

## Perbandingan Random Forest dan SVM pada Analisis Sentimen Reformasi Pendidikan

Nur Hayati Sya'bani<sup>1</sup>, Nova Tri Romadloni<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Informatika, Universitas Muhammadiyah Karanganyar, Karanganyar, Jawa Tengah  
Email: <sup>1</sup>nurhyt004@gmail.com, <sup>2</sup>novatrir@umuka.ac.id

### Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan kinerja algoritma Random Forest dan Support Vector Machine (SVM) dalam melakukan analisis sentimen terhadap komentar YouTube terkait reformasi pendidikan di Indonesia. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 981 komentar yang dikumpulkan dari platform YouTube, dan diberi label secara acak dengan dua kategori, yaitu "positive" dan "negative". Proses labeling dilakukan menggunakan Microsoft Excel, sedangkan pengolahan data dilakukan dengan perangkat lunak RapidMiner. Evaluasi model dilakukan menggunakan metode cross-validation untuk memperoleh hasil yang lebih objektif dan menghindari overfitting. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Random Forest memperoleh akurasi sebesar  $99.87\% \pm 0.40\%$  dengan micro average sebesar 99.87%, sedangkan algoritma SVM menghasilkan akurasi sebesar  $90.58\% \pm 3.78\%$  dengan micro average sebesar 90.57%. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa Random Forest memiliki performa yang lebih unggul dalam mengklasifikasikan sentimen komentar dibandingkan dengan SVM. Hal ini dikarenakan kemampuan Random Forest dalam menggabungkan beberapa pohon keputusan sehingga menghasilkan prediksi yang lebih stabil dan akurat. Temuan penelitian ini dapat menjadi acuan bagi peneliti lain dalam memilih algoritma yang tepat untuk analisis sentimen pada data teks, khususnya dalam konteks pendidikan dan opini publik.

**Kata Kunci:** analisis sentimen, komentar youtube, reformasi pendidikan, random forest, support vector machine (SVM)

## *Comparison of Random Forest and SVM in Sentiment Analysis of Education Reform*

### Abstract

*This study aims to compare the performance of the Random Forest and Support Vector Machine (SVM) algorithms in conducting sentiment analysis on YouTube comments related to education reform in Indonesia. The dataset used in this study consisted of 981 comments collected from the YouTube platform, and randomly labeled with two categories: "positive" and "negative." The labeling process was carried out using Microsoft Excel, while data processing was carried out using RapidMiner software. Model evaluation was carried out using the cross-validation method to obtain more objective results and avoid overfitting. The results showed that the Random Forest algorithm obtained an accuracy of  $99.87\% \pm 0.40\%$  with a micro average of 99.87%, while the SVM algorithm produced an accuracy of  $90.58\% \pm 3.78\%$  with a micro average of 90.57%. Based on these results, it can be concluded that Random Forest has superior performance in classifying comment sentiment compared to SVM. This is due to Random Forest's ability to combine several decision trees to produce more stable and accurate predictions. The findings of this study can be a reference for other researchers in selecting the right algorithm for sentiment analysis on text data, especially in the context of education and public opinion.*

**Keywords:** sentiment analysis, youtube comments, education reform, random forest, support vector machine (SVM).

### I. PENDAHULUAN

Pemanfaatan internet memberi kemudahan dalam berbagai aspek kehidupan manusia, sehingga menjadi lebih mudah, praktis, dan efisien [1]. Media sosial menjadi sumber informasi penting dalam berbagai bidang kehidupan dengan adanya perkembangan teknologi tersebut [2]. Perkembangan pesat platform YouTube sebagai media edukasi dan interaksi

sosial menjadikannya objek penting untuk dipelajari dalam konteks opini publik digital [3]. Dengan jumlah pengguna global yang mencapai lebih dari 2,6 miliar pengguna dan memiliki indikator penilaian dengan rating *like* atau *dislike* [4], menjadikan YouTube sebagai representasi persepsi masyarakat terhadap berbagai isu. Pengguna YouTube di Indonesia mencapai 139 juta pengguna (mencapai 53,8% dari

populasi keseluruhan) [5], memperkuat peran platform ini sebagai media yang mencerminkan opini publik digital.

Meningkatnya jumlah pengguna dan konten video yang diunggah ke YouTube memunculkan beragam opini dalam berkomentar, sehingga dapat memengaruhi citra dan reputasi konten tersebut [6]. Komentar dapat berisi pujian, masukan, bahkan kritikan, sehingga perlu dianalisis untuk mengetahui apakah konten tersebut merupakan konten positif atau negatif [7]. Salah satu pendekatan yang digunakan untuk menelaah respon masyarakat dalam platform YouTube yaitu menggunakan analisis sentimen [8].

Pendidikan merupakan salah satu pilar utama dalam membangun suatu bangsa karena berperan dalam mengembangkan pengetahuan, keterampilan, dan sikap individu [9]. Upaya peningkatan kualitas pendidikan dilakukan secara terstruktur dan berkelanjutan dengan melibatkan berbagai pihak [10]. Di tengah dinamika transformasi digital, sistem pendidikan dituntut untuk tetap relevan dan efektif terhadap perubahan sosial [11]. Di Indonesia, sistem pendidikan terlibat dalam proses evolusi yang berkelanjutan yang mencerminkan kondisi sosial, politik, dan ekonomi yang terus berubah [12]. Reformasi ini mencakup perubahan kurikulum, metode pembelajaran, program-program inovatif seperti Merdeka Belajar-Kampus Merdeka (MBKM), serta banyak kebijakan lain yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas pendidikan nasional [13].

