TECHNOVATAR Jurnal Teknologi, Industri dan Informasi
Vol. 4, No. 3, Juli 2026, pp. 1 – 9
Open Access:
https://journal.awatarapublisher.com/index.php/technovatar
ISSN: 3031-8874, **DOI**: 10.61434/technovatar.v4i3.379

ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PEMBENTUKAN UNIVERSITAS REPUBLIK INDONESIA MENGGUNAKAN NAIVE BAYES PADA KOMENTAR YOUTUBE

Teguh Arlovin[1], Sukarsa[2], Dicky Andika Sulaeman[3]
[1] Program Studi Sistem Informasi, Universitas Nahdlatul Ulama Cirebon, Cirebon, Indonesia
[2] Program Studi Teknik Informatika, Universitas Nahdlatul Ulama Cirebon, Cirebon, Indonesia
[3] Program Studi Teknik Informatika, Universitas Nahdlatul Ulama Cirebon, Cirebon, Indonesia

e-mail: arlovint@unucirebon.ac.id[1], sukarsa@unucirebon.ac.id[2], dickyndika@unucirebon.ac.id[3]

INFO ARTIKEL
Sejarah Artikel:
Diterima, 24 Juli 2026
Direvisi, 26 Juli 2026
Disetujui, 28 Juli 2026

KEYWORDS
Sentiment Analysis
Naive Bayes
Universitas Republik Indonesia
Youtube Comments
Public Policy

ABSTRACT

The establishment of Universitas Republik Indonesia (URI) by the Indonesian government in July 2026 triggered diverse public reactions on social media, particularly YouTube, given its organizational structure has no precedent in the national higher education system . This study analyzes public sentiment toward the policy based on YouTube comments and evaluates the performance of the Naive Bayes algorithm in classifying that sentiment . Comments from fifteen relevant YouTube videos were collected, labeled using the InSet Lexicon, represented using TF-IDF, and classified using the Complement Naive Bayes algorithm . After preprocessing, 1,552 clean comments were obtained, comprising 58.2 percent negative, 27.6 percent positive, and 14.2 percent neutral sentiment . The classification model achieved an overall accuracy of 64.3 percent, performing best in recognizing negative sentiment, while most misclassifications occurred between the positive and negative classes due to lexical similarity . The dominance of negative sentiment indicates public concern over budget transparency and institutional overlap, while positive sentiment reflects hopes for expanded free education access . This study provides an initial map of public perception toward a newly launched education policy and confirms the relevance of lexicon-based and Naive Bayes approaches for rapid public opinion mapping by policymakers

This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

KATA KUNCI
Analisis Sentimen
Naive Bayes
Universitas Republik Indonesia
komentar YouTube
kebijakan publik

CORRESPONDING AUTHOR
Teguh Arlovin
Universitas Nahdlatul Ulama Cirebon
Cirebon
arlovint@unucirebon.ac.id

ABSTRAK

Pembentukan Universitas Republik Indonesia (URI) oleh pemerintah pada Juli 2026 memunculkan beragam reaksi publik di media sosial, khususnya YouTube, karena struktur kelembagaannya belum memiliki padanan dalam sistem pendidikan tinggi nasional. Penelitian ini menganalisis sentimen publik terhadap kebijakan tersebut berdasarkan komentar YouTube serta mengevaluasi kinerja algoritma Naive Bayes dalam mengklasifikasikan sentimen tersebut. Data komentar dari lima belas video YouTube yang relevan dikumpulkan, diberi label menggunakan InSet Lexicon, direpresentasikan dengan TF-IDF, dan diklasifikasikan menggunakan algoritma Complement Naive Bayes. Setelah tahap praproses, diperoleh 1.552 komentar bersih dengan sentimen negatif sebesar 58,2 persen, positif 27,6 persen, dan netral 14,2 persen. Model klasifikasi mencapai akurasi keseluruhan sebesar 64,3 persen, dengan kinerja terbaik mengenali sentimen negatif, sementara kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi antara kelas positif dan negatif akibat kemiripan kosakata. Dominasi sentimen negatif mengindikasikan kekhawatiran publik terhadap transparansi anggaran dan tumpang tindih kelembagaan, sementara sentimen positif mencerminkan harapan perluasan akses pendidikan gratis. Penelitian ini memberikan gambaran awal peta persepsi publik terhadap kebijakan pendidikan baru serta menegaskan relevansi pendekatan berbasis leksikon dan Naive Bayes bagi pemetaan opini publik secara cepat oleh pengambil kebijakan.

