

Analisis Sentimen terhadap Dedy Mulyadi Berdasarkan Komentar Youtube Menggunakan Metode Naïve Bayes

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/progresif.v21i2.3102>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC)



Nhadya Vita Loca^{1*}, Dedy Abdullah²

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Bengkulu, Bengkulu, Indonesia

*e-mail *Corresponding Author*: nhadyavitaloca8@gmail.com

Abstract

The increasing spread of public opinion on social media, particularly YouTube, highlights the need for automated sentiment analysis to understand public perception toward political figures. This study analyzes public sentiment toward Dedy Mulyadi, a prominent political figure in Indonesia, using the Naïve Bayes method on 600 YouTube comments collected via web crawling. Data were processed in RapidMiner through text cleaning, manual labeling of 100 comments as training data, and automatic classification. Results show a model accuracy of 66.67%, with perfect recall (100%) for negative sentiment but 0% precision and recall for positive sentiment, indicating training data imbalance. Despite this limitation, the study demonstrates the applicability of Naïve Bayes for small-scale sentiment analysis in political communication contexts. Findings suggest the method's potential when data distribution is balanced, supporting data-driven political strategies.

Keywords: *Sentiment analysis; Naïve Bayes; YouTube; Public opinion*

Abstrak

Permasalahan sentimen negatif dan positif terhadap figur publik di media sosial, khususnya YouTube, semakin kompleks seiring meningkatnya partisipasi masyarakat dalam menyampaikan opini. Analisis sentimen diperlukan untuk memahami dinamika opini publik secara otomatis dan mendukung strategi komunikasi politik berbasis data. Penelitian ini menganalisis sentimen terhadap Dedy Mulyadi menggunakan metode Naïve Bayes pada 600 komentar YouTube yang dikumpulkan melalui *crawling*. Data diproses dengan RapidMiner melalui tahapan pembersihan teks, pelabelan manual (100 komentar), dan klasifikasi otomatis. Hasil menunjukkan akurasi model 66,67%, dengan *recall* 100% untuk sentimen negatif namun *precision* dan *recall* 0% untuk positif, mengindikasikan bias data latih akibat ketidakseimbangan kelas. Meskipun demikian, studi ini menegaskan potensi Naïve Bayes dalam analisis sentimen skala kecil, terutama untuk deteksi sentimen dominan, dengan rekomendasi perbaikan keseimbangan data dan validasi lebih lanjut.

Kata kunci: *Analisis sentimen; Naïve Bayes; YouTube; Opini publik*

1. Pendahuluan

Pesatnya perkembangan teknologi informasi telah mendorong peningkatan akses internet secara global, menjadikan media sosial sebagai kanal utama dalam interaksi digital masyarakat. Platform seperti WhatsApp, Facebook, TikTok, Instagram, dan terutama YouTube, kini tidak hanya berperan sebagai sarana hiburan, melainkan juga sebagai ruang publik di mana individu bebas mengekspresikan pandangan serta opini terhadap berbagai isu sosial dan politik. Fenomena ini menegaskan pentingnya kajian terhadap sentimen masyarakat yang muncul di ruang digital sebagai bentuk partisipasi publik yang semakin signifikan.

Di Indonesia, media sosial telah menjadi elemen penting dalam keseharian masyarakat. Youtube, dengan keunggulan dalam menyebarkan konten audio-visual secara cepat dan luas, semakin sering digunakan oleh masyarakat umum maupun pejabat untuk menyampaikan

pandangan serta menanggapi isu-isu yang sedang berkembang. Salah satu tokoh publik yang kerap menjadi bahan perbincangan adalah Gubernur Jawa Barat, Dedy Mulyadi, yang sering menjadi sorotan dalam diskusi di platform tersebut.

Fenomena meningkatnya partisipasi publik di ruang digital telah membuka peluang luas untuk mengeksplorasi opini masyarakat terhadap isu sosial dan politik melalui pendekatan analisis sentimen. Analisis sentimen adalah cabang dari *text mining* yang tujuannya mengelompokkan opini secara otomatis ke dalam kategori positif, netral, atau negatif dengan memanfaatkan algoritma klasifikasi. Algoritma yang digunakan adalah Naïve Bayes, karena memiliki efisiensi tinggi dalam memproses data teks berskala besar serta tingkat akurasi yang kompetitif [1][2].

Tujuan penelitian ini adalah mendapatkan sentimen masyarakat terhadap kinerja figur publik Dedy Mulyadi melalui komentar YouTube yang akan di analisis menggunakan algoritma Naïve Bayes. Komentar yang telah dikumpulkan akan di analisis menggunakan RapidMiner, yang melibatkan tahapan *text preprocessing*, pelabelan manual, dan klasifikasi otomatis ke dalam kategori sentimen positif dan negatif. Hasil analisis diharapkan bisa dijadikan dasar dalam merumuskan strategi komunikasi politik berbasis data, serta memberikan wawasan terhadap dinamika opini publik di *platform* digital. Kebaruan dari studi ini terletak pada pemanfaatan data media sosial berbasis YouTube dan penerapan algoritma klasifikasi Naïve Bayes dalam konteks kajian lokal mengenai pejabat publik Indonesia. Keunikan metodologis studi ini terdapat pada pemilihan objek kajian, teknik klasifikasi, serta relevansinya terhadap perkembangan komunikasi politik digital yang kian pesat.

2. Tinjauan Pustaka

Analisis sentimen merupakan cabang dari *Natural Language Processing* (NLP) [3] yang bertujuan mengidentifikasi opini, emosi, dan sikap masyarakat melalui teks digital. Dalam era keterhubungan tinggi, *platform* media sosial seperti YouTube menjadi sumber data yang potensial karena sifatnya yang terbuka, interaktif, dan banyak digunakan oleh masyarakat. Komentar pada konten video sering kali merepresentasikan opini publik yang autentik terhadap isu-isu sosial dan politik.