Kebijakan reformasi pendidikan menimbulkan beragam tanggapan dari masyarakat karena melibatkan perubahan mendasar dalam sistem pendidikan. Menginterpretasi sentimen publik mengenai reformasi pendidikan menjadi krusial bagi perumus kebijakan untuk mengevaluasi efektivitas program, memetakan zona yang butuh perbaikan, serta merancang pendekatan interaksi publik yang lebih baik [14]. Keberlanjutan reformasi pendidikan akan menjadi elemen fundamental yang dianalisis dalam penelitian ini. Sistem pendidikan yang adaptif atas dinamika sosial dan teknologi harus dapat beradaptasi secara sistematis dengan mekanisme peninjauan berkala dan aktualisasi kebijakan [15].

Pemanfaatan analisis terhadap opini publik mendeskripsikan fenomena terhadap tingkat penerimaan masyarakat mengenai kebijakan yang diterapkan. Informasi tersebut membantu pengambilan keputusan yang lebih tepat. Integrasi sistem *artificial intelligence* sebagai cabang ilmu komputer difokuskan pada replikasi kecerdasan manusia, yang dalam praktiknya memanfaatkan *machine learning* untuk mengekstraksi pola dari sekumpulan data [16]. Salah satu penerapannya yaitu analisis sentimen yang difokuskan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan pendapat individu maupun organisasi terhadap suatu objek berdasarkan polaritasnya, seperti positif dan negatif. Berbagai algoritma yang dapat diimplementasikan untuk analisis sentimen yaitu *naïve bayes classifier*, *support vector machine*, KNN atau *K-Nearest Neighbors* serta lainnya [17]. Dalam ranah NLP, analisis sentimen berperan dalam mengevaluasi dan mengklasifikasikan orientasi emosional individu terhadap sebuah fenomena tertentu [18]. Pemanfaatan analisis sentimen kini semakin masif dalam riset ilmiah yang

diimplementasikan para peneliti untuk mengekstraksi informasi bernilai dari kumpulan data yang tidak terstruktur [19].

Penelitian analisis sentimen di Indonesia menunjukkan eskalasi yang signifikan, namun dominasi kajian masih terfokus secara eksklusif pada ranah kontestasi politik serta strategi pemasaran digital [20]. Penelitian ini dilakukan untuk menjawab kebutuhan analisis opini publik yang berkembang seiring dengan meningkatnya partisipasi masyarakat dalam ruang digital [18]. Minimnya kajian analisis sentimen yang berfokus pada isu reformasi pendidikan di platform Youtube, menjadikan topik ini relevan untuk diteliti. Komentar-komentar pada platform Youtube tentang reformasi pendidikan memuat beragam ekspresi sentimen yang memiliki nilai penting untuk dianalisis secara ilmiah. Analisis yang lebih mendalam mengenai komentar-komentar tersebut mampu menyediakan representasi data yang bernilai.

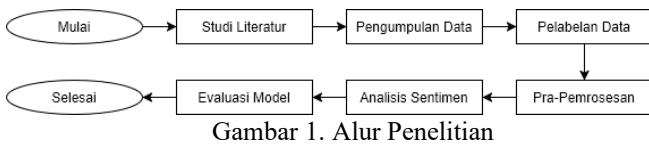
Penelitian ini mengisi gap dengan membandingkan efektivitas *Random Forest* (RF) dan *Support Vector Machine* (SVM) dalam menganalisis komentar Youtube terhadap isu reformasi pendidikan. Pemilihan SVM didasarkan pada kapabilitasnya dalam mereduksi kendala data teks berdimensi tinggi secara efisien. Di sisi lain RF sebagai pendekatan *ensemble* mampu menjamin stabilitas prediksi serta memitigasi risiko *overfitting*, bahkan ketika diimplementasikan pada dataset yang kompleks dengan distribusi kelas yang tidak seimbang [14]. *Random Forest* ini sendiri juga merupakan jenis pendekatan *Decision Tree* yang dapat mengklasifikasikan atau melakukan kategorisasi pada sampel data anonim ke dalam kelas-kelas target yang ada [21]. Sementara itu, algoritma SVM beroperasi pada penentuan bidang pembatas (*hyperplane*) dengan margin maksimal untuk mengklasifikasikan data ke dalam kategori sentimen yang telah ditentukan, yakni positif, negatif, dan netral [22]. Pemilihan algoritma *Random Forest* dan *Support Vector Machine* (SVM) didasarkan pada keunggulan masing-masing metode, yaitu *Random Forest* yang mampu menghasilkan model yang stabil dan tahan terhadap noise melalui teknik *ensemble*, serta SVM yang efektif dalam menangani data berdimensi tinggi dengan pemisahan kelas yang optimal. Evaluasi model dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk mengukur kinerja klasifikasi berdasarkan perbandingan antara hasil prediksi dan label aktual. Dari evaluasi tersebut diperoleh metrik kinerja berupa akurasi, presisi, recall, dan F1-score [23].