PENDAHULUAN

Analisis sentimen publik terhadap pembentukan Universitas Republik Indonesia (URI) menggunakan algoritma Naive Bayes berdasarkan komentar YouTube menjadi topik yang penting untuk dikaji seiring munculnya kebijakan baru pemerintah di bidang pendidikan tinggi. Universitas Republik Indonesia dibentuk melalui pelantikan Gubernur dan Wakil Gubernur URI oleh Presiden Prabowo Subianto pada 22 Juli 2026, dengan struktur kelembagaan yang belum memiliki padanan dalam sistem pendidikan tinggi nasional, termasuk penggunaan istilah "Gubernur" alih-alih "Rektor" pada jajaran pimpinannya. Kebijakan yang bersifat baru ini memicu beragam tanggapan dari masyarakat, sebagaimana tercermin dalam perbincangan publik di berbagai platform digital, termasuk YouTube. "Media sosial, termasuk YouTube, telah berkembang sebagai ruang partisipasi publik yang memungkinkan masyarakat menyampaikan dan mengekspresikan respons terhadap kebijakan pemerintah (Udayana et al., 2023; Yulita et al., 2023). Analisis sentimen berbasis machine learning, khususnya algoritma Naive Bayes, telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian terdahulu untuk mengukur persepsi publik terhadap kebijakan maupun peristiwa politik di Indonesia, mulai dari kebijakan kenaikan harga BBM (Zalukhu et al., 2023) hingga pemilihan umum 2024 yang turut menuai beragam respons warganet di media sosial (Puad et al., 2023). Algoritma ini dipilih secara luas karena kesederhanaan komputasi serta kinerja klasifikasi yang relatif baik pada data teks. Selain pendekatan machine learning, pendekatan berbasis leksikon seperti InSet Lexicon juga umum digunakan sebagai metode pelabelan otomatis pada data teks berbahasa Indonesia. Meskipun penelitian analisis sentimen berbasis Naive Bayes terhadap kebijakan maupun peristiwa politik di Indonesia telah cukup banyak dilakukan, sebagian besar berfokus pada isu yang telah memiliki preseden kelembagaan, seperti respons terhadap kandidat pemilu (Puad et al., 2023) atau kebijakan kenaikan harga BBM (Zalukhu et al., 2023), sehingga belum ditemukan kajian yang secara khusus menyoroti persepsi publik terhadap pembentukan lembaga pendidikan tinggi negeri yang struktur kelembagaan dan tata istilah kepemimpinannya belum memiliki padanan sebelumnya, sebagaimana kasus URI. Kebaruan penelitian ini terletak pada objek kajian yang bersifat aktual dan belum pernah diteliti sebelumnya, yaitu opini publik terhadap kebijakan pembentukan URI, serta pada kombinasi pelabelan berbasis leksikon InSet dengan algoritma Complement Naive Bayes, varian yang lebih tahan terhadap ketidakseimbangan kelas dibandingkan Multinomial Naive Bayes yang lazim digunakan pada penelitian-penelitian sejenis sebelumnya. Berdasarkan uraian tersebut, penelitian ini dirumuskan untuk menjawab bagaimana distribusi sentimen publik terhadap kebijakan pembentukan URI berdasarkan komentar YouTube, serta sejauh mana algoritma Naive Bayes mampu mengklasifikasikan sentimen tersebut ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen publik tersebut sekaligus mengevaluasi kinerja algoritma Naive Bayes, menggunakan data komentar dari lima belas video YouTube yang diproses melalui tahapan praproses, pelabelan berbasis leksikon InSet, ekstraksi fitur TF-IDF, dan klasifikasi Complement Naive Bayes. Hasil penelitian menunjukkan bahwa opini publik didominasi oleh sentimen negatif, dengan model klasifikasi mencapai tingkat akurasi yang tergolong moderat. Temuan ini menyimpulkan bahwa skeptisisme publik terhadap kebijakan tersebut masih dominan, terutama terkait transparansi anggaran dan urgensi kelembagaan. Kajian ini memberikan kontribusi berupa pemetaan awal persepsi publik terhadap kebijakan pendidikan yang baru diluncurkan pemerintah, sekaligus menegaskan relevansi pendekatan analisis sentimen berbasis leksikon dan Naive Bayes sebagai alat bantu yang responsif terhadap dinamika opini masyarakat, khususnya bagi pembuat kebijakan dalam mengevaluasi penerimaan publik terhadap program pendidikan tinggi yang bersifat strategis