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas algoritma Naïve Bayes dalam klasifikasi sentimen di media sosial. Didik Garbian Nugroho, Yulison Herry Christanto, dan Agung Wahana [4] menganalisis opini masyarakat terhadap layanan transportasi daring di Twitter menggunakan Naïve Bayes, menghasilkan akurasi klasifikasi sebesar 80%. Studi serupa oleh Alfandi Safira dan Firman Noor Hasan [5] mencapai akurasi 91% dalam menganalisis sentimen terhadap layanan *paylater*, mengungguli metode *lexicon-based* seperti TextBlob. Dalam konteks kebijakan publik, Dianati Duei Putri dkk. [6] mencapai akurasi 80% dalam menganalisis sentimen terhadap kinerja lembaga legislatif melalui 1.546 tweet. Sementara itu, Kevin, Margareta Enjeli, dan Andri Wijaya [7] berhasil mengklasifikasikan ulasan aplikasi Android ke dalam tiga kategori (positif, negatif, netral) menggunakan Naïve Bayes pada data dari Google Play Store.

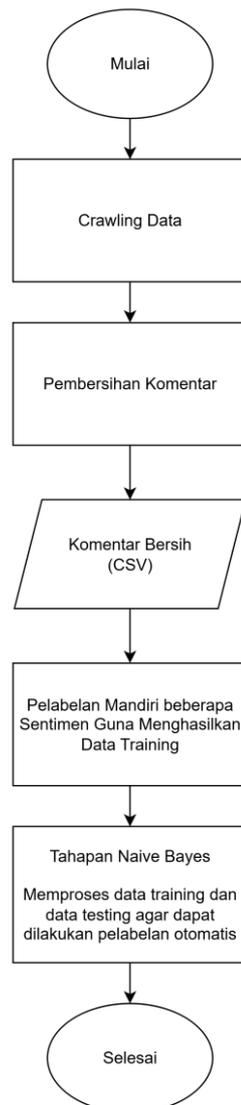
Di platform YouTube, Joy Lawa Rizky dan Windu Gata [8] membandingkan beberapa algoritma untuk menganalisis sentimen terhadap proyek kereta cepat, menemukan bahwa Bidirectional-LSTM mencapai akurasi tertinggi (0,86), diikuti Multinomial Naïve Bayes (0,80). Meskipun deep learning menunjukkan *performa* lebih tinggi, pendekatannya memerlukan infrastruktur komputasi besar dan data latih yang luas, sehingga kurang praktis untuk skala kecil atau sumber daya terbatas.

Sebagian besar penelitian terdahulu berfokus pada isu layanan transportasi atau kebijakan pembangunan, dengan dominasi penggunaan data dari Twitter. Penelitian ini menghadirkan kebaruan dari tiga aspek utama: (1) kontekstual, yaitu fokus pada figur politik lokal (Dedy Mulyadi) di platform YouTube, yang belum banyak dieksplorasi dibanding *platform* lain; (2) metodologis, melalui penerapan Naïve Bayes dalam lingkungan RapidMiner dengan alur kerja terstruktur, meliputi *crawling* dengan Python, *text preprocessing*, pelabelan manual 100 komentar sebagai training set, dan integrasi data uji melalui operator *Union* dan *Replace Missing Values* untuk menangani ketidaksesuaian struktur data; (3) teknis, dengan penggunaan *stopwords* bahasa Indonesia dari sumber eksternal (*Kaggle*) karena belum tersedia bawaan di RapidMiner, langkah yang jarang dijelaskan secara eksplisit dalam kajian serupa.

Kebaruan ini tidak hanya memperluas domain aplikasi analisis sentimen ke ranah komunikasi politik digital, tetapi juga menunjukkan bahwa Naïve Bayes tetap relevan sebagai algoritma ringan dan transparan, terutama untuk klasifikasi teks pendek dan sumber daya terbatas. Temuan ini mendukung studi oleh Ilmawan & Mude [9] yang menunjukkan bahwa Naïve Bayes kompetitif meski pada data berskala kecil, serta Batuhallo dkk. [10] yang menekankan ketergantungan kinerja pada kualitas data latih. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi konkret dalam mengintegrasikan pendekatan klasik ke dalam konteks kontemporer, sekaligus memperkaya literatur tentang opini publik digital terhadap tokoh politik di Indonesia.

3. Metodologi

Bab ini menguraikan rangkaian tahapan yang dilakukan sepanjang proses penelitian. Untuk memudahkan pemahaman pembaca terhadap alur kegiatan yang ditempuh, setiap langkah dijelaskan secara sistematis dan didukung dengan representasi visual dalam bentuk diagram alur yang disajikan pada Gambar 1.

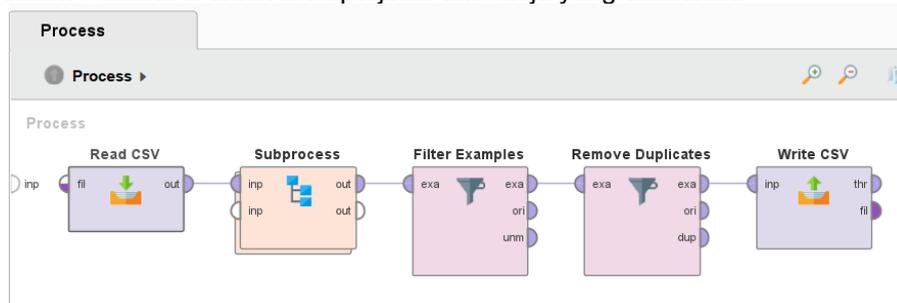


gambar 1. *Flowchart*

Gambar 1 memperlihatkan alur yang dimulai dari proses *crawling* data menggunakan python [11]. Proses *crawling* dilakukan pada platform YouTube, dengan mengambil komentar dari salah satu video yang berkaitan dengan figur publik Dedy Mulyadi. Kata kunci "Dedy Mulyadi" digunakan dalam proses pencarian untuk mengekstrak komentar-komentar yang

menyebutkan atau membahas tokoh tersebut. Hasil crawling berupa komentar-komentar relevan kemudian disimpan dalam file CSV untuk dianalisis lebih lanjut.