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis distribusi sentimen positif dan negatif serta mengevaluasi kinerja model klasifikasi dalam mengkaji persepsi masyarakat terhadap reformasi pendidikan di Indonesia. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan metode analisis sentimen berbasis *machine learning* serta memperkaya kajian mengenai pemetaan opini publik di media sosial. Selain itu, penelitian ini juga diharapkan menjadi referensi bagi pengembangan model analisis sentimen yang lebih adaptif terhadap konteks bahasa Indonesia dan mendukung pemanfaatan data media sosial sebagai dasar evaluasi kebijakan pendidikan.

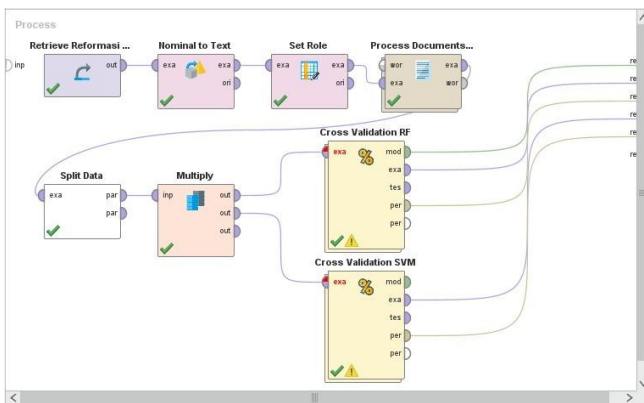
## II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif-komputasional dengan dukungan analisis kualitatif (*mixed methods*) untuk memperoleh pemahaman yang komprehensif terhadap persepsi publik mengenai reformasi pendidikan di Indonesia. Pendekatan ini dipilih karena mampu menggabungkan kekuatan analisis data berbasis algoritma dengan interpretasi kontekstual yang lebih mendalam. Tahapan penelitian difokuskan pada proses pengumpulan data komentar Youtube, pra-pemrosesan teks menggunakan RapidMiner, serta pembangunan dan evaluasi model klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Random Forest* dan *Support Vector Machine* (SVM).

Melalui kombinasi kedua algoritma tersebut, penelitian ini bertujuan membandingkan akurasi klasifikasi sentimen sekaligus meninjau konteks maknanya secara kualitatif, sehingga temuan yang diperoleh tidak hanya bersifat numerik tetapi juga interpretatif. Gambar 1 berikut menunjukkan *flowchart* yang menggambarkan alur penelitian secara keseluruhan, sedangkan Gambar 2 menunjukkan proses pengolahan data yang dilakukan menggunakan RapidMiner AI Studio.



Gambar 1. Alur Penelitian



Gambar 2. Proses Pengolahan Data di RapidMiner

### A. Pengumpulan Data

Data Data penelitian diperoleh dari komentar pengguna YouTube yang berjumlah 981 komentar pada video berjudul “Reformasi Pendidikan Ala Mendikdasmen RI Abdul Mu’ti [Full Dialog]” yang diunggah oleh akun Metro TV. Pengambilan data dilakukan secara otomatis menggunakan YouTube API melalui Google Colab Notebook untuk memastikan proses ekstraksi data yang sistematis dan efisien. Data yang berhasil dikumpulkan kemudian disimpan dalam format .csv guna memudahkan proses pengolahan dan analisis lebih lanjut menggunakan RapidMiner AI Studio.

Sebelum dilakukan pemodelan, dataset melalui tahap praproses untuk memastikan kualitas data yang digunakan, sehingga dapat meningkatkan akurasi hasil klasifikasi.

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini selanjutnya ditampilkan pada Tabel 1 sebagai representasi data yang digunakan dalam proses pemodelan.

Tabel 1. Sampel Dataset Awal

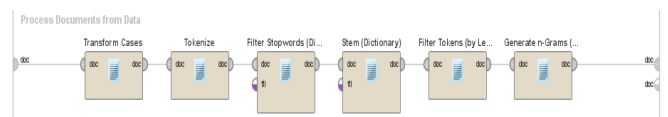
Username	Text
AbonKanoho	Bagus bpk penjelasannya kedepannya biar lebih baik
aguspriyono2933	Bukan reformasi tapi revolusi pendidikan Indonesia yang harus dilakukan
santoso3637	Sangat setuju dgn rencana pak menteri dgn bangun pagi, beribadah, berolahraga, makan sehat, apalagi kalau muslim, dgn pembiasaan bangun subuh atau sebelum subuh, melaksanakan sholat

### B. Pelabelan Data

Tahap awal pengolahan dilakukan dengan menentukan atribut yang berfungsi sebagai label sentimen menggunakan operator *Set Role* di RapidMiner. Dataset komentar diberi label secara acak (*random labeling*) ke dalam dua kelas, yaitu positif dan negatif, dengan rasio 50:50. Pendekatan pelabelan acak ini digunakan untuk menilai kemampuan algoritma dalam mengenali pola distribusi fitur teks tanpa adanya bias dari kamus sentimen atau anotasi manual. Dengan demikian, model hanya belajar berdasarkan representasi tekstual yang dihasilkan dari fitur kata.

