias terhadap kelas mayoritas (negatif). Kondisi ini umum terjadi pada algoritma ensemble berbasis decision tree ketika diterapkan pada data teks berdimensi tinggi dan tidak seimbang, terutama yang direpresentasikan menggunakan fitur berbasis frekuensi seperti TF-IDF.

Berdasarkan tinjauan kuantitatif, Random Forest mencatatkan accuracy sebesar 88,40%, tertinggal di belakang performa SVM dan Neural Network. Capaian weighted average precision sebesar 88,60% mengindikasikan bahwa model ini masih memiliki probabilitas kesalahan yang lebih tinggi dalam klasifikasi secara keseluruhan. Sejalan dengan itu, nilai weighted average recall di angka 88,40% menunjukkan bahwa identifikasi komentar sesuai kelas sentimen aslinya belum bekerja secara maksimal. Skor weighted average F1-score sebesar 88,50% turut mengonfirmasi adanya kesenjangan performa dibandingkan dua model lainnya. Meski demikian, hasil 5-fold cross-validation dengan rata-rata 88,26% ($\pm 0,69\%$) membuktikan bahwa Random Forest memiliki stabilitas yang baik, meskipun secara keseluruhan belum mampu melampaui efektivitas SVM atau Neural Network.

Meskipun demikian, Random Forest tetap menunjukkan stabilitas model yang baik serta ketahanan terhadap overfitting. Hasil ini konsisten dengan penelitian yang dilakukan oleh Khomsah [8], yang menyimpulkan bahwa algoritma Random Forest memiliki kinerja yang cukup baik dalam melakukan analisis sentimen terhadap komentar politik di platform YouTube, tetapi performanya masih kalah dibandingkan algoritma margin-based seperti SVM. Hasil yang sama juga didapatkan oleh Rochmawati et al. [9] serta Syafia et al. [3], yang menyatakan bahwa Random Forest cenderung kurang optimal pada data komentar media sosial yang sarat dengan bahasa emosional, sarkasme, dan opini tidak langsung.

Dengan demikian, berdasarkan hasil confusion matrix serta evaluasi metrik performa, Random Forest dapat dikategorikan sebagai model dengan performa cukup baik, tetapi belum mampu menyaingi efektivitas SVM maupun Neural Network dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube pada penelitian ini.

F. Perbandingan Kinerja Algoritma

Perbandingan kinerja antara SVM, Neural Network (MLP), dan Random Forest dalam klasifikasi sentimen isu Demo DPR RI 2025 dipaparkan pada Tabel IX. Penilaian

terhadap ketiga algoritma tersebut didasarkan pada metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* yang dihitung menggunakan metode *weighted average* untuk mengatasi ketidakseimbangan distribusi data. Serangkaian metrik ini diterapkan untuk menjamin objektivitas serta kedalaman analisis dalam mengukur efektivitas masing-masing model terhadap dataset yang digunakan.

TABEL IX
PERBANDINGAN KINERJA ALGORITMA

Confusion Matrix	Algoritma		
	SVM	Neural Network	Random Forest
<i>Accuracy</i>	96,20 %	95,90 %	88,40 %
<i>Precision (Weighted Avg)</i>	96,20 %	95,90 %	88,60 %
<i>Recall (Weighted Avg)</i>	96,20 %	95,90 %	88,40 %
<i>F1-Score (Weighted Avg)</i>	96,20 %	95,90 %	88,50 %

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa SVM unggul dibandingkan algoritma pembanding lainnya. SVM mencatatkan akurasi sebesar 96,20%, dengan nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* yang identik. Konsistensi nilai pada keempat metrik tersebut menunjukkan bahwa SVM mampu mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif secara seimbang, meminimalkan kesalahan prediksi, serta menjaga stabilitas performa pada data yang tidak seimbang. Hal ini mengindikasikan bahwa pendekatan margin-based pada SVM sangat efektif dalam menangani data teks berdimensi tinggi yang direpresentasikan menggunakan TF-IDF.

Neural Network (MLP) berada pada posisi kedua dengan kinerja yang relatif mendekati SVM. Berdasarkan Tabel IX, model Neural Network mencatatkan akurasi sebesar 95,90%, disertai nilai presisi, *recall*, dan *F1-score* yang juga berada pada angka 95,90%. Hasil ini menunjukkan bahwa Neural Network mampu mempelajari pola kompleks dan hubungan non-linear antar fitur teks dengan baik. Meskipun demikian, sedikit penurunan performa dibandingkan SVM menunjukkan bahwa model masih menghadapi tantangan dalam menangkap variasi bahasa informal atau sentimen implisit yang sering muncul pada komentar media sosial.