Tahapan berikutnya adalah pembersihan teks komentar yang telah dikumpulkan. Komentar awal masih memuat berbagai simbol seperti [!~@#\$\$&*%():;'"',.-], tautan web, serta karakter tidak penting lainnya yang dapat mengganggu analisis sentimen. Oleh karena itu, dilakukan proses normalisasi dan pembersihan agar teks menjadi lebih bersih dan siap untuk dianalisis secara akurat[12]. Seluruh rangkaian proses data dilakukan menggunakan RapidMiner. Setelah melalui tahap pembersihan, data komentar yang telah diproses disimpan kembali dalam format CSV guna keperluan analisis lenih lanjut. Visualisasi dari tahapan ini disajikan dalam Gambar 2 untuk memperjelas alur kerja yang dilakukan.

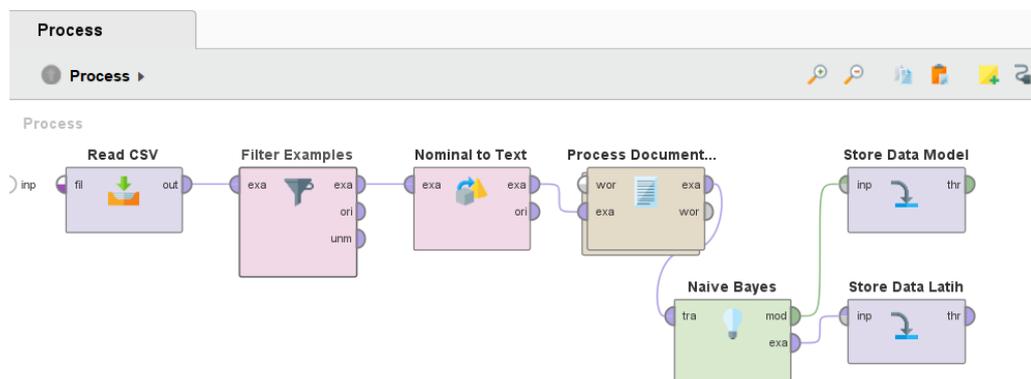


Gambar 2. Alur Proses Pembersihan Komentar YouTube di Rapid Miner

Setelah tahap pembersihan komentar dari elemen-elemen seperti simbol non-alfabetik, kata-kata tidak relevan, dan tautan selesai dilakukan, tahap selanjutnya dalam proses penelitian adalah pelabelan manual. Pada fase ini, peneliti membagi kategori komentar yaitu, positif atau negatif [13]. Tujuan utama pelabelan manual ini adalah membentuk *training data* yang akan menjadi dasar bagi algoritma Naïve Bayes dalam melakukan pelabelan otomatis terhadap data yang lebih luas.

Dalam implementasinya, sebanyak 100 dari total 600 komentar yang disimpan dalam format CSV diberi label secara manual oleh peneliti. Sisanya, yaitu 500 komentar, diklasifikasikan menggunakan algoritma Naïve Bayes Classifier. Penting untuk dicatat bahwa akurasi model sangat dipengaruhi oleh jumlah data yang diberi label secara manual—semakin besar jumlahnya, semakin tinggi potensi ketepatan klasifikasi. Hal ini merefleksikan karakteristik algoritma Naïve Bayes yang bergantung pada kualitas dan kuantitas data pelatihan dalam proses pembelajaran mesin [10].

Tahapan berikutnya melibatkan pengimporan data terlabel ke dalam platform RapidMiner, bertujuan untuk melatih algoritma Naïve Bayes agar dapat mengenali pola-pola sentimen positif maupun negatif. Proses ini divisualisasikan pada Gambar 3, yang menunjukkan alur kerja pemodelan klasifikasi berbasis data hasil anotasi manual.

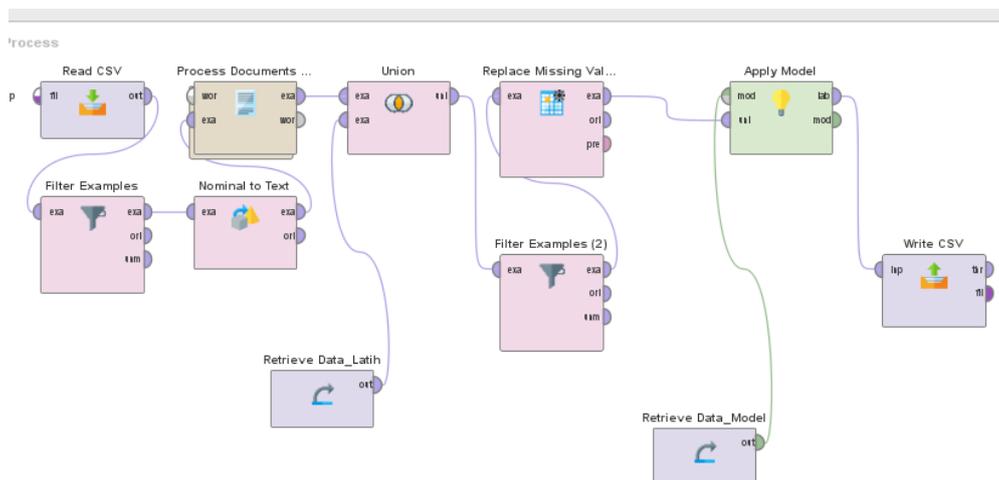


Gambar 3. Alur Latihan *dataset*

Pada tahapan ini, peneliti mengintegrasikan data komentar yang telah dianotasi secara manual ke dalam platform RapidMiner sebagai *training data* untuk algoritma Naïve Bayes.