### C. Pra-Pemrosesan Data (*Preprocessing*)

Tahapan pra-pemrosesan dilakukan untuk menyiapkan data teks agar layak dianalisis secara otomatis oleh algoritma pembelajaran mesin. Gambar 3 menunjukkan *preprocessing* pada RapidMiner.



Gambar 3. *Preprocessing* pada RapidMiner

Proses dilakukan di RapidMiner AI Studio dengan urutan langkah sebagai berikut:

1. *Transform Cases*: tahap ini berfungsi dalam mengonversi format huruf pada seluruh teks komentar untuk diseragamkan. Semua huruf diubah menjadi huruf kecil (*lowecase*) agar tidak terjadi perbedaan makna antara kata yang sebenarnya sama tetapi ditulis dengan kapitalisasi berbeda.
2. *Tokenize*: langkah tokenisasi digunakan untuk mengonversi sekumpulan teks menjadi satuan kata atau token yang lebih spesifik. Setiap kalimat pada komentar YouTube diuraikan menjadi potongan kata tunggal.
3. *Filter Stopwords (Dictionary)*: pada bagian ini, kata-kata yang sering muncul namun minim makna

(*stopwords*) yang dianggap tidak memiliki nilai informatif signifikan bagi proses analisis sentimen akan dieliminasi. RapidMiner menyediakan fitur *Filter Stopwords (Dictionary)* yang memungkinkan peneliti memanfaatkan kamus *stopword* bahasa Indonesia untuk melakukan penyaringan otomatis.

4. *Stem (Dictionary)*: tahap *stemming* dilakukan untuk mentransformasi setiap kata menjadi bentuk dasarnya (*root word*) dengan menghilangkan imbuhan yang melekat. Proses *stemming* membantu menyatukan berbagai bentuk kata turunan menjadi satu representasi dasar yang sama. Hal ini meningkatkan efisiensi model dalam mengenali makna kata dan menghindari perhitungan ganda terhadap variasi bentuk kata yang memiliki makna identik.
5. *Filter Tokens (by Length)*: tahap ini digunakan untuk menyaring token berdasarkan panjang karakter minimal atau maksimal. Dalam penelitian ini, hanya token yang memiliki panjang lebih dari tiga huruf yang dipertahankan. Langkah ini berguna untuk menghapus simbol, singkatan, atau kata pendek yang tidak memiliki arti signifikan.
6. *Generate n-Grams (Terms)*: tahap ini dilakukan untuk mengidentifikasi dan menyusun kombinasi kata yang sering muncul bersama, yang disebut sebagai *n-grams*. Pembentukan *n-grams* membantu model memahami konteks dan makna frasa yang tidak dapat diwakili oleh kata tunggal. Misalnya, kata “reformasi” dan “pendidikan” secara terpisah tidak cukup menggambarkan maksud, tetapi “reformasi pendidikan” memiliki makna spesifik.
7. *TF-IDF Transformation*: tahap terakhir dalam *preprocessing* adalah transformasi TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*). Metode ini bertujuan untuk mengonversi data tekstual menjadi representasi vektor numerik agar dapat diproses oleh algoritma *machine learning*. Bobot TF dan IDF menunjukkan pentingnya sebuah kata dalam konteks komentar tertentu. Kata yang dominan pada suatu komentar, namun langka di dokumen lain, akan memperoleh nilai bobot yang lebih tinggi, menandakan bahwa kata tersebut relevan untuk mengidentifikasi sentimen unik dari komentar tersebut.

#### D. Analisis Sentimen

Dua algoritma *machine learning* digunakan untuk melakukan klasifikasi, yaitu *Random Forest* yang merupakan algoritma *ensemble learning* yang menggabungkan sekumpulan pohon keputusan (*decision trees*) untuk meningkatkan akurasi klasifikasi. Dalam pembentukannya, tiap pohon dibangun menggunakan sampel data dan variabel fitur yang ditentukan secara acak. Hasil klasifikasi akhir ditentukan berdasarkan mekanisme voting mayoritas (*majority voting*), di mana hasil akhir diambil dari prediksi terbanyak yang dihasilkan oleh seluruh pohon. Kelebihan metode ini adalah kemampuannya dalam mengolah data kompleks berdimensi tinggi dan efektif meminimalkan risiko *overfitting*

melalui proses agregasi hasil dari banyak model sederhana. Dan *Support Vector Machine (SVM)* yang merupakan algoritma yang bekerja dengan menentukan *hyperplane* paling optimal untuk menciptakan pemisah antar-kelas dengan jarak (*margin*) maksimum. Dengan menerapkan fungsi kernel seperti *linear* atau RFB (*radial basis function*), SVM mampu mentransformasi data teks ke dalam ruang dimensi yang lebih luas sehingga mampu memisahkan kelas positif dan negatif secara lebih akurat.