Di sisi lain, Random Forest menunjukkan performa yang lebih rendah dibandingkan SVM dan Neural Network. Algoritma ini mencatatkan akurasi sebesar 88,40%, dengan nilai presisi 88,60%, *recall* 88,40%, dan *F1-score* 88,50%. Perbedaan nilai tersebut menunjukkan bahwa meskipun Random Forest memiliki stabilitas yang cukup baik, kemampuannya dalam mengenali pola sentimen pada data teks kompleks masih terbatas. Karakteristik fitur TF-IDF yang sparse dan berdimensi tinggi cenderung kurang optimal bagi algoritma berbasis decision tree, sehingga berdampak pada penurunan ketepatan klasifikasi.

Secara keseluruhan, hasil pengujian pada Tabel IX menegaskan bahwa algoritma Support Vector Machine merupakan algoritma dengan performa terbaik, diikuti oleh

Neural Network, dan kemudian Random Forest. Temuan ini menegaskan bahwa pemilihan algoritma yang tepat berperan penting dalam analisis sentimen, khususnya pada data komentar politik yang memiliki keragaman bahasa, ekspresi emosional, dan konteks sosial yang kompleks.

Selain itu, stabilitas dan konsistensi model juga dievaluasi menggunakan 5-fold cross-validation, yang membantu memastikan performa model tidak hanya optimal pada satu subset data tertentu, tetapi konsisten di seluruh dataset. Hasil pengujian cross-validation disajikan pada Tabel X.

TABEL X
HASIL 5-FOLD CROSS-VALIDATION

Algoritma	Rata-rata Akurasi	Standar Deviasi
SVM	95,89 %	0,24 %
Neural Network	96,03 %	0,23 %
Random Forest	88,26 %	0,69 %

Berdasarkan Tabel X, terlihat bahwa Neural Network mencatatkan rata-rata akurasi sedikit lebih tinggi (96,03%) dibanding SVM (95,89%), meskipun perbedaannya sangat kecil dan masih dalam margin deviasi standar yang rendah. Hal ini menunjukkan bahwa kedua algoritma memiliki kinerja yang stabil dan konsisten, sementara Random Forest menunjukkan variabilitas yang lebih tinggi (standar deviasi 0,69%) dan performa yang lebih rendah secara keseluruhan. Temuan ini menegaskan bahwa walaupun cross-validation memberikan indikasi konsistensi model, nilai rata-rata akurasi dan metrik performa akhir (Tabel IX) tetap menjadi tolok ukur utama dalam menentukan algoritma terbaik, di mana SVM tetap unggul dari sisi keseimbangan prediksi antar kelas dan kestabilan performa.

Selain menunjukkan perbedaan performa algoritma, hasil distribusi sentimen juga memberikan gambaran mengenai dinamika opini publik dalam ruang komunikasi politik digital. Dominasi sentimen negatif pada komentar YouTube mencerminkan tingginya ekspresi kritik, ketidakpuasan, serta respons emosional masyarakat terhadap isu Demo DPR RI 2025. Media sosial dalam konteks ini berfungsi sebagai ruang partisipasi politik digital yang memungkinkan publik menyampaikan opini secara langsung dan spontan. Pola komunikasi yang muncul cenderung dipengaruhi oleh bahasa informal, sarkasme, dan ekspresi retorik, yang menjadi tantangan sekaligus karakteristik penting dalam analisis sentimen berbasis teks. Oleh karena itu, temuan penelitian ini tidak hanya menunjukkan efektivitas algoritma klasifikasi, tetapi juga mengindikasikan bagaimana teknologi analisis data dapat digunakan untuk memahami kecenderungan opini publik dan dinamika diskursus politik di platform media sosial.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berfokus pada evaluasi kinerja dan studi komparatif antara algoritma SVM, Neural Network, dan Random Forest dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube terkait isu Demo DPR RI 2025. Dataset dikumpulkan melalui metode crawling menggunakan

YouTube Data API v3, menghasilkan total 17.340 data mentah. Melalui serangkaian tahap preprocessing yang ketat meliputi pembersihan teks, case folding, normalisasi, tokenisasi, stopword removal, hingga stemming diperoleh 16.340 komentar unik yang berkualitas tinggi dan bebas dari noise.