Algoritma tersebut kemudian dilatih untuk mengenali pola polaritas sentimen berdasarkan data terklasifikasi, sehingga dapat melakukan klasifikasi otomatis terhadap komentar yang belum diberi label. Performa model sangat bergantung pada kuantitas dan kualitas data latih semakin besar volume anotasi manual, tingkat akurasi meningkat [9]. Setelah alur pelatihan, model klasifikasi disimpan menggunakan operator “Store”, sebagaimana divisualisasikan pada Gambar 3 yang menampilkan dua komponen utama proses pelabelan lanjutan: operator data latih dan data model. Tahapan ini juga mencakup penggunaan operator “Process Documents from Data” yang menerapkan parameter *tokenize* dan *stopwords* dalam proses pra-pemrosesan teks [14]. Karena RapidMiner tidak menyediakan daftar *stopwords* bahasa Indonesia secara bawaan, peneliti mengakses sumber eksternal dari situs kaggle.com sebagai acuan dalam pembersihan teks pada tahap keempat.

Tahap akhir dalam proses penelitian ini adalah label yang secara otomatis terisi dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes, yang sebelumnya telah melalui pelatihan untuk mengenali pola klasifikasi [15]. Model yang telah dikonstruksi dimanfaatkan untuk mengidentifikasi polaritas sentimen pada komentar-komentar baru yang belum dianotasi, dengan merujuk pada pola yang telah dipelajari dari data latih. Proses klasifikasi otomatis ini dilakukan menggunakan perangkat RapidMiner, sebagaimana ditunjukkan dalam Gambar 4. Pelabelan dilakukan dengan memanfaatkan model klasifikasi yang telah disimpan sebelumnya, serta melibatkan operator pemrosesan dokumen untuk mengelola data input. Integrasi komponen ini memungkinkan pelabelan seluruh dataset berjalan secara efisien, konsisten, dan sistematis.



Gambar 4. Alur Pelabelan Secara Otomatis

Rangkaian proses yang dimulai dari pembacaan file CSV hingga penerapan operator “Process Document from Data” merupakan bagian dari skema pemrosesan data uji yakni himpunan komentar yang belum diberi label dan akan diklasifikasikan secara otomatis menggunakan model hasil pelatihan sebelumnya. Dalam alur kerja yang ditampilkan pada Gambar 4, operator “Retrieve” digunakan untuk memanggil data latih, yaitu data yang telah melalui proses pelabelan manual. Mengingat adanya perbedaan struktur dan isi antara data latih dan data uji, diperlukan tahap penggabungan dengan memanfaatkan operator “Union.” Operator ini berperan dalam menyelaraskan kedua jenis data agar memiliki format kolom yang seragam, sehingga keduanya dapat digunakan secara bersamaan dalam proses klasifikasi otomatis. Proses penggabungan ini bersifat krusial agar model yang telah dilatih mampu mengidentifikasi serta mengklasifikasikan data uji secara efektif dan akurat. Tabel 1 menyajikan ilustrasi alur kerja dari proses integrasi tersebut, menggambarkan penyelarasan antara data latih dan data uji dalam satu skema pemrosesan terpadu untuk menghasilkan klasifikasi sentimen yang konsisten.

Tabel 1. Format Awal Data Latih dan Uji

Data Latih					
A	B	C	D	Sentimen	
0	0.5	0	0.2	Positif	
0	0	0.5	0	Negatif	

Data Uji (Tanpa Tabel)					
C	D	E	F	G	Sentimen
0	0	0.4	0	0
0.5	0	0.5	0	0	Negatif

Tabel 1 mengindikasikan adanya perbedaan dalam jumlah kolom dan atribut antara data latih dan data uji, yang menyebabkan keduanya tidak dapat diproses dalam satu alur kerja secara langsung di RapidMiner. Peneliti mengidentifikasi bahwa kolom C dan D merupakan atribut serupa yang dapat dijadikan titik temu dalam proses penyelarasan. Untuk memastikan konsistensi struktur data dan mendukung efektivitas klasifikasi sentimen, dilakukan tiga tahap penyelarasan. Pertama, dilakukan penggabungan data menggunakan operator *Union* seperti ditampilkan pada Gambar 4, sehingga kedua dataset dapat berjalan dalam jalur pemrosesan yang sama. Kedua, diterapkan operator *Filter Examples* untuk mengeliminasi entri dari data latih pasca penggabungan, sehingga tersisa hanya data uji yang siap dilabel secara otomatis. Ketiga, digunakan operator *Replace Missing Values* guna mengisi atribut kosong yang muncul akibat perbedaan struktur awal. Hasil akhir dari rangkaian proses ini ditunjukkan pada Tabel 2, yang memperlihatkan bahwa data uji telah siap untuk diklasifikasikan secara otomatis dan sistematis menggunakan model klasifikasi yang telah dilatih sebelumnya.