Dataset dibagi menggunakan operator *Split Data* dengan rasio 8:2, kemudian masing-masing model dilatih menggunakan *Cross Validation* untuk memastikan hasil yang reliabel dan bebas dari bias pembagian data. Tahapan ini krusial untuk menjamin bahwa setiap bagian data digunakan, baik untuk proses pelatihan maupun pengujian secara bergantian, sehingga model memiliki kemampuan generalisasi yang baik saat diuji dengan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

#### E. Evaluasi Model

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur efektivitas model klasifikasi sentimen yang dibangun menggunakan algoritma *Random Forest* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Proses validasi menggunakan metode *Cross Validation* untuk memastikan hasil yang konsisten dan menghindari bias pada pembagian data tertentu. Kinerja model diukur menggunakan metrik akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-Score* guna menggambarkan ketepatan dan konsistensi klasifikasi. Selain itu, untuk melihat distribusi prediksi benar dan salah menggunakan analisis *confusion matrix* digunakan, sehingga dapat diketahui sejauh mana model mampu membedakan komentar dengan sentimen positif dan negatif secara efektif.

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

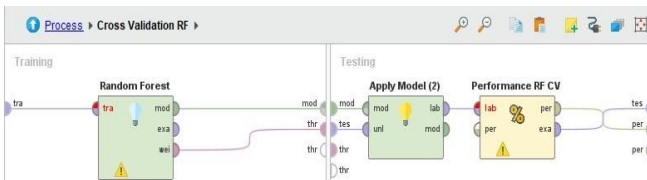
Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen publik terhadap topik reformasi pendidikan melalui komentar pengguna di YouTube. Data dikumpulkan dari video yang berjudul “Reformasi Pendidikan di Indonesia” menggunakan YouTube API dengan bantuan *Google Colab*. Komentar yang diperoleh kemudian dibersihkan dari *spam* dan duplikasi, serta dilakukan proses *text preprocessing* menggunakan RapidMiner yang meliputi transformasi huruf, tokenisasi, penghapusan *stopwords*, *stemming*, dan pembentukan *n-grams*.

Dataset yang telah melalui tahap *preprocessing* kemudian dilabeli secara acak dengan dua kategori utama, yakni sentimen positif dan negatif, dengan menggunakan rasio seimbang 50:50 untuk menghindari terjadinya bias kelas pada model. Setelah proses pelabelan selesai, data tersebut diimplementasikan ke dalam tahap pengembangan serta pengujian model klasifikasi sentimen dengan algoritma *Random Forest* dan *Support Vector Machine (SVM)*. Langkah ini diambil untuk mengevaluasi secara komparatif efektivitas masing-masing algoritma dalam menangani karakteristik teks yang kompleks serta menentukan metode

mana yang paling optimal untuk digunakan dalam konteks penelitian ini.

A. Hasil Klasifikasi dengan *Random Forest*

Model pertama yang digunakan adalah *Random Forest*, yaitu algoritma berbasis *ensemble learning* yang membangun sejumlah pohon keputusan (*Decision Tree*) dan menggabungkan hasilnya untuk meningkatkan ketepatan klasifikasi. Hasil model klasifikasi *Random Forest* dengan *Cross Validation* pada RapidMiner terlihat pada Gambar 4. Dan untuk hasil evaluasi model *Random Forest* ditunjukkan pada Tabel 2.



Gambar 4. Model Klasifikasi *Random Forest* dengan *Cross Validation*

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model *Random Forest*

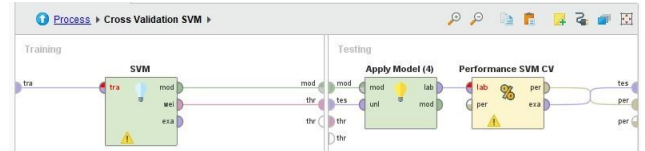
	True Positive	True Negative	Class Precision
Pred. Positive	491	1	99.80%
Pred. Negative	0	293	100.00%
Class Recall	100.00%	99.66%	
Accuracy (Micro Avg.)			99.87% ±0.402%

Algoritma *Random Forest* menunjukkan performa yang sangat unggul dalam mengklasifikasikan sentimen komentar Youtube terkait reformasi pendidikan. Berdasarkan hasil *Cross Validation*, model ini mencapai akurasi rata-rata sebesar 99,87% (±0,40%), yang berarti model mampu memprediksi hampir seluruh komentar dengan benar.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa kelas positif memiliki *precision* sebesar 99,80% dan *recall* sebesar 100%, sedangkan kelas negatif mencapai *precision* 100% dan *recall* 99,66%. Nilai yang sangat tinggi ini menandakan bahwa model dapat mengenali komentar dengan polaritas positif maupun negatif secara hampir sempurna tanpa mengalami kesalahan klasifikasi yang signifikan.

B. Hasil Klasifikasi dengan *Support Vector Machine* (SVM)

Model kedua yang digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM), yaitu metode klasifikasi berbasis *hyperplane* yang mencari pemisah terbaik antara dua kelas data. Hasil model klasifikasi SVM dengan *Cross Validation* pada RapidMiner terlihat pada Gambar 5. Dan hasil evaluasi model SVM ditunjukkan pada Tabel 3.



Gambar 5. Model Klasifikasi SVM dengan *Cross Validation*

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model SVM

	True Positive	True Negative	Class Precision
Pred. Positive	478	27	94.65%
Pred. Negative	13	2267	95.36%
Class Recall	90.43%	90.82%	
Accuracy (Micro Avg.)			90.58% ±3.78%

Model *Support Vector Machine* (SVM) memberikan hasil klasifikasi yang sangat baik dalam analisis sentimen komentar Youtube terkait reformasi pendidikan. Berdasarkan hasil *Cross Validation*, model ini mencapai tingkat akurasi sebesar 90,58% (±3,78%), dengan nilai *precision* dan *recall* yang tinggi pada kedua kelas sentimen.