Penentuan label sentimen dilakukan dengan pendekatan berbasis leksikon (*lexicon-based*) menggunakan Indonesian Sentiment Lexicon (InSet). Hasil anotasi otomatis menunjukkan dominasi sentimen negatif sebanyak 13.113 komentar, sedangkan sentimen positif hanya berjumlah 3.417 komentar. Fenomena ini merefleksikan bahwa opini publik di platform YouTube terhadap dinamika politik Demo DPR RI 2025 mayoritas menunjukkan respons yang kontra atau negatif.

Berdasarkan hasil pengujian, SVM menunjukkan performa terbaik dengan *accuracy* 96,20%, *precision* 96,20%, *recall* 96,20%, dan *F1-score* 96,20%. Neural Network memperoleh *accuracy* 95,90%, *precision* 95,90%, *recall* 95,90%, dan *F1-score* 95,90%, sedangkan Random Forest mencapai *accuracy* 88,40%, *precision* 88,60%, *recall* 88,40%, dan *F1-score* 88,50%. Evaluasi tambahan menggunakan 5-fold cross-validation mengonfirmasi bahwa SVM dan Neural Network memiliki performa yang stabil di seluruh subset data, menunjukkan kemampuan model yang konsisten dalam menangani teks berdimensi tinggi dan beragam bahasa.

Secara keseluruhan, penelitian ini menegaskan bahwa pemilihan algoritma memiliki pengaruh signifikan terhadap kinerja analisis sentimen. SVM terbukti menjadi model yang paling optimal dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube pada konteks isu politik dengan variasi bahasa yang tinggi, diikuti Neural Network, dan kemudian Random Forest. Analisis dilakukan secara anonim untuk menjaga privasi pengguna, sehingga temuan ini dapat menjadi referensi dalam pemilihan metode klasifikasi sentimen untuk penelitian serupa di masa depan, khususnya pada data media sosial berbahasa Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. Koswara, "Diskursus Digital dan Suara Publik: Komentar YouTube dalam Kasus #IndonesiaGelap," *Glob. Komunika*, vol. 8, no. 2, 2025.
- [2] D. Röchert, G. Neubaum, and S. Stieglitz, "Identifying Political Sentiments on YouTube: A Systematic Comparison Regarding the Accuracy of Recurrent Neural Network and Machine Learning Models," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 12259 LNCS, pp. 107–121, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-61841-4_8.
- [3] A. N. Syafia, M. F. Hidayattullah, and W. Sutddy, "Studi Komparasi Algoritma SVM Dan Random Forest Pada Analisis Sentimen Komentar Youtube BTS," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 3, pp. 207–212, 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i3.5064.
- [4] I. Via Mariska, A. Meiriza, and D. Lestari, "Comparison of Support Vector Machine and Random Forest Algorithms in Sentiment Analysis of the JMO Mobile Application," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 5, pp. 2533–2540, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i5.10764.
- [5] O. N. Akande, J. Ayoola, S. Misra, R. Ahuja, A. Agrawal, and J. Oluranti, "Application of Support Vector Machine and