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif deskriptif dengan objek penelitian berupa komentar publik pada video YouTube yang membahas kebijakan pembentukan Universitas Republik Indonesia (URI). Tahapan penelitian mengikuti alur baku proses penambangan data teks (text mining), yaitu pengumpulan data, praproses data, pelabelan sentimen, ekstraksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi model (Sidik et al., 2022). Alat yang digunakan meliputi lingkungan komputasi Google Colaboratory dengan bahasa pemrograman Python, YouTube Data API untuk pengambilan data, serta pustaka Sastrawi untuk pemrosesan teks Bahasa Indonesia, dan scikit-learn untuk pemodelan klasifikasi. Pengambilan sampel video dilakukan secara purposive melalui dua tahap. Pertama, pencarian video menggunakan sejumlah kata kunci yang relevan dengan topik URI (misalnya "Universitas Republik Indonesia", "Gubernur URI Prabowo", dan "Donny Ermawan Gubernur") melalui YouTube Data API, yang menghasilkan dua ratusan video awal. Kedua, video hasil pencarian disaring berdasarkan kesesuaian judul dengan topik penelitian untuk menghindari video yang tidak relevan, kemudian diurutkan berdasarkan jumlah komentar terbanyak. Rincian proses penyaringan dan pengumpulan data disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Rincian pengumpulan data komentar YouTube

Keterangan	Jumlah
Total video hasil pencarian awal	216
Video relevan setelah penyaringan	53
Video sampel yang digunakan	15
Total komentar mentah terkumpul	1.603

Data komentar dan balasan komentar (reply) yang telah dikumpulkan selanjutnya melalui tahap praproses. Tahap ini meliputi case folding, pembersihan URL, mention, tanda baca, dan karakter nonalfabet, penghapusan kata tidak baku *(stopword removal),* serta stemming menggunakan algoritma Nazief Adriani yang diimplementasikan pada pustaka Sastrawi (Khairunnisa et al., 2021). Setelah melalui tahap praproses dan penghapusan data duplikat maupun data kosong, diperoleh 1.552 data bersih yang siap dianalisis..

Pelabelan sentimen dilakukan secara otomatis menggunakan pendekatan berbasis leksikon (lexicon-based) dengan memanfaatkan InSet Lexicon, yaitu kamus sentimen Bahasa Indonesia yang memuat kata beserta bobot polaritasnya (Adi et al., 2025). Skor sentimen setiap komentar dihitung berdasarkan akumulasi bobot kata-kata yang terdapat di dalam komentar. Komentar dikategorikan sebagai positif apabila skor total lebih besar dari nol, negatif apabila skor total lebih kecil dari nol, dan netral apabila skor total sama dengan nol. Dengan demikian, label sentimen yang digunakan dalam penelitian ini merupakan label otomatis berbasis InSet Lexicon atau pseudo-label, bukan ground truth yang diperoleh melalui anotasi manual oleh manusia. Pendekatan ini digunakan untuk menghasilkan label referensi secara otomatis pada seluruh data komentar sebelum proses klasifikasi.

Data yang telah diberi label kemudian direpresentasikan ke dalam bentuk vektor numerik menggunakan TF-IDF dan dibagi menjadi data latih dan data uji dengan proporsi 80:20 (Zhafira et al., 2021). Proses klasifikasi dilakukan menggunakan algoritma Complement Naive Bayes, yaitu varian dari algoritma Naive Bayes yang dirancang lebih tahan terhadap ketidakseimbangan distribusi kelas pada data teks dibandingkan Multinomial Naive Bayes konvensional (Sanjaya & Musa, 2026). Kinerja model klasifikasi dievaluasi menggunakan confusion matrix serta metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Dalam konteks penelitian ini, metrik evaluasi tersebut digunakan untuk mengukur tingkat kesesuaian hasil prediksi Complement Naive Bayes terhadap label referensi yang dihasilkan oleh InSet Lexicon. Oleh karena label tersebut merupakan pseudo-label, nilai akurasi yang diperoleh tidak ditafsirkan sebagai tingkat akurasi model terhadap ground truth manusia. Validasi manual dilakukan secara terbatas pada sebagian kecil sampel hasil pelabelan

otomatis untuk memeriksa kesesuaian label dengan konteks komentar, tetapi hasil validasi tersebut tidak digunakan sebagai ground truth untuk evaluasi keseluruhan model.