Model mampu mengidentifikasi komentar positif dengan *precision* sebesar 94,65% dan *recall* sebesar 90,43%, menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam mengenali komentar berkonotasi positif. Sementara itu, untuk kelas negatif, model mencapai *precision* 95,36% dan *recall* 90,82%, menandakan keseimbangan performa yang solid di antara kedua kategori.

C. Pembahasan

Temuan dari penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* memberikan performa yang lebih unggul dibandingkan *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasikan sentimen komentar pengguna Youtube mengenai reformasi pendidikan di Indonesia. Hasil ini memperkuat studi sebelumnya yang menyatakan bahwa model *ensemble* seperti *Random Forest* umumnya menawarkan akurasi dan stabilitas yang lebih unggul pada data tekstual yang kompleks. Keunggulan tersebut disebabkan oleh kemampuannya dalam pembangunan jamak pohon keputusan (*decision tree*) dan diakhiri dengan proses voting untuk menentukan hasil klasifikasi akhir, sehingga mampu mengurangi kesalahan yang mungkin muncul dari satu pohon tunggal. Selain itu, metode ini lebih adaptif terhadap variasi gaya bahasa, kesalahan pengetikan, maupun konteks yang berbeda-beda dalam komentar pengguna, yang seringkali menjadi tantangan utama dalam analisis teks berbahasa alami.

Sementara itu, algoritma SVM mampu menghasilkan akurasi yang solid dan generalisasi yang mumpuni pada data dengan distribusi kelas yang relatif seimbang. Meski demikian, SVM menunjukkan keterbatasan dalam menginterpretasikan komentar yang bermakna ganda

(ambigu), seperti sarkasme atau kritik terselubung. Hal ini mengakibatkan adanya kesalahan klasifikasi pada data dengan batas kelas yang tidak jelas. Tabel 4. menyajikan beberapa contoh data yang mengalami kesalahan klasifikasi (*misclassification*) pada model SVM.

Tabel 4. Sampel Data *Misclassification* model SVM

Label	Prediction Label	Text
positive	negative	Smg pendidikan indonesia akan lebih baik kedepan
positive	negative	Kembalikan program pendidikan kayak program zaman H. Suharto.
negative	positive	Hapuskan zonasi Bpk
negative	positive	Sebaiknya pelajaran Sejarah Indonesia dan Sejarah Dunia

Analisis ini juga memberikan wawasan mengenai pola ekspresi masyarakat terhadap kebijakan pendidikan di ruang digital. Distribusi sentimen positif dan negatif dalam komentar mencerminkan dinamika opini publik terhadap reformasi pendidikan, yang mencakup dukungan terhadap pemerintah maupun kritik atas implementasi kebijakan. Hal ini menunjukkan bahwa media sosial seperti Youtube tidak hanya sebagai media hiburan, tetapi juga sebagai ruang diskusi dan partisipasi publik dalam mendiskusikan isu-isu nasional, termasuk pendidikan.

Selain itu, hasil penelitian ini membuktikan bahwa proses pra-pemrosesan teks (*text preprocessing*) yang sistematis merupakan faktor krusial dalam mengoptimalkan performa model klasifikasi. Tahapan seperti tokenisasi, stemming, dan eliminasi *stopwords* secara efektif membantu algoritma dalam mengenali pola kata yang relevan dengan polaritas sentimen. Dengan demikian, integritas data input sangat menentukan akurasi hasil klasifikasi.

Selain temuan utama yang menunjukkan keunggulan algoritma Random Forest, penelitian ini memiliki keterbatasan yang perlu diperhatikan. Pertama, ruang lingkup data yang terbatas pada platform Youtube menyebabkan hasil penelitian belum dapat merepresentasikan keseluruhan opini publik di berbagai media sosial. Karakteristik pengguna dan gaya bahasa pada setiap platform dapat berbeda, sehingga berpotensi memengaruhi hasil klasifikasi sentimen. Kedua, klasifikasi yang hanya menggunakan kategori biner (positif dan negatif), sehingga belum mampu mengakomodasi spektrum opini yang lebih kompleks, seperti komentar netral atau campuran yang sering muncul dalam komentar pengguna.

Keterbatasan lain terletak pada metode representasi teks yang diterapkan. Meskipun tahapan *preprocessing* seperti tokenisasi, stemming, dan penghapusan *stopwords* telah dilakukan secara sistematis, model masih bergantung pada representasi berbasis fitur sederhana yang belum sepenuhnya mampu menangkap konteks semantik secara mendalam, sehingga rentan terhadap kesalahan interpretasi pada komentar sarkastis atau implisit. Selain itu, penggunaan parameter standar (*default*) pada algoritma membuka peluang bahwa performa model belum mencapai titik

optimal karena belum melalui tahap optimasi hiperparameter (*hyperparameter tuning*).