- Convolutional Neural Network for Sentence-Level Sentiment Analysis of Companies Products Review," *Lect. Notes Electr. Eng.*, vol. 881, pp. 133–145, 2022, doi: 10.1007/978-981-19-1111-8_12.
- [6] R. Uma, H. Aafreen Sana, P. Jawahar, and B. V. Rishitha, "Support Vector Machine and Convolutional Neural Network Approach to Customer Review Sentiment Analysis," *2022 1st Int. Conf. Comput. Sci. Technol. ICCST 2022 - Proc.*, pp. 239–243, 2022, doi: 10.1109/ICCST55948.2022.10040381.
- [7] X. Fan, J. Zhang, and M. Yang, "a Sentiment Analysis Model for Electroencephalogram Signals of Students in Universities Using a Convolutional Neural Network and Support Vector Machine Models," *J. Mech. Med. Biol.*, vol. 23, no. 9, pp. 1–15, 2023, doi: 10.1142/S0219519423400869.
- [8] S. Khomsah, "Sentiment Analysis On YouTube Comments Using Word2Vec and Random Forest," *Telematika*, vol. 18, no. 1, p. 61, 2021, doi: 10.31315/telematika.v18i1.4493.
- [9] N. Rochmawati, A. K. Zyen, and N. A. Widiastuti, "Comparison of Support Vector Machine (SVM) and Random Forest Algorithms in the Analysis of SOcial Media X User Sentiment Towards the TNI Bill," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 5, pp. 2854–2860, 2025, doi: 10.30871/jaic.v9i5.10883.
- [10] N. Shivsharan, V. Kambli, S. Dabholkar, A. Dalvi, and T. Sukali, "Evaluating Machine Learning Models for Sentiment Analysis of YouTube Comments and Creating an Accessible Web Application for Comment Analysis," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 258, pp. 3165–3174, 2025, doi: 10.1016/j.procs.2025.04.574.
- [11] Fenilinas Adi Artanto, "Analisis Sentimen Opini Publik terhadap Fenomena Bunuh Diri Mahasiswa di Twitter Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *SATESI J. Sains Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 4, no. 1, pp. 70–77, 2024, doi: 10.54259/satesi.v4i1.2908.
- [12] H. S. Dutta and B. Khan, "YTCommentVerse: A Multi-Category Multi-Lingual YouTube Comment Corpus," *CIKM 2025 - Proc. 34th ACM Int. Conf. Inf. Knowl. Manag.*, no. December, pp. 6351–6355, 2025, doi: 10.1145/3746252.3761629.
- [13] K. E. V Sihombing, M. A. I. Pakereng, U. Kristen, and S. Wacana, "WAWANCARA PRESIDEN PRABOWO MENGGUNAKAN MACHINE," vol. 4, no. 4, pp. 327–336, 2025.
- [14] A. M. Van Der Veen and E. Bleich, "The advantages of lexicon-based sentiment analysis in an age of machine learning," *PLoS One*, vol. 20, no. 1 January, pp. 1–19, 2025, doi: 10.1371/journal.pone.0313092.
- [15] Y. Fauziah, B. Yuwono, and A. S. Aribowo, "Lexicon Based Sentiment Analysis in Indonesia Languages: A Systematic Literature Review," *RSF Conf. Ser. Eng. Technol.*, vol. 1, no. 1, pp. 363–367, 2021, doi: 10.31098/cset.v1i1.397.
- [16] Z. Jiang, B. Gao, Y. He, Y. Han, P. Doyle, and Q. Zhu, "Text Classification Using Novel Term Weighting Scheme-Based Improved TF-IDF for Internet Media Reports," *Math. Probl. Eng.*, vol. 2021, no. ii, 2021, doi: 10.1155/2021/6619088.
- [17] B. A. Santoso, I. Nugroho, and D. U. Asyfiya, "TIN: Terapan Informatika Nusantara Perbandingan Algoritma Naïve Bayes, Support Vector Machine, dan Random Forest Untuk Analisis Sentimen Komentar Politik Youtube," *TIN Terap. Inform. Nusant.*, vol. 6, no. 4, pp. 391–400, 2025, doi: 10.47065/tin.v6i4.8326.
- [18] K. M. Sagar, "MultiClass Text Classification Using Support Vector Machine," *Interantional J. Sci. Res. Eng. Manag.*, vol. 07, no. 12, pp. 1–10, 2023, doi: 10.55041/ijrsrem27465.
- [19] M. Kerasiotis, L. Ilias, and D. Askounis, "Depression detection in social media posts using transformer-based models and auxiliary features," *Soc. Netw. Anal. Min.*, vol. 14, no. 1, pp. 1–16, 2024, doi: 10.1007/s13278-024-01360-4.
- [20] A. Ahmed Bilal, O. Ayhan Erdem, and S. Toklu, "Children's Sentiment Analysis from Texts by Using Weight Updated Tuned with Random Forest Classification," *IEEE Access*, vol. 12, no. May, pp. 70089–70104, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3400992.
- [21] R. Yunita and M. Kamayani, "Perbandingan Algoritma SVM Dan Naïve Bayes Pada Analisis Sentimen Kebijakan Penghapusan Kewajiban Skripsi," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 5, pp. 2879–2890, 2023.
- [22] A. Giachanou, P. Rosso, and F. Crestani, "The impact of emotional signals on credibility assessment," *J. Assoc. Inf. Sci. Technol.*, vol. 72, no. 9, pp. 1117–1132, 2021, doi: 10.1002/asi.24480.