Tabel 2. Output Penggabungan dan Koreksi Data

A	B	C	D	E	F	G	Sentimen
0	0	0	0	0.4	0	0
0	0	0.5	0	0.5	0	0	Negatif

Tabel 2 menunjukkan bahwa peneliti berhasil menyelaraskan struktur kolom dan atribut antara data latih dan data uji melalui operator “Union” dalam RapidMiner. Usai proses penggabungan, data latih yang sebelumnya digunakan dalam pelatihan model dieliminasi, sehingga hanya data uji yang belum diberi label tersisa untuk dianalisis. Kolom A dan B dalam hasil integrasi memuat sejumlah nilai kosong (missing values) atau simbol tanda tanya, akibat ketidaksesuaian atribut antara kedua dataset. Untuk mengatasi hal ini, peneliti menggunakan operator “Replace Missing Values” dengan menetapkan nilai default berupa angka 0. Langkah ini bertujuan memastikan keseragaman struktur data, sehingga sistem klasifikasi sentimen dapat memproses data secara optimal dan konsisten.

Pada tahapan akhir, peneliti mempersiapkan pelaksanaan analisis sentimen secara otomatis. Sebelum proses pelabelan dilakukan, peneliti terlebih dahulu memanggil model klasifikasi hasil pelatihan algoritma Naïve Bayes menggunakan operator *Retrieve*, sebagaimana telah dijelaskan pada tahap sebelumnya dan divisualisasikan dalam Gambar 4.

Model tersebut kemudian diintegrasikan dengan operator *Apply Model*, sementara data uji yang telah melalui tahap pengisian nilai kosong (dengan operator “Replace Missing Values”) disambungkan ke bagian *unlabeled* (unlabel) dalam skema kerja. Setelah seluruh proses dijalankan, sistem berhasil melakukan pelabelan sentimen secara otomatis terhadap data uji menggunakan algoritma *machine learning* Naïve Bayes Classifier, menghasilkan klasifikasi komentar ke dalam kategori sentimen yang sesuai berdasarkan pola yang telah dipelajari.

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Sampel Data dan Tahapan Pemrosesan

Sampel data dalam penelitian ini diperoleh dari komentar-komentar pada sebuah video YouTube yang menampilkan figur publik Dedy Mulyadi. Proses pengumpulan dilakukan menggunakan skrip *web crawling* berbasis Python dengan kata kunci "Dedy Mulyadi", dan hasilnya diekspor dalam format CSV untuk keperluan analisis lebih lanjut. Dari keseluruhan

data yang dikumpulkan sebanyak 600 komentar, sebanyak 100 komentar dilabeli secara manual untuk digunakan sebagai *training data* dalam pelatihan algoritma Naïve Bayes.

Tahapan pemrosesan data dilakukan secara bertahap menggunakan perangkat lunak RapidMiner, yang mencakup proses *Read CSV*, *Filter Examples*, *Remove Duplicates*, dan *Process Document from Data*. Komentar yang semula mengandung simbol, tautan, serta kata-kata yang tidak relevan dibersihkan guna meningkatkan akurasi dalam analisis sentimen. Hasil dari proses pembersihan ini disajikan pada Tabel 3 sebagai representasi data yang telah siap untuk dianalisis lebih lanjut.

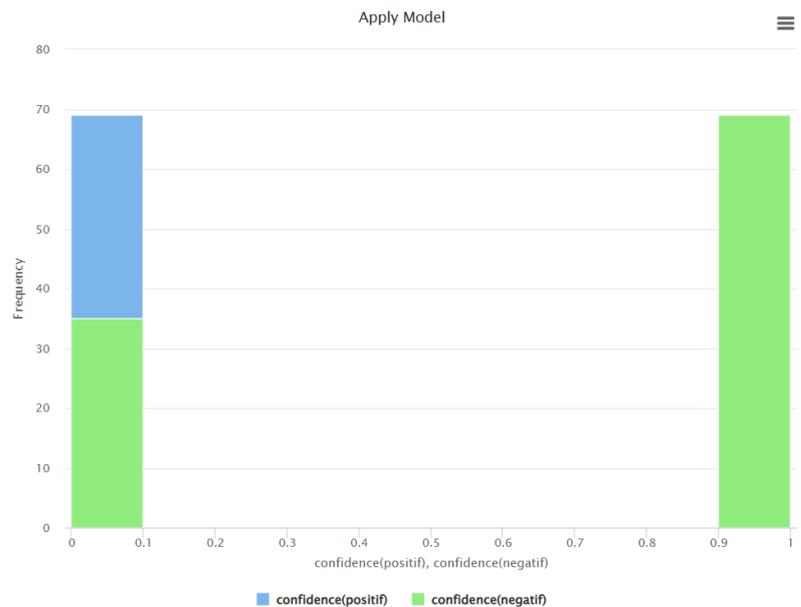
Tabel 3. Hasil Pembersihan

Sebelum Dibersihkan	Setelah Dibersihkan
<p>"Moga pak dedi sehat2,panjang umur,dan bs ditiru oleh pejabat2 lainnya,diseluruh indonesia,aamiin🙏🙏🙏🙏🙏"</p> <p>Keren poll 🗳️ setuju banget dengan program pak Dedi</p>	<p>Moga pak dedi sehat panjang umur dan bs ditiru oleh pejabat lainnya diseluruh indonesia aamiin</p> <p>Keren poll setuju banget dengan program pak dedi</p>

4.2 Pelabelan Sentimen

Peneliti melakukan pelabelan manual terhadap 500 komentar sebagai data latih, yang kemudian digunakan untuk melatih algoritma Naïve Bayes melalui operator “Store” pada platform RapidMiner. Proses pelatihan model memanfaatkan parameter *tokenize* dan *stopwords*, dengan acuan daftar stopwords Bahasa Indonesia yang diperoleh dari situs Kaggle. Hal ini dilakukan mengingat RapidMiner belum menyediakan dukungan bawaan untuk Bahasa Indonesia. Representasi visual dari tahapan pelatihan ditampilkan pada Gambar 3.

Tahapan klasifikasi otomatis dilakukan dengan mengaktifkan operator “Retrieve Data Model” dan “Apply Model”, serta menyatukan data latih dan data uji melalui operator “Union”. Untuk menyelaraskan struktur atribut antara kedua jenis data, digunakan operator “Replace Missing Values”. Keseluruhan alur klasifikasi otomatis ini divisualisasikan pada Gambar 4. Tabel 1 memperlihatkan perbedaan atribut antara data latih dan data uji, yang menjadi dasar perlunya proses penyelarasan. Sementara itu, Tabel 2 menunjukkan hasil akhir dari proses penggabungan dan penyesuaian struktur, yang menghasilkan data uji siap untuk diklasifikasikan secara otomatis oleh model Naïve Bayes



Gambar 5. Distribusi Klasifikasi Akhir

Hasil dari pelabelan otomatis menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan komentar dengan tingkat konsistensi yang cukup tinggi terhadap data latih. Mayoritas komentar dikategorikan sebagai sentimen positif, sedangkan sebagian lainnya teridentifikasi sebagai negatif. Distribusi klasifikasi akhir yang menggambarkan sebaran jumlah komentar positif dan negatif divisualisasikan pada Gambar 5, yang menunjukkan tren opini publik dominan terhadap topik yang dianalisis. Temuan ini mengindikasikan bahwa algoritma *Naïve Bayes* mampu menangani klasifikasi skala besar secara efisien serta mendukung interpretasi awal terhadap sentimen publik secara digital.

4.3 Evaluasi Kinerja dan Akurasi

Mekanisme pengujian kinerja dilakukan dengan memanfaatkan operator *Performance (Confusion Matrix)* dalam RapidMiner. Model klasifikasi *Naïve Bayes* yang telah dilatih menggunakan 100 komentar berlabel secara manual, kemudian diterapkan untuk mengklasifikasikan komentar yang belum diberi label. Sistem berhasil memberikan prediksi sentimen terhadap komentar-komentar tersebut, menghasilkan kategori positif dan negatif secara otomatis yang ditunjukkan pada Gambar 6.

Row No.	sentimen	prediction(s...	confidence(...	confidence(...	text	acara	acaranya	adem	ajar
1	?	negatif	0	1	gubernur jabar ...	0	0	0	0
2	?	positif	1	0	dedi mulyadi si...	0	0	0	0
3	?	negatif	0	1	gubernur jawa ...	0	0	0	0
4	?	positif	1	0	dedi rafi ketaku...	0	0	0	0
5	?	positif	1	0	gubernur jawa ...	0	0	0	0
6	?	negatif	0	1	boyke buka su...	0	0	0	0
7	?	positif	1	0	dedi mulyadi m...	0	0	0	0
8	?	positif	1	0	gubernur jabar ...	0	0	0	0
9	?	negatif	0	1	gubernur jawa ...	0	0	0	0
10	?	negatif	0	1	jawa barat	0	0	0	0
11	?	negatif	0	1	adem	0	0	1	0
12	?	negatif	0	1	mari memban...	0	0	0	0
13	?	positif	1	0	rapat paripurna...	0	0	0	0
14	?	negatif	0	1	turun lapangan	0	0	0	0
15	?	negatif	0	1	saksikan selen...	0	0	0	0

Gambar 6. Hasil Pelabelan Sentimen Otomatis terhadap Komentar YouTube menggunakan *Naïve Bayes*

Gambar ini memperlihatkan komentar-komentar yang sebelumnya tidak memiliki label kini telah diklasifikasikan secara otomatis. Kolom *prediction(sentimen)* menunjukkan sentimen hasil prediksi, sementara kolom *confidence* menggambarkan tingkat kepercayaan model terhadap masing-masing prediksi. Seluruh komentar pada tahap ini merupakan data uji yang diproses setelah pelatihan selesai dilakukan.

Untuk menilai efektivitas klasifikasi, sistem menghasilkan *confusion matrix* yang mencakup kinerja prediksi untuk masing-masing kelas. Hasilnya ditampilkan pada Tabel 4.

Tabel 4. *Confusion Matrix* Hasil Evaluasi Model *Naïve Bayes* terhadap Komentar YouTube

accuracy: 66.67%

	true negatif	true positif	class precision
pred. negatif	14	7	66.67%
pred. positif	0	0	0.00%
class recall	100.00%	0.00%	

Confusion matrix ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali sentimen negatif dengan tingkat recall 100%, sedangkan performa terhadap sentimen positif masih sangat

rendah dengan precision dan recall masing-masing 0%. Akurasi keseluruhan sistem tercatat sebesar 66.67%, yang mencerminkan ketimpangan distribusi data latih atau bias pada kelas tertentu selama pelatihan.

Hasil ini mengindikasikan bahwa Naïve Bayes dapat bekerja baik untuk kasus dengan pola yang kuat pada satu kelas (dalam hal ini negatif), namun akurasi keseluruhan masih dapat ditingkatkan. Peneliti menyarankan penambahan jumlah data latih secara proporsional, khususnya untuk komentar positif, agar model memiliki representasi yang lebih seimbang.

4.4 Pembahasan dan Relevansi Hasil

Hasil klasifikasi sentimen terhadap komentar-komentar YouTube yang membahas figur publik Dedy Mulyadi menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes mampu melakukan pelabelan otomatis berdasarkan pola polaritas sentimen yang telah dipelajari dari *training data*. Sistem klasifikasi berhasil mengelompokkan komentar ke dalam dua kategori utama, yaitu sentimen positif dan negatif, sebagaimana divisualisasikan pada Gambar 5. Temuan ini menguatkan bahwa pendekatan *supervised learning* efektif digunakan untuk menangkap dan menganalisis opini digital masyarakat terhadap tokoh publik secara efisien.

Evaluasi performa model, yang ditampilkan melalui Gambar 6, mengungkap bahwa klasifikasi terhadap komentar negatif menunjukkan tingkat akurasi tinggi, dengan recall mencapai 100% dan precision sebesar 66.67%. Namun, kemampuan model dalam mengenali komentar positif masih sangat terbatas, dengan precision dan recall masing-masing 0%, dan akurasi total sebesar 66.67%. Ketimpangan ini mengindikasikan bahwa model cenderung bias terhadap satu kelas dominan, yang kemungkinan besar disebabkan oleh komposisi data latih yang belum seimbang.

Dalam konteks penelitian ini, performa Naïve Bayes tetap menunjukkan efektivitas sebagai algoritma yang ringan dan mudah diimplementasikan, khususnya untuk klasifikasi teks pendek. Hasil ini memiliki relevansi langsung terhadap tujuan awal penelitian, yaitu memahami kecenderungan opini publik terhadap Dedy Mulyadi secara digital, dan dapat digunakan sebagai masukan bagi tim komunikasi publik untuk membaca suara masyarakat.

Pembahasan lebih lanjut menunjukkan bahwa temuan penelitian ini memberikan kontribusi penting dalam memperkuat dan mengintegrasikan temuan penelitian terdahulu mengenai performa algoritma Naïve Bayes dalam klasifikasi ulasan teks pendek, seperti dalam [16]. Secara khusus, hasil ini mendukung dan memperluas temuan Kevin, Margareta Enjeli, dan Andri Wijaya [7], yang membuktikan bahwa Naïve Bayes efektif dalam mengklasifikasikan ulasan aplikasi Android dari Google Play Store ke dalam tiga kategori sentimen. Penelitian ini memperkuat argumen tersebut dengan menunjukkan bahwa Naïve Bayes tetap mampu melakukan klasifikasi yang relevan meskipun hanya dua kategori (positif dan negatif) dan pada data komentar YouTube bersifat informal, singkat, dan mengandung *slang*.

Temuan ini juga konsisten dengan studi oleh Ilmawan & Mude [9], yang dalam konteks ulasan Google Play Store, menemukan bahwa *Naïve Bayes* memiliki performa kompetitif dibanding SVM, terutama ketika data latih berkualitas dan representatif. Dalam penelitian ini, meskipun akurasi keseluruhan terbatas oleh *class imbalance*, algoritma tetap mampu mendeteksi sentimen negatif dengan *recall* 100%, yang menunjukkan bahwa Naïve Bayes efektif dalam mengenali pola yang kuat, meskipun pada data tidak seimbang temuan yang selaras dengan karakteristik algoritma ini dalam literatur NLP.

Selain itu, hasil ini melengkapi temuan Joy Lawa Rizky dan Windu Gata [8], yang menunjukkan bahwa Bidirectional-LSTM mencapai akurasi lebih tinggi (0,86) dibanding *Naïve Bayes* (0,80) dalam analisis sentimen di YouTube. Penelitian ini tidak menyangkal superioritas *deep learning*, tetapi menegaskan bahwa Naïve Bayes tetap menjadi alternatif yang valid dan praktis, terutama untuk penelitian dengan sumber daya terbatas, waktu singkat, atau kebutuhan akan transparansi model. Hal ini sejalan dengan prinsip *Occam's Razor* dalam pemodelan: model yang lebih sederhana sering kali cukup memadai untuk konteks tertentu, selama diimbangi dengan proses pra-pemrosesan yang baik.

Dengan demikian, penelitian ini berkontribusi pada pengembangan bidang analisis sentimen dengan menunjukkan bahwa Naïve Bayes tetap relevan sebagai algoritma dasar, khususnya dalam konteks komunikasi politik digital di Indonesia, di mana kebutuhan akan analisis cepat dan interpretable sangat tinggi. Integrasi temuan ini ke dalam ranah ilmu NLP menunjukkan bahwa pendekatan klasik masih memiliki tempat, terutama sebagai *baseline model* atau solusi awal sebelum beralih ke pendekatan yang lebih kompleks.

Sebagai tindak lanjut, disarankan:

1. Menambah volume dan keragaman data pelatihan untuk pelatihan untuk memperbaiki keseimbangan kelas. Studi oleh [9] menunjukkan bahwa peningkatan jumlah data latih secara proporsional dapat meningkatkan akurasi hingga 10-15%.
2. Menerapkan *k-fold cross-validation* untuk meningkatkan reliabilitas model. Pendekatan ini telah terbukti efektif dalam mengurangi *overfitting* dan meningkatkan generalisasi, seperti dilaporkan oleh Aulia & Patriya [15]
3. Mengkembangkan pendekatan alternatif seperti Bidirectional-LSTM atau Word2Vec, khususnya untuk menangkap konteks semantik yang kompleks. Rizky & Gata [8] membuktikan bahwa model *deep learning* mampu mencapai akurasi >85% pada data YouTube, meskipun memerlukan sumber daya lebih besar.

Dengan strategi-strategi tersebut, analisis sentimen dapat dioptimalkan sebagai dasar perumusan kebijakan komunikasi politik yang lebih responsif, akurat, dan berbasis data empiris.

5. Simpulan

Berdasarkan hasil penelitian, algoritma Naïve Bayes terbukti mampu melakukan klasifikasi sentimen terhadap komentar YouTube yang membahas figur publik Dedy Mulyadi, dengan tingkat akurasi sebesar 66,67%. Model menunjukkan performa optimal dalam mendeteksi sentimen negatif (*recall* 100%), namun kurang efektif dalam mengidentifikasi sentimen positif (*precision* dan *recall* 0%), yang mengindikasikan adanya ketidakseimbangan pada data latih.

Penelitian ini berkontribusi terhadap pemanfaatan teknik analisis sentimen berbasis *machine learning* dalam menelaah opini publik pada platform digital, terutama YouTube. Meskipun hasil klasifikasi menunjukkan efektivitas pendekatan algoritmik, penelitian ini masih menghadapi kendala berupa potensi bias klasifikasi yang disebabkan oleh distribusi data yang tidak seimbang.

Daftar Referensi

- [1] M. Sari and G. Mahalisa, "Naive Bayes Classifier Untuk Deteksi Email Spam," *Technol. J. Ilm.*, vol. 15, no. 4, pp. 675-684, 2024, doi: 10.31602/tji.v15i4.15944.
- [2] D. Alita and A. R. Isnain, "Pendeteksian Sarkasme pada Proses Analisis Sentimen Menggunakan Random Forest Classifier," *J. Komputasi*, vol. 8, no. 2, pp. 50-58, 2020, doi: 10.23960/komputasi.v8i2.2615.
- [3] D. Prastyo, D. Irawan, and I. H. Mursyidin, "Klasifikasi Sentimen Komentar YouTube dengan NLP pada Debat Pilkada Banten 2024," *bit-Tech*, vol. 7, no. 2, pp. 413-421, 2024, doi: 10.32877/bt.v7i2.1833.
- [4] D. G. Nugroho and A. W. , Yulison Herry Chrisnanto, "Analisis Sentimen pada Jasa Ojek Online," *Pros. Sains ...*, pp. 156-161, 2016, [Online]. Available: https://publikasiilmiah.unwahas.ac.id/PROSIDING_SNST_FT/article/view/1526%0Ahttps://publikasiilmiah.unwahas.ac.id/index.php/PROSIDING_SNST_FT/article/download/1526/1609
- [5] 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.
- [6] D. Duei Putri, G. F. Nama, and W. E. Sulistiono, "Analisis Sentimen Kinerja Dewan Perwakilan Rakyat (DPR) Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 10, no. 1, pp. 34-40, 2022, doi: 10.23960/jitet.v10i1.2262.
- [7] K. Kevin, M. Enjeli, and A. Wijaya, "Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Kinemaster Menggunakan Metode Naive Bayes," *J. Ilm. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 89-98, 2024, doi: 10.58602/jics.v2i2.24.
- [8] J. L. Rizky and W. Gata, "Analisis Sentimen Media Sosial Youtube Kereta Cepat (Whoosh) Menggunakan Algoritma Bidirectional-LSTM," *Progresif J. Ilm. Komput.*, vol. 20, no. 2, p. 748, 2024, doi: 10.35889/progresif.v20i2.1958.
- [9] L. B. Ilmawan and M. A. Mude, "Perbandingan Metode Klasifikasi Support Vector Machine dan Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen pada Ulasan Tekstual di Google Play Store," *Ilk. J. Ilm.*, vol. 12, no. 2, pp. 154-161, 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.597.154-161.
- [10] C. R. Batuallo, A. Mewengkang, and D. R. Kaparang, "Klasifikasi Pencapaian Nilai

- Mahasiswa Berdasarkan Jenis Mata Kuliah Menggunakan Algoritma Naive Bayesian Classifier,” *Edutik J. Pendidik. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 3, no. 4, pp. 499–511, 2023, doi: 10.53682/edutik.v3i4.7606.
- [11] I. Zufria, A. H. Lubis, and S. S. Febiyaula, “Analisis Sentimen Kepercayaan Masyarakat Terhadap Kepolisian Republik Indonesia Menggunakan Algoritma Svm,” *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 4307, no. 3, pp. 1266–1272, 2024, [Online]. Available: <http://jurnal.goretanpena.com/index.php/JSSR>
- [12] F. Andriansyah and P. Astuti, “Analisis Sentimen Komentar Konten Edukatif Di Instagram Dengan Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine,” *IMTechno J. Ind. Manag. Technol.*, vol. 6, no. 1, pp. 27–31, 2025, [Online]. Available: <http://jurnal.bsi.ac.id/index.php/imtechno>
- [13] N. Ayuningtyas and W. Yustanti, “Semi-Supervised Learning pada Pelabelan dalam Klasifikasi Multi-Label Data Teks,” *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 6, no. 01, pp. 240–248, 2024, doi: 10.26740/jinacs.v6n01.p240-248.
- [14] I. Alfiyanti, “Perbandingan Penerapan Metode Association Rules Menggunakan Algoritma Apriori dan Fp-Growth Untuk Mengetahui Pola Pembicaraan Masyarakat Indonesia Terkait Radikalisme di Twitter,” *Repository.Uinjkt.Ac.Id*, 2023, [Online]. Available: <https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/handle/123456789/73647>
- [15] G. N. Aulia and E. Patriya, “Implementasi Lexicon Based Dan Naive Bayes Pada Analisis Sentimen Pengguna Twitter Topik Pemilihan Presiden 2019,” *J. Ilm. Inform. Komput.*, vol. 24, no. 2, pp. 140–153, 2019, doi: 10.35760/ik.2019.v24i2.2369.[16]
- [16] R.F. Triana, A.I.P Sari, A. Bahtiar, & E. Wahyudin, "Implementasi Algoritma Naive Bayes Untuk Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna KAI Access". *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 14, no. 1, pp. 12-21, 2025.