Dari sisi hasil analisis, meskipun Random Forest menunjukkan akurasi yang sangat tinggi, perlu disikapi dengan cermat karena skor yang mendekati sempurna berpotensi mengindikasikan adanya bias data atau distribusi kelas yang tidak sepenuhnya seimbang. Hal ini terlihat dari confusion matrix yang menunjukkan jumlah kesalahan klasifikasi yang sangat kecil, sehingga diperlukan evaluasi tambahan seperti *cross-validation* yang lebih ketat atau penggunaan metrik evaluasi alternatif, untuk menjamin kemampuan generalisasi model terhadap data baru.

Sementara itu, performa SVM yang relatif lebih rendah dibandingkan Random Forest mengindikasikan bahwa model ini lebih sensitif terhadap kompleksitas data tekstual. Kesalahan klasifikasi pada SVM cenderung muncul akibat kesulitan dalam menentukan batas pemisah (*hyperplane*) optimal pada data yang memiliki distribusi non-linear atau gangguan (*noise*). Hal ini memperjelas bahwa efektivitas algoritma sangat ditentukan oleh karakteristik data yang digunakan, sehingga tidak ada satu metode yang selalu unggul dalam semua kondisi.

Secara keseluruhan, hasil analisis ini menegaskan bahwa meskipun model machine learning seperti Random Forest dan SVM mampu memberikan performa yang baik dalam klasifikasi sentimen, interpretasi hasil tetap harus dilakukan secara kritis dengan mempertimbangkan keterbatasan data, metode, dan konteks penelitian. Dengan demikian, hasil yang diperoleh tidak hanya dipandang sebagai angka performa semata, tetapi juga sebagai bagian dari proses analisis yang lebih luas dalam memahami dinamika opini publik di media sosial.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan pada hasil penelitian yang telah dipaparkan, dapat ditarik kesimpulan bahwa algoritma *Random Forest* memberikan performa yang lebih kompetitif dan unggul dibandingkan dengan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dalam melakukan klasifikasi sentimen komentar Youtube mengenai topik reformasi pendidikan di Indonesia. Model *Random Forest* mencapai tingkat akurasi yang sangat tinggi sebesar 99,87%, sedangkan SVM menghasilkan akurasi 90,57%. Performa *Random Forest* yang stabil dan presisi tinggi menunjukkan bahwa metode ini mampu mengenali perbedaan antara komentar positif dan negatif dengan sangat baik, serta lebih tangguh terhadap variasi bahasa dan konteks yang terdapat dalam teks komentar.

Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan *machine learning* dapat diimplementasikan secara efektif dalam menganalisis opini publik terhadap kebijakan pendidikan di era digital. Hasil analisis sentimen ini dapat dijadikan dasar bagi pembuat kebijakan, pendidik, dan lembaga pendidikan untuk memahami persepsi masyarakat secara lebih objektif serta menyusun strategi komunikasi publik yang lebih tepat sasaran. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berkontribusi dalam pengembangan metode analisis sentimen, tetapi juga memiliki nilai praktis dalam mendukung proses evaluasi dan perumusan kebijakan

pendidikan yang lebih responsif terhadap kebutuhan masyarakat.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar pengumpulan data diperluas, dengan mencakup berbagai platform media sosial seperti Twitter atau Instagram agar hasil analisis lebih representatif terhadap opini publik. Selain itu, kategori sentimen dapat diperluas dengan menambahkan kelas netral atau campuran untuk menangkap ekspresi komentar yang tidak sepenuhnya positif maupun negatif. Penelitian mendatang dapat menerapkan model berbasis *Deep Learning*, seperti BERT atau LSTM, yang mampu memahami konteks bahasa dengan lebih baik dan menangkap nuansa emosional secara lebih akurat, serta mengembangkan model hibrida (*hybrid model*) untuk meningkatkan akurasi, ketepatan analisis, serta kemampuan generalisasi terhadap data komentar yang kompleks dan beragam,