DISKUSI DAN PEMBAHASAN

Data sebanyak 1.552 komentar YouTube yang telah melalui tahap preprocessing dan pelabelan menggunakan InSet Lexicon menghasilkan tiga kategori sentimen, yaitu negatif, positif, dan netral. Distribusi sentimen menunjukkan bahwa komentar bersentimen negatif merupakan kategori yang paling dominan, yaitu sebanyak 903 komentar (58,2%), diikuti oleh sentimen positif sebanyak 429 komentar (27,6%) dan sentimen netral sebanyak 220 komentar (14,2%). Data tersebut menunjukkan bahwa pada kumpulan komentar yang dianalisis, ekspresi bernuansa negatif lebih banyak ditemukan dibandingkan ekspresi positif maupun netral. Namun, distribusi tersebut perlu dipahami sebagai gambaran sentimen dalam dataset penelitian, bukan sebagai persentase yang merepresentasikan seluruh opini masyarakat Indonesia, karena data diperoleh secara purposive dari 15 video YouTube yang relevan dengan topik penelitian. Proses pengumpulan data tersebut menghasilkan 1.603 komentar mentah dan setelah proses pembersihan diperoleh 1.552 komentar yang digunakan dalam analisis.

Tabel 2 Distribusi sentimen komentar terhadap kebijakan pembentukan URI

Kategori Sentimen	Jumlah	Persentase (%)
Negatif	903	58.2
Positif	429	27.6
Netral	220	14.2
Total	1,552	100

(Sumber: Hasil pengolahan data, 2026)

Dominasi sentimen negatif menunjukkan bahwa sebagian besar komentar dalam dataset mengandung kata atau kombinasi kata yang memperoleh polaritas negatif berdasarkan bobot InSet Lexicon. Dalam penelitian ini, pelabelan dilakukan dengan menjumlahkan bobot polaritas kata dalam setiap komentar. Komentar dengan skor total lebih besar dari nol dikategorikan positif, skor kurang dari nol dikategorikan negatif, sedangkan skor sama dengan nol dikategorikan netral. Dengan demikian, dominasi sentimen negatif harus dibaca sebagai konsekuensi dari karakteristik bahasa yang digunakan pada komentar sekaligus hasil dari mekanisme pelabelan berbasis leksikon, bukan secara langsung sebagai ukuran tingkat penolakan masyarakat terhadap kebijakan tersebut.

Pola dominasi sentimen negatif juga sejalan dengan temuan penelitian terdahulu mengenai analisis sentimen terhadap kebijakan pemerintah yang menunjukkan bahwa komentar pada media sosial dapat memperlihatkan respons negatif yang cukup kuat terhadap suatu kebijakan. Aziz et al. (2021), misalnya, menggunakan Naive Bayes untuk menganalisis sentimen terhadap kebijakan pemerintah mengenai larangan mudik dan menunjukkan bahwa media sosial dapat digunakan sebagai sumber data untuk memetakan respons masyarakat terhadap kebijakan publik. Dalam konteks penelitian ini, kesamaan tersebut terutama terletak pada penggunaan data media sosial sebagai sumber untuk mengidentifikasi kecenderungan sentimen, sedangkan objek kebijakan dan konteks pembahasannya berbeda.

Visualisasi kata pada komentar positif dan negatif ditampilkan pada Gambar 1. Visualisasi ini digunakan untuk melihat kata-kata yang paling sering muncul pada masing-masing kelompok sentimen. Pada kelompok positif, kata yang terlihat menonjol antara lain “gratis”, “sekolah”, “didik”, “baik”, “bangun”, dan “pemimpin”. Kemunculan kata-kata tersebut menunjukkan bahwa komentar positif dalam dataset banyak berkaitan dengan harapan terhadap manfaat pendidikan, kesempatan memperoleh pendidikan, serta pembentukan sumber daya manusia dan calon pemimpin. Temuan tersebut sesuai dengan informasi mengenai tujuan URI sebagai lembaga pendidikan

kepemimpinan nasional yang diarahkan pada pengembangan karakter, kompetensi, dan wawasan kebangsaan.

Pada kelompok sentimen negatif, sejumlah kata yang menonjol antara lain “anggaran”, “korupsi”, “proyek”, “jabat”, “negara”, “rakyat”, “kampus”, dan “program”. Kemunculan kata-kata tersebut menunjukkan bahwa percakapan negatif dalam dataset tidak hanya berhubungan dengan aspek pendidikan, tetapi juga menyentuh tema pengelolaan sumber daya negara, kelembagaan, jabatan, dan kepentingan masyarakat. Meskipun demikian, keberadaan kata tertentu dalam word cloud tidak dapat secara otomatis diartikan sebagai bukti adanya suatu peristiwa atau tindakan tertentu. Misalnya, munculnya kata “korupsi” menunjukkan bahