

PUBLIC SENTIMENT ANALYSIS ON DIRTY VOTE MOVIE ON YOUTUBE USING RANDOM FOREST AND NAÏVE BAYES

ANALISIS SENTIMEN PUBLIK PADA FILM DIRTY VOTE DI YOUTUBE MENGGUNAKAN RANDOM FOREST DAN NAÏVE BAYES

Christ Mario¹, Ryan Randy Suryono²

^{1,2} Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Teknokrat Indonesia, Bandar Lampung, Indonesia

Email: christ_mario@teknokrat.ac.id¹, ryan@teknokrat.ac.id²

Abstract - In early 2024, the film *Dirty Vote* attracted public attention, sparking discussions on YouTube. Understanding public sentiment towards this film is important for evaluating the reception of the work and its impact on public opinion. This study analyses 4,551 YouTube comments using the Random Forest and Naïve Bayes algorithms. The data was collected using the Apify platform, which allows the extraction of comment data based on video links and the desired amount of data. The analysis results show that the film received more negative comments than positive, reflecting the public's reception of the socio-political issues raised in the film. This dominance of negative sentiment is important for understanding how the film's message is received, which could influence marketing strategies and the film's reception in the digital media industry. This study also compares the effectiveness of both algorithms in sentiment analysis, with Random Forest being more effective at identifying positive sentiment, while Naïve Bayes is more efficient, though less accurate at capturing positive sentiment. These findings provide insights for developers and analysts in selecting the appropriate algorithm for sentiment analysis applications on social media.

Keywords - Digital Media, Film, Naïve Bayes, Public Opinion, Random Forest.

Abstrak - Pada awal tahun 2024, film *Dirty Vote* menarik perhatian publik dan memicu diskusi di Indonesia. Memahami sentimen publik terhadap film ini penting untuk mengevaluasi penerimaan karya dan dampaknya terhadap opini masyarakat. Penelitian ini menganalisis 4.551 komentar YouTube menggunakan algoritma Random Forest dan Naïve Bayes. Data dikumpulkan menggunakan platform Apify, yang memungkinkan ekstraksi data komentar berdasarkan video dan jumlah data yang diinginkan. Hasil analisis menunjukkan bahwa film ini mendapat lebih banyak komentar negatif dibandingkan positif, yang mencerminkan pandangan publik terhadap isu sosial-politik yang diangkat dalam film. Dominasi sentimen negatif ini penting untuk memahami bagaimana pesan film diterima, yang dapat berpengaruh pada strategi pemasaran dan penerimaan film dalam industri media digital. Penelitian ini juga membandingkan efektivitas kedua algoritma dalam analisis sentimen, dengan Random Forest lebih efektif dalam mengidentifikasi sentimen positif, sementara Naïve Bayes lebih efisien meskipun kurang akurat dalam menangkap sentimen positif. Temuan ini memberikan wawasan bagi pengembang dan analis dalam memilih algoritma yang tepat untuk aplikasi analisis sentimen pada media sosial.

Kata Kunci - Media Digital, Film, Naïve Bayes, Opini Publik, Random Forest.

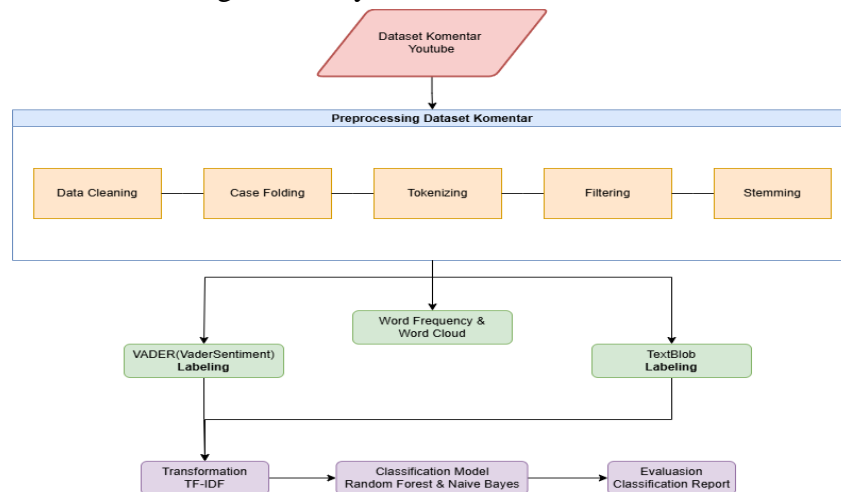
I. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang semakin berkembang pesat, media sosial seperti YouTube telah berkembang menjadi platform utama untuk berbagai jenis konten, termasuk film documenter *Dirty Vote*. Fenomena yang ada sekarang ini tidak hanya membuka ruang bagi para pembuat film untuk berhubungan langsung dengan khalayak baru, tetapi juga mengubah cara penonton melihat dan merespons karya audiovisual [1][2]. Film *Dirty Vote* ini memicu diskusi besar di Indonesia, terutama terkait isu-isu di tengah pemilu presiden dan wakil presiden Indonesia pada tahun 2024 di mana masalah integritas dan manipulasi suara menjadi pembicaraan utama. Memahami sentimen penonton terhadap film ini sangat penting untuk menggali reaksi mereka, baik positif atau negatif serta faktor yang mempengaruhi pandangan mereka. Salah satu aspek dari proses text mining adalah analisis sentiment, bertujuan untuk mengelompokkan teks berdasarkan elemen-elemen yang ditemukan dalamnya, menggunakan algoritma seperti Random Forest dan Naive Bayes untuk mengidentifikasi sentimen penonton[3][4]. Dengan menggunakan kedua algoritma ini, penelitian ini bertujuan untuk memberikan wawasan akurat tentang bagaimana penonton merespons film tersebut[5]. Teknik ini dapat menggali pola dalam data untuk memahami apakah film ini diterima dengan antusias atau sebaliknya, serta apa yang mempengaruhi persepsi penonton[6][7]. Penelitian utama adalah bagaimana sentimen penonton terhadap film *Dirty Vote* mencerminkan persepsi mereka terhadap isu-isu politik yang diangkat dalam film, dan bagaimana perbedaan sentiment penonton tersebut. Dari temuan analisis ini, kita dapat mengetahui bagaimana *feedback* penonton tentang film *Dirty Vote* ini dalam menilai konten. Oleh karena itu, penelitian ini tidak hanya memberikan pemahaman mendalam mengenai respon serta juga cara pandang atau opini penonton, namun juga menguji reliabilitas kedua metode analisis tersebut dalam konteks tersebut serta apakah pada film *Dirty Vote* ini mempengaruhi penonton dalam pemilu presiden Indonesia pada tahun 2024[8].

II. SIGNIFIKANSI STUDI

Pada penelitian ini, analisis sentimen berfokus pada komentar di platform YouTube tentang film *Dirty Vote* dengan memanfaatkan *Google Colab* serta bahasa pemrograman Python. Metodologi penelitian ini mencakup berbagai langkah, dari pengumpulan data hingga evaluasi model, untuk memastikan analisis sentimen yang akurat dan relevan. Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam kajian terkait analisis opini publik di platform YouTube, khususnya terhadap film dokumenter yang membahas isu sosial-politik seperti *Dirty Vote*. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan tambahan mengenai pola sentimen publik terhadap konten bermuatan isu krusial di media sosial[9]. Pada tahap pengumpulan data komentar film *Dirty Vote*, situs web *Apify* digunakan untuk mengambil data komentar dari *YouTube*. Data yang telah dikumpulkan kemudian diproses menggunakan teknik pembersihan dan pra-pemrosesan untuk menghapus dan mengubah kata-kata yang tidak relevan, serta hanya memilih kolom teks atau komentar dalam dataset[1]. Selain itu, penelitian ini merupakan salah satu studi awal yang secara spesifik menganalisis sentimen publik terhadap film *Dirty Vote* di platform YouTube, sehingga berkontribusi pada pemahaman bagaimana opini publik terbentuk di media digital. Selanjutnya, dilakukan penerjemahan untuk menjamin keselarasan bahasa yang sama agar data opini dapat dikelompokkan dengan pelabelan menjadi dua kategori sentimen: negatif dan positif. Pelabelan yang akan dilakukan selanjutnya didasarkan pada konteks opini yang telah dikumpulkan. Visualisasi diciptakan untuk menunjukkan kata-kata yang sering muncul dengan cara yang visual. Setelah itu dilakukan klasifikasi menggunakan *Random Forest* dan *Naive Bayes* yang dipilih karena keunggulannya dalam menangani data teks dan memberikan akurasi yang baik

pada data berlabel dengan dimensi tinggi. Random Forest dipilih karena kemampuannya menangani *overfitting* melalui mekanisme *bagging* dan menggabungkan banyak pohon keputusan untuk meningkatkan performa klasifikasi. Sementara itu, Naive Bayes dipilih karena sifatnya yang cepat dan efisien dalam memproses data teks dengan asumsi independensi antar fitur, menjadikannya sangat sesuai untuk analisis sentimen[10][11]. Pelabelan akan dilakukan berdasarkan konteks opini yang telah dikumpulkan. Visualisasi dibuat untuk menunjukkan kata-kata yang sering muncul dalam bentuk visual. Selanjutnya, klasifikasi dilakukan menggunakan *Random Forest* dan *Naive Bayes* untuk kedua kategori sentimen, dengan tujuan mengelompokkan opini yang terkumpul ke dalam kategori sentimen yang tepat. Terakhir, dilakukan evaluasi kinerja masing-masing algoritma dengan menggunakan *classification report* untuk menilai akurasi analisis sentimen komentar tentang film Dirty Vote[12].



Gambar 1. Alur Proses Analisis Sentiment

A. Data Collection

Metode crawling untuk mengumpulkan data komentar dari platform *YouTube* dilakukan menggunakan website *Apify*. *Apify* adalah sebuah platform yang memungkinkan pengguna untuk mengotomatiskan proses pengumpulan data dari berbagai sumber *online*, termasuk *YouTube*. Dalam penggunaannya, pengguna dapat menentukan parameter tertentu seperti tautan video yang menjadi target pengumpulan data serta jumlah data yang diinginkan. Setelah semua parameter diatur sesuai kebutuhan, proses *crawling* akan dilakukan secara otomatis. Hasil dari proses ini akan disajikan dalam bentuk dataset yang dapat diunduh dalam berbagai format, seperti CSV, untuk keperluan analisis atau pemrosesan lebih lanjut[1].

B. Data Collection

Sebelum digunakan sebagai data latih untuk model yang akan dibuat, pra-pemrosesan dilakukan setelah mengumpulkan dataset komentar. Tahap ini mencakup berbagai tindakan yaitu :

- *Data Cleaning* adalah proses yang bertujuan untuk membersihkan data dari elemen yang tidak relevan. Ini termasuk menghilangkan tanda baca, simbol, URL, data duplikat, dan data kosong. Tujuan dari proses ini adalah untuk menghasilkan data yang lebih bersih untuk analisis[13].
- *Case Folding*, dalam langkah ini semua huruf dalam teks diubah menjadi huruf kecil. Sehingga perbedaan kapitalisasi tidak mempengaruhi analisis, proses ini berguna untuk menyamakan format penulisan[13].

- *Tokenizing*, Dalam proses tokenisasi, teks dibagi menjadi token kecil, yang dapat berupa kata, frasa, atau simbol, tergantung pada kebutuhan analisis[13].
- *Filtering*, Pada titik ini, kata-kata yang tidak relevan, seperti stopwords seperti "dan", "atau", "yang", dan sebagainya akan disaring. *Filtering* memungkinkan analisis difokuskan pada kata-kata yang penting[13].
- *Stemming* adalah proses mengubah kata menjadi bentuk aslinya dengan menghilangkan imbuhan di awal, tengah, dan akhir kata. Sebagai contoh, kata "bermain" diubah menjadi "main". Metode ini menjamin konsistensi analisis teks[13].

C. Labeling

Proses pelabelan data dilakukan dengan memanfaatkan pustaka/library *vaderSentiment* dan *TextBlob* yang menghasilkan label dengan sentimen positif dan negatif[14]. Pada langkah berikutnya, proses ekstraksi fitur dilakukan menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF)[15][16]. Metode ini menilai kata-kata yang sering muncul dalam satu dokumen tetapi jarang di seluruh koleksi dokumen. Penggunaan metode TF-IDF dalam penelitian ini memberikan pendekatan yang sistematis dan kuat untuk mengekstraksi fitur kata-kata penting dalam teks komentar.

D. Classification Model

Algoritma pemodelan klasifikasi *Random Forest* membuat sejumlah pohon keputusan secara acak pada berbagai subset data pelatihan dan menggabungkan prediksi dari masing-masing pohon untuk menghasilkan model prediksi berdasarkan kombinasi dari banyak pohon keputusan[11]. Algoritma ini menentukan hasil akhir berdasarkan mayoritas suara untuk klasifikasi atau rata-rata untuk regresi. *Random Forest* dipilih karena robust terhadap overfitting dan bekerja efektif dengan dataset besar yang memiliki banyak fitur, seperti teks komentar YouTube. Selanjutnya, algoritma *Naive Bayes* adalah algoritma klasifikasi yang berdasarkan pada teorema Bayes dengan asumsi independensi antara fitur-fitur. Untuk memprediksi kelas sebuah data, algoritma ini menggunakan perhitungan probabilitas, yang didasarkan pada distribusi probabilitas dari fitur-fiturnya[17]. Keputusan menggunakan *Naive Bayes* diperkuat oleh sifat algoritma ini yang sederhana namun efisien, terutama dalam data yang memiliki jumlah dimensi tinggi dan cocok untuk data teks.

E. Evaluation Model

Akhir dari penelitian ini adalah untuk menilai efektivitas model klasifikasi dengan memanfaatkan *Classification Report* guna membandingkan hasil prediksi model dengan nilai aktual dari data uji. Dengan menggunakan *Classification Report*, peneliti dapat mengevaluasi akurasi, presisi, recall, dan F1-Score, yang memberikan wawasan yang lebih dalam mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasikan kelas secara bersamaan[11]. Penilaian ini membantu memahami kontribusi masing-masing metode serta memberikan dasar yang kuat untuk memilih model terbaik dalam menganalisis sentimen komentar publik.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan data dari komentar pengguna media sosial *YouTube*. Metode *crawling* yang digunakan dalam penelitian ini memanfaatkan platform Apify, yaitu sebuah alat yang memungkinkan ekstraksi data secara otomatis dari berbagai sumber di internet, termasuk komentar di media sosial seperti *YouTube*[7]. Metode ini dilakukan dengan memilih film *Dirty Vote* sebagai sumber komentar, kemudian mengunduh data komentar secara sistematis. Terdapat total 4551 komentar yang berhasil dikumpulkan dari berbagai film *dirty vote*, dan kemudian diproses melalui tahap *preprocessing* data, yang merupakan proses yang membutuhkan banyak langkah dan eksekusi dengan baik untuk memaksimalkan hasil[18].

TABEL I
DATA KOMENTAR YOUTUBE

No	Text
1	Bua ha ha hak cuiy 🤢 konten sampah, tai busuk di depan hidung tidak kecium, terasi di pulau seberang diendus-endus 🤢
2	FILM DIRTY VOTE DISEBARKAN PADA MASA TENANG JELANG HARI "H" PENCOBLOSAN, DIKEMAS DENGAN HIMBAUAN AGAR MELAKUKAN PENGHUKUMAN YAA YA INILAH PROPAGANDA LICIK BERKEDOK EDUKASI TAPI 96 JUTA LEBIH RAKYAT INDONESIA TELAH MENJAWABNYA DENGAN MENCOBLOS PRABOWO DI TPS TPS PADA 14 FEBRUARI 2024.. UNGGUL UNTUK PRABOWO, GAGAL TOTAL UNTUK PROPAGANDA LICIK!
3	nanti kedepannya pasti yg jdi presiden dan wakil yg ada keturunan ama presiden sebelumnya, buat apa demokrasi klo dari awal sudah di atur. sekalian aja hpus demokrasi jdi negara raja
4	Film edukasi yang keren. Mencerdaskan bangsa tentang kebusukan pemimpin negara saat ini. Tapi kita bisa apa sekarang. Tinggal tunggu pengadilan akhirat untuk pemimpin dzolim 🤢🤢🤢
5	Biarkan filem ini menjadi sejarah tuntunan atas kebenaran itu sendiri memanusiaakan manusia seutuhnya tidak membela pihak mana pun

A. *Pra-Pemrosesan Data*

Pada data cleaning, dilakukan penghapusan tanda baca, simbol, emoji, dan tautan, kemudian dilanjutkan dengan *case folding* yang pengubahan huruf menjadi kecil. Tahapan berikutnya adalah *tokenizing*, yaitu memecah kalimat menjadi kata-kata individu, kemudian dilanjutkan dengan tahapan *filtering* yang menghapus kata-kata yang tidak penting pada hasil *tokenizing*. Terakhir, dilakukan tahapan *stemming* untuk menghapus kata imbuhan dan mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Setelah melewati langkah pra-pemrosesan, data teks menjadi lebih terstruktur, bersih, dan siap untuk proses analisis sentimen[5]. Ini berkontribusi pada peningkatan mutu dan ketepatan hasil analisis serta efektivitas dalam pengolahan data.