### REFERENSI

- [1] 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.
- [2] A. Susanto, I. Agung Dzulkarnain, P. Studi Statistika, and F. Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, "Analisis Sentimen Data Twitter Topik Ekonomi Dan Industri Dengan Metode Naive Bayes Dan Random Forest," *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, Oktober, vol. 2023, no. 20, pp. 59–65, doi: 10.5281/zenodo.8398895.
- [3] F. A. Abdullah, G. Nusantara Bakry, S. Fatimah, Z. Fibaeti, and I. Komunikasi, "MUKASI: Jurnal Ilmu Komunikasi Analisis Sentimen dan Jaringan Pada Video Youtube Malaka 'Memahami Danantara dengan Mudah,'" vol. 4, no. 3, pp. 750–761, 2025, doi: 10.54259/mukasi.v4i3.5162.
- [4] R. Tjut Adek, Z. Fitri, and S. C. Siregar, "Analisis Sentimen Komentar Pada Saluran Youtube Beauty Vlogger Berbahasa Indonesia Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Jurnal Algoritme*, vol. 5, no. 2, pp. 164–175, Apr. 2025, doi: 10.35957/algoritme.v5i2.9692.
- [5] N. Arita, "ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA YOUTUBE TERHADAP ANIME SPY X FAMILY BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 13, no. 3, Jul. 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i3.7362.
- [6] R. A. Firsttama, A. A. Arifiyanti, and D. S. Y. Kartika, "Analisis Sentimen Komentar Youtube Konferensi Tingkat Tinggi G20 Menggunakan Metode Naive Bayes," *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 6, no. 2, pp. 282–285, Apr. 2024, doi: 10.47233/jteksis.v6i2.1263.
- [7] A. N. Syafia, M. F. Hidayattullah, and W. Suteddy, "Studi Komparasi Algoritma SVM Dan Random Forest Pada Analisis Sentimen Komentar Youtube BTS," vol. 8, no. 3, 2023.
- [8] H. Al Rasyid Harpizon *et al.*, "Analisis Sentimen Komentar Di YouTube Tentang Ceramah Ustadz Abdul Somad Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Jurnal Nasional Komputasi dan Teknologi Informasi*, vol. 5, no. 1, 2022.
- [9] S. Risyani, J. K. Sihotang, A. L. Prastia, A. Putra, and R. Fahlapi, "Perbedaan Sistem Pendidikan Indonesia Dengan Negara-Negara Di Asia Tenggara," *Educatioanl Journal: General and Specific Research*, vol. 4, no. Juni, pp. 343–350, 2024.
- [10] L. Eko Wahyudi *et al.*, "Mengukur Kualitas Pendidikan di Indonesia," 2022. [Online]. Available: <https://jurnal.maarifnumalang.id/>
- [11] R. Rosdiana, F. Yuniar, D. A. Solihin, A. Amaliah, and S. Anwar, "Reformasi Pendidikan Global: Membangun Sistem Pendidikan yang Responsif terhadap Perubahan Sosial dan Teknologi," *Edu Cendikia: Jurnal Ilmiah Kependidikan*, vol. 4, no. 03, pp. 1825–1838, Dec. 2024, doi: 10.47709/educendikia.v4i03.5605.
- [12] D. Yunanda Putri, P. Studi Pendidikan Agama Islam, and S. Sangatta Kutai Timur, "Transformasi Pendidikan Indonesia di Era Reformasi: Analisis Perubahan, Tantangan, dan Harapan," *JIMU*, 2025.
- [13] A. Alhabeeb, M. Mohammed Abusharhah, T. Hariguna, and A. Rafi Hananto, "INTERNATIONAL JOURNAL ON INFORMATICS VISUALIZATION journal homepage: [www.joiv.org/index.php/joiv](http://www.joiv.org/index.php/joiv) INTERNATIONAL JOURNAL ON INFORMATICS VISUALIZATION An Investigation into Indonesian Students' Opinions on Educational Reforms through the Use of Machine Learning and Sentiment Analysis." [Online]. Available: [www.joiv.org/index.php/joiv](http://www.joiv.org/index.php/joiv)
- [14] F. Khusna, S. Nur'aini, K. Umam, and M. R. Handayani, "Evaluasi Efektivitas Support Vector Machine Dan Random Forest Dalam Klasifikasi Ulasan Pengguna Aplikasi Streaming Vidio," *JSiI | Jurnal Sistem Informasi*, vol. 12, no. 2, 2025.
- [15] *OECD Digital Education Outlook 2023*. in *OECD Digital Education Outlook*. OECD Publishing, 2023. doi: 10.1787/c74f03de-en.
- [16] S. Rifky, "Dampak Penggunaan Artificial Intelligence Bagi Pendidikan Tinggi," *Indonesian Journal of Multidisciplinary on Social and Technology*, vol. 2, no. 1, pp. 37–42, Feb. 2024, doi: 10.31004/ijmst.v2i1.287.
- [17] Chely Aulia Misrun, E. Haerani, M. Fikry, and E. Budianita, "Analisis sentimen komentar youtube terhadap Anies Baswedan sebagai bakal calon presiden 2024 menggunakan metode naive bayes classifier," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 4, no. 1, pp. 207–215, Apr. 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4790.
- [18] Asmara Andhini, Fadilah Nuria Handayani, Intan Diasih, and Nurmalitasari, "Analisis Sentimen Opini Publik pada Channel Youtube Mata Najwa Menggunakan Metode SVM," *Jurnal Teknik*

- 
- Informatika dan Teknologi Informasi*, vol. 5, no. 2, pp. 139–154, Jul. 2025, doi: 10.55606/jutiti.v5i2.5426.
- [19] A. N. Nurkalyisah, A. Triayudi, and I. D. Sholihati, “Analisis Sentimen pada Twitter Berbahasa Indonesia Terhadap Penurunan Performa Layanan Indihome dan Telkomsel,” *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi (JustiIN)*, vol. 10, no. 4, p. 387, Dec. 2022, doi: 10.26418/justin.v10i4.50858.
- [20] N. Rochmawati, A. Khanif 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,” 2025. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [21] O. Audrey, D. E. Ratnawati, and I. Arwani, “Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Opini Non Fungible Token di Indonesia Menggunakan Algoritma Random Forest Classifier,” 2022. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [22] S. Raihan Putri and L. Rosnita, “Sentiment Analysis of Youtube and Gotube Reviews on Google Play Using the Support Vector Machine (SVM) Method in Indonesia,” 2025. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [23] N. K. T. A. Saputri, I. G. A. Gunadi, and I. M. G. Sunarya, “Analisis Sentimen Pelayanan Daring di Fakultas Teknik dan Kejuruan Universitas Pendidikan Ganesha Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan LSTM,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 3, pp. 1120–1129, Jul. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i3.1336.
-