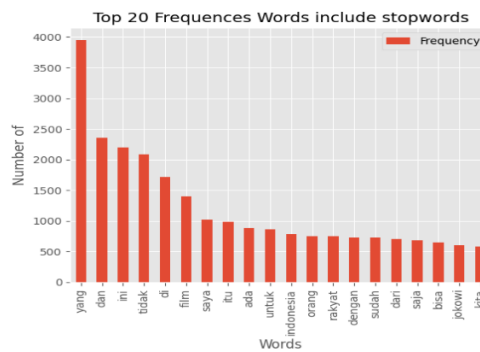
TABEL II
PRA-PEMROSESAN DATA

Tahapan	Hasil
Data Komentar	Kalian semua yg komen dan ada disini sedang di giring ke saling benci satu sama lain, bukannya secara gars besar politik itu tidak ada yg jujur ,siapun itu selma ada di dunia politik ..jadi jngan lah terpecah belah ,semoga saja indonesia ini menjadi lebih baik .
Data Cleaning	Kalian semua yang komen dan ada disini sedang di giring ke saling benci satu sama lain bukannya secara gars besar politik itu tidak ada yang jujur siapapun itu selma ada di dunia politik jadi jngan lah terpecah belah semoga saja indonesia ini menjadi lebih baik
Casse Folding	kalian semua yang komen dan ada disini sedang di giring ke saling benci satu sama lain bukannya secara gars besar politik itu tidak ada yang jujur siapapun itu selma ada di dunia politik jadi jngan lah terpecah belah semoga saja indonesia ini menjadi lebih baik

Tokenizing	['kalian', 'semua', 'yang', 'komen', 'dan', 'ada', 'disini', 'sedang', 'di', 'giring', 'ke', 'saling', 'benci', 'satu', 'sama', 'lain', 'bukannya', 'secara', 'gars', 'besar', 'politik', 'itu', 'tidak', 'ada', 'yang', 'jujur', 'siapapun', 'itu', 'selma', 'ada', 'di', 'dunia', 'politik', 'jadi', 'jngan', 'lah', 'terpecah', 'belah', 'semoga', 'saja', 'indonesia', 'ini', 'menjadi', 'lebih', 'baik']
Filtering	['komen', 'giring', 'benci', 'garis', 'politik', 'jujur', 'selama', 'dunia', 'politik', 'jangan', 'pecah', 'belah', 'moga', 'indonesia']
Stemming	komen giring benci garis politik jujur selama dunia politik jangan pecah belah moga indonesia

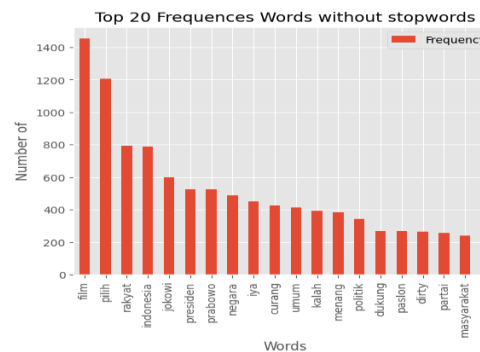
B. Word Frequency

Word frequency analysis dilakukan untuk memahami pola kata yang sering muncul dalam komentar yang dikumpulkan dari film Dirty Vote. Analisis dilakukan dalam dua tahap: sebelum dan sesudah menghilangkan stopwords. Pada gambar 1 dibawah, sebelum stopwords dihapus, kata-kata umum seperti "yang", "dan", dan "ini" mendominasi daftar 20 kata teratas. Kata-kata ini memiliki frekuensi tinggi karena sifatnya yang generik dan sering digunakan dalam bahasa Indonesia, namun kurang memberikan informasi khusus tentang konteks pembahasan komentar.



Gambar 2. Top 20 Frequences Words Dengan StopWords

Pada gambar 3 dibawah setelah stopwords dihapus, hasilnya lebih terfokus pada kata-kata bermakna yang relevan dengan topik diskusi. Kata "film", "pilih", dan "rakyat" menjadi beberapa kata dengan frekuensi tertinggi. Hal ini menunjukkan adanya keterkaitan yang kuat dengan tema politik, pemilu, dan kritik sosial yang menjadi inti dari pembahasan Dirty Vote.

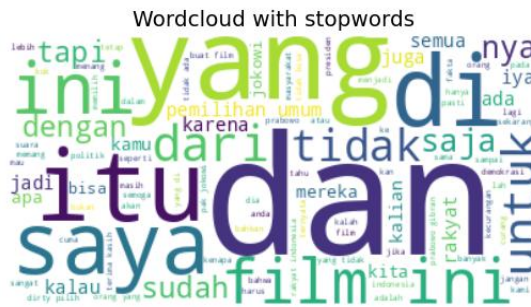


Gambar 3. Top 20 Frequences Words Tanpa StopWords

Penghapusan stopwords terbukti efektif untuk meningkatkan relevansi data dalam analisis frekuensi kata. Sebelum stopwords dihilangkan, data didominasi oleh kata-kata umum yang kurang informatif. Setelahnya, analisis memberikan wawasan lebih mendalam mengenai tema utama dalam komentar, seperti politik, pemilu, dan kritik terhadap kondisi sosial. Hasil ini menunjukkan bahwa langkah preprocessing data, khususnya penghapusan stopwords, sangat penting untuk mendapatkan hasil analisis yang lebih tajam dan kontekstual.

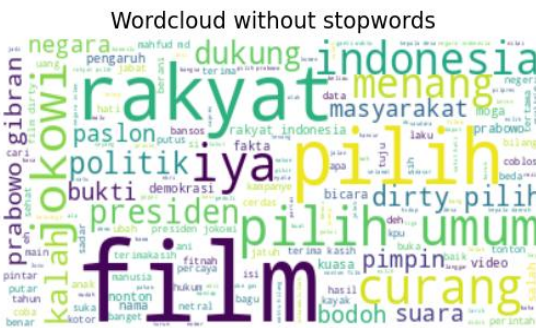
C. *Word Cloud Dengan StopWords dan Tanpa StopWord*

Analisis *wordcloud* dilakukan untuk memvisualisasikan kata-kata yang sering muncul dalam komentar yang dikumpulkan dari film Dirty Vote. Visualisasi dilakukan dalam dua tahap: sebelum dan sesudah menghilangkan *stopwords*.



Gambar 4. *Word Cloud Dengan StopWords*

Pada gambar 4 diatas tahap pertama, *wordcloud* sebelum penghapusan *stopwords* menampilkan kata-kata seperti "yang," "dan," dan "ini" dengan ukuran besar. Kata-kata ini mendominasi visualisasi karena merupakan kata-kata umum dalam bahasa Indonesia, meskipun tidak memberikan banyak informasi spesifik tentang konteks diskusi dalam komentar.

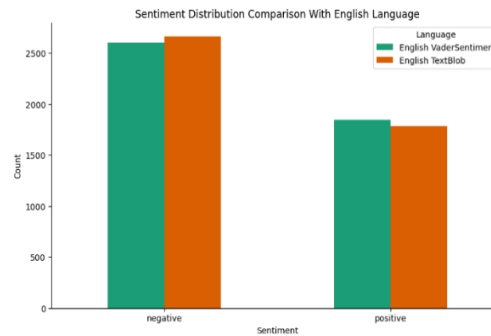


Gambar 5. *Word Cloud Tanpa StopWords*

Setelah *stopwords* dihilangkan, *wordcloud* menunjukkan hasil yang lebih relevan, dengan kata-kata seperti "film," "pilih," dan "rakyat" tampil dominan. Visualisasi ini mencerminkan tema utama dari komentar, seperti pembahasan terkait politik, pemilu, serta kritik sosial yang selaras dengan konteks film Dirty Vote. Transformasi *wordcloud* sebelum dan sesudah penghapusan *stopwords* menegaskan pentingnya proses preprocessing dalam analisis data teks. Tanpa penghapusan, visualisasi hanya menonjolkan kata-kata umum yang tidak terlalu informatif. Sebaliknya, setelah penghapusan *stopwords*, *wordcloud* memberikan gambaran yang lebih fokus dan membantu mengungkap tema utama dari diskusi. Langkah ini esensial untuk menghasilkan visualisasi yang akurat dan bermakna.

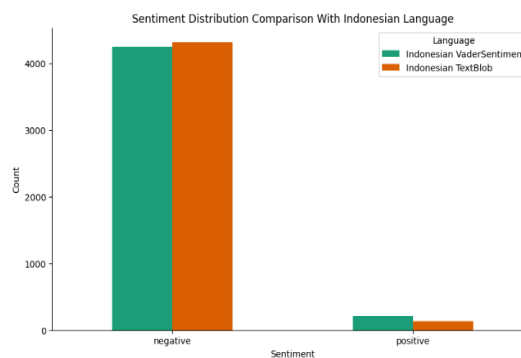
D. *Komparasi Antara TextBlob Library Dengan (VADER) VaderSentiment*

Dalam penelitian ini, terdapat grafik yang membandingkan hasil analisis sentimen dari dua library populer, yaitu *TextBlob* dan *VADER* (*VaderSentiment*), untuk data dalam dua bahasa: Indonesia dan Inggris.



Gambar 6. *Sentiment Bar English Language*

Pada data bahasa Inggris, *TextBlob* menunjukkan distribusi sentimen yang lebih seimbang antara positif dan negatif. Namun, pada data bahasa Indonesia, sentimen negatif mendominasi dengan kontribusi sentimen positif yang hampir tidak signifikan. Hal ini menunjukkan bahwa *TextBlob* lebih cocok untuk analisis sentimen pada bahasa Inggris, tetapi kurang efektif untuk bahasa Indonesia karena keterbatasan dukungan terhadap leksikon lokal[19].



Gambar 7. *Sentiment Bar Indonesian Language*

Sebaliknya, *VADER* memberikan hasil yang lebih baik untuk kedua bahasa. Pada data bahasa Inggris, *VADER* mampu menangkap keseimbangan sentimen dengan baik, terutama pada teks informal. Namun, pada data bahasa Indonesia, meskipun hasilnya lebih baik daripada *TextBlob*, sentimen negatif tetap mendominasi[14]. Dominasi sentimen negatif dalam komentar menunjukkan adanya ketidakpuasan atau kritik dari sebagian penonton terhadap narasi yang disajikan dalam film *Dirty Vote*. Hal ini mengindikasikan bahwa penerimaan publik terhadap film ini terpolarisasi, kemungkinan dipengaruhi oleh perbedaan pandangan politik serta sensitivitas terhadap isu-isu yang diangkat. Implikasi ini penting untuk memahami bagaimana karya-karya dokumenter bertema politik dapat memicu reaksi emosional yang beragam di tengah audiens[9]. Sebaliknya, sentimen yang lebih seimbang pada data berbahasa Inggris menunjukkan penerimaan yang lebih moderat. Hal ini mengindikasikan bahwa audiens internasional atau audiens yang menggunakan bahasa Inggris cenderung lebih objektif dalam menyikapi konten film. Perbedaan ini dapat memberikan wawasan tentang bagaimana persepsi publik dipengaruhi oleh faktor bahasa dan konteks sosial-politik di masing-masing audiens.

E. Hasil Klasifikasi Model Naïve Bayes Dan Random Forest

Random Forest adalah algoritma *machine learning* berbasis ensemble yang menggabungkan prediksi dari banyak *decision tree* untuk menghasilkan keputusan yang lebih akurat dan stabil. Algoritma ini bekerja dengan cara membangun sejumlah *decision tree* selama proses pelatihan, di mana setiap pohon dilatih dengan subset data yang dipilih secara acak menggunakan teknik *bootstrap aggregation (bagging)*. Evaluasi performa kedua algoritma ini dilakukan pada dataset

TextBlob dan *VADER* untuk bahasa Indonesia dan Inggris. Hasil evaluasi mencakup metrik akurasi, precision, recall, F1-score.

TABEL III
LAPORAN HASIL KLASIFIKASI NAIVE BAYES

Method	Accuracy Score	
	Dataset Indonesia	Dataset English
TextBlob	0,97	0,77
VaderSentiment	0,97	0,75

Pada analisis menggunakan *Naive Bayes*, performa model dengan dataset *TextBlob* dan *VADER* menunjukkan hasil yang beragam antara bahasa Indonesia dan Inggris. Untuk dataset bahasa Indonesia, baik *TextBlob* maupun *VADER* menghasilkan akurasi yang sama tinggi di 97.42%, namun *VADER* memiliki kemampuan yang sedikit lebih baik dalam menangkap sentimen positif, dengan recall 15% dibandingkan *TextBlob* yang hanya 8%. Sementara itu, pada dataset bahasa Inggris, *TextBlob* lebih unggul dengan akurasi 77.41% dan f1-score positif 0.66, dibandingkan *VADER* dengan akurasi 75.84% dan f1-score positif 0.64. Hal ini menunjukkan bahwa *Naive Bayes* lebih efektif dalam menangani dataset bahasa Indonesia dengan *VADER*, namun untuk bahasa Inggris, *TextBlob* memberikan keseimbangan yang lebih baik antara sentimen positif dan negatif.

TABEL IV
LAPORAN HASIL KLASIFIKASI RANDOM FOREST

Method	Accuracy Score	
	Dataset Indonesia	Dataset English
TextBlob	0,98	0,81
VaderSentiment	0,99	0,77

Pada analisis menggunakan *Random Forest*, terdapat peningkatan signifikan dalam performa model dibandingkan *Naive Bayes*, terutama dalam menangkap sentimen positif. Untuk dataset bahasa Indonesia, akurasi model dengan *TextBlob* mencapai 97.98%, namun recall sentimen positif hanya meningkat ke 28%. Sebaliknya, *VADER* memberikan performa lebih baik dengan akurasi tertinggi di 98.76% dan recall positif 59%, menunjukkan keseimbangan yang lebih baik antara kedua kelas sentimen. Untuk dataset bahasa Inggris, *TextBlob* menunjukkan performa unggul dengan akurasi 81.01% dan f1-score positif 0.73, dibandingkan *VADER* yang memiliki akurasi 77.19% dan f1-score positif 0.69. Hasil ini mengindikasikan bahwa *Random Forest* lebih cocok untuk meningkatkan keseimbangan prediksi sentimen positif, terutama saat digunakan dengan *TextBlob* untuk bahasa Inggris, dan dengan *VADER* untuk bahasa Indonesia.

TABEL V
LAPORAN HASIL KLASIFIKASI RANDOM FOREST DAN NAIVE BAYES

Model	Dataset	Akurasi (%)	Recall Positif (%)	F1-Score Positif	Recall Negatif (%)
Naive Bayes	TextBlob (ID)	97.42	8	0.15	100
Naive Bayes	Vader (ID)	97.42	15	0.26	100
Naive Bayes	TextBlob (EN)	77.41	54	0.66	93
Naive Bayes	Vader (EN)	75.84	55	0.64	90
Random Forest	TextBlob (ID)	97.98	28	0.44	100
Random Forest	Vader (ID)	98.76	59	0.74	100
Random Forest	TextBlob (EN)	81.01	66	0.73	91

Dalam analisis efisiensi model, terdapat perbedaan mencolok antara kinerja *Naive Bayes* dan *Random Forest* berdasarkan metrik precision, recall, dan f1-score, terutama pada prediksi sentimen positif. Pada dataset bahasa Indonesia, *Random Forest* secara konsisten menunjukkan keunggulan dibandingkan *Naive Bayes*. Misalnya, dengan *TextBlob*, recall positif meningkat dari 8% (*Naive Bayes*) menjadi 28% (*Random Forest*), dan dengan *VADER*, recall positif meningkat lebih signifikan, dari 15% ke 59%, dengan akurasi mencapai 98.76%. Sementara itu, pada dataset bahasa Inggris, *TextBlob* menunjukkan kinerja yang lebih baik dibandingkan *VADER* dalam hal f1-score positif untuk kedua model. Dengan *Random Forest*, *TextBlob* menghasilkan f1-score positif 0.73 dibandingkan 0.69 pada *VADER*. Namun, meskipun *Random Forest* menunjukkan performa keseluruhan yang lebih baik, *Naive Bayes* tetap menjadi alternatif yang efisien untuk dataset bahasa Indonesia ketika fokusnya hanya pada sentimen negatif, karena recall negatif tetap di angka 100% pada semua kombinasi. Hal ini menunjukkan bahwa efisiensi model sangat bergantung pada kebutuhan analisis: apakah fokus pada akurasi keseluruhan atau keseimbangan prediksi sentimen positif dan negatif. Meskipun *Random Forest* menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan *Naive Bayes* dalam hal akurasi dan keseimbangan prediksi sentimen positif dan negatif, metode ini memiliki keterbatasan dalam hal komputasi yang lebih berat dan waktu pemrosesan yang lebih lama, terutama pada dataset besar. Sebaliknya, *Naive Bayes* memiliki keunggulan dalam efisiensi dan kecepatan pemrosesan, namun memiliki kelemahan dalam menangani dataset dengan distribusi yang tidak seimbang atau fitur yang saling bergantung. Selain itu, metode crawling menggunakan Apify memiliki keterbatasan dalam memastikan kualitas data, seperti potensi adanya komentar spam. Oleh karena itu, pemilihan metode harus disesuaikan dengan kebutuhan analisis, antara prioritas efisiensi atau akurasi.

Hasil penelitian ini konsisten dengan studi serupa yang menggunakan algoritma *Random Forest* dan *Naive Bayes* dalam analisis sentimen. Misalnya, penelitian oleh Yasir dan Suraji[6] menemukan bahwa *Random Forest* memberikan akurasi lebih tinggi dibandingkan *Naive Bayes* dalam menangani data komentar media sosial terkait isu sosial-politik. Namun, penelitian ini menunjukkan keunikan dalam fokus pada isu politik dalam film *Dirty Vote*, di mana sentimen negatif mendominasi, terutama pada analisis menggunakan *VADER* dan *TextBlob* untuk bahasa Indonesia. Hal ini memperluas pemahaman bahwa performa model dapat bervariasi tergantung pada konteks data dan isu yang dianalisis.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa kedua library, *TextBlob* dan *VADER*, memiliki keunggulan dan kelemahan dalam analisis sentimen tergantung pada bahasa yang digunakan. *TextBlob* lebih unggul untuk bahasa Inggris, terutama pada teks formal, dengan performa yang seimbang dalam menangkap sentimen positif dan negatif. Namun, *TextBlob* kurang efektif untuk bahasa Indonesia karena keterbatasan dukungan terhadap leksikon lokal. Di sisi lain, *VADER* menunjukkan performa yang lebih baik secara keseluruhan, terutama dalam menangkap nuansa emosi pada bahasa Inggris, termasuk teks informal. Meski begitu, *VADER* memiliki keterbatasan dalam menganalisis sentimen bahasa Indonesia, di mana prediksi sentimen cenderung didominasi oleh sentimen negatif. Secara spesifik, *Naive Bayes* menunjukkan performa yang memadai untuk menangkap sentimen negatif pada dataset bahasa Indonesia dan Inggris, tetapi memiliki kelemahan dalam prediksi sentimen positif, terutama pada bahasa Indonesia. *Random Forest*, di sisi lain, memberikan hasil yang lebih unggul dalam keseluruhan metrik, terutama dalam meningkatkan recall dan f1-score untuk sentimen positif. Untuk bahasa Indonesia, kombinasi *VADER* dan *Random Forest* mencatat akurasi tertinggi (98.76%) dengan keseimbangan yang lebih baik dalam prediksi kedua kelas sentimen. Sementara itu, untuk bahasa Inggris, kombinasi *TextBlob* dan *Random Forest* memberikan hasil terbaik dengan akurasi 81.01% dan performa positif yang lebih seimbang. Implikasi praktis dari temuan ini adalah bahwa pengembang atau analis dapat memilih kombinasi metode dan alat yang paling sesuai dengan kebutuhan spesifik mereka. Misalnya, *Random Forest* dapat digunakan dalam aplikasi analisis sentimen real-time yang membutuhkan akurasi tinggi dalam menangkap nuansa sentimen positif, terutama ketika digunakan bersama *VADER* untuk data berbahasa Indonesia. Sementara itu, *TextBlob* dan *Random Forest* lebih cocok digunakan dalam strategi konten berbahasa Inggris, seperti menganalisis komentar audiens untuk optimasi konten atau pengembangan produk berdasarkan opini publik. Hal ini memberikan fleksibilitas bagi praktisi untuk memilih model yang optimal berdasarkan bahasa dan karakteristik data yang dianalisis. Penelitian ini menambahkan kontribusi signifikan ke dalam literatur yang ada dengan menunjukkan perbedaan performa metode dan library analisis sentimen pada data berbahasa Indonesia dan Inggris. Hasil penelitian ini mendukung studi sebelumnya yang menyoroti keunggulan *Random Forest* dalam menangani data teks dengan fitur yang kompleks, namun juga memperluas pemahaman tentang keterbatasan metode seperti *Naive Bayes* dalam menangani distribusi sentimen yang tidak seimbang. Selain itu, penelitian ini menawarkan wawasan baru terkait dominasi sentimen negatif dalam isu-isu politik di media sosial, memberikan dasar bagi eksplorasi lebih lanjut tentang bagaimana opini publik terbentuk dan dipengaruhi oleh konteks sosial-politik.

REFERENSI

- [1] S. Hidayanto and Irwansyah, "Youtube-Vlog: lahirnya era user-generated content dan industri vlog di Indonesia," *J. Ilm. Komun.*, vol. 2, no. 1, pp. 18–34, 2019, [Online]. Available: <https://ejurnal.stikpmedan.ac.id/index.php/JIKQ/article/view/21/22>
- [2] Z. Fadli *et al.*, *Manajemen Pemasaran Digital*, no. 15018. 2016.
- [3] H. L. Sari and I. Y. Beti, "Penerapan Data Mining Dalam Pengelompokan Buku Yang Dipinjam Menggunakan Algoritma K-Means," *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 3, no. 6, pp. 925–933, 2023, doi: 10.30865/klik.v3i6.826.
- [4] R. Saragih and K. Kunci, "KETIK : Jurnal Informatika Analisis dan Implementasi Metode Naive Bayes Pada Classification Sentimen Komentar Pelanggan Info Artikel Abstrak," vol. 01, no. 01, pp.

- 2–5, 2023, [Online]. Available: <https://jurnal.faatuatua.com/index.php/KETIK>
- [5] T. Ridwansyah, “Implementasi Text Mining Terhadap Analisis Sentimen Masyarakat Dunia Di Twitter Terhadap Kota Medan Menggunakan K-Fold Cross Validation Dan Naïve Bayes Classifier,” *KLIK Kaji. Ilm. Inform. dan Komput.*, vol. 2, no. 5, pp. 178–185, 2022, doi: 10.30865/klik.v2i5.362.
- [6] M. Yasir and R. Suraji, “Perbandingan Metode Klasifikasi Naive Bayes, Decision, Tree, Random Forest Terhadap Analisis Sentimen Kenaikan Biaya Haji 2023 pada Media Sosial Youtube,” *J. Cahaya Mandalika*, vol. 3, no. 2, pp. 180–192, 2023.
- [7] R. S. Ainul Wildan, R. Adam Rajagede, and R. Rahmadi, “Analisis Sentimen Politik Berdasarkan Big Data dari Media Sosial Youtube: Sebuah Tinjauan Literatur,” *Pros. Autom.*, vol. 2, no. 1, 2021.
- [8] Alfandi Safira and F. N. Hasan, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Paylater Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier,” *Zo. J. Sist. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 59–70, 2023, doi: 10.31849/zn.v5i1.12856.
- [9] A. Nathaniella, I. Triadi, and M. Tenang, “Pengaruh Film Dokumenter ‘ Dirty Vote ’ pada Saat Masa Tenang Pemilihan Umum Tahun 2024 di Indonesia,” pp. 1–11, 2024.
- [10] U. Pujiyanto, I. A. E. Zaeni, and K. I. Rasyida, “Comparison of Naive Bayes and Random Forests Classifier in the Classification of News Article Popularity as Learning Material,” *Proc. 1st UMGESHIC Int. Semin. Heal. Soc. Sci. Humanit. (UMGESHIC-ISHSSH 2020)*, vol. 585, pp. 229–242, 2021, doi: 10.2991/assehr.k.211020.036.
- [11] K. A. Nugraha, “Analisis Sentimen Berbasis Emoticon pada Komentar Instagram Bahasa Indonesia Menggunakan Naïve Bayes,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 3, pp. 715–721, 2021, doi: 10.28932/jutisi.v7i3.4094.
- [12] G. Darmawan, S. Alam, and M. I. Sulisty, “Analisis Sentimen Berdasarkan Ulasan Pengguna Aplikasi MyPertamina Pada Google Playstore Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *STORAGE – J. Ilm. Tek. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 3, pp. 100–108, 2023.
- [13] S. Khomsah and A. S. Aribowo, “Model Text-Preprocessing Komentar Youtube Dalam Bahasa Indonesia,” *J. Resti*, vol. 1, no. 3, pp. 648–654, 2017.
- [14] Y. A. Singgalen, “Implementation of the GloVe in Topic Analysis based on Vader and TextBlob Sentiment Classification,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, vol. 5, no. 4, pp. 649–658, 2024, doi: 10.47065/bits.v5i4.5033.
- [15] Y. A. Putri Gabriella, “Optimasi Penerimaan Siswa Baru Dengan Penerapan Algoritma Text Mining Dan Tf-Idf,” *J. Comput. Informatics Res.*, vol. 2, no. 3, pp. 110–117, 2023, doi: 10.47065/comforch.v2i3.941.
- [16] C. Joergensen E Munthe, N. Astuti Hasibuan, and H. Hutabarat, “Penerapan Algoritma Text Mining Dan TF-RF Dalam Menentukan Promo Produk Pada Marketplace,” *Resolusi Rekayasa Tek. Inform. dan Inf.*, vol. 2, no. 3, pp. 110–115, 2022, doi: 10.30865/resolusi.v2i3.309.
- [17] B. P. Meliani, O. N. Pratiwi, and R. Andreswari, “Comparison of Support Vector Machine and Random Forest Algorithms in Sentiment Analysis on Covid-19 Vaccination on Twitter Using Vader and Textblob Labelling,” *Proc. Int. Conf. Appl. Sci. Technol. Soc. Sci. 2022 (iCAST-SS 2022)*, pp. 620–626, 2022, doi: 10.2991/978-2-494069-83-1_108.
- [18] M. S. Amrullah and S. F. Pane, “JOURNAL OF APPLIED COMPUTER SCIENCE AND TECHNOLOGY (JACOST) Systematic Literature Review : Analisa Sentimen Masyarakat terhadap Penerapan Peraturan ETLE,” vol. 4, no. 1, pp. 65–74, 2023.
- [19] J. S. Teknologi and A. Sentimen, “Lexicon-Based Approach Pada Analisis Sentimen Ulasan Airbnb Menggunakan Vader Sentiment Lexicon-Based Approach to Sentiment Analysis of Airbnb Reviews Using Vader Sentiment,” vol. 5, no. 4, pp. 558–566, 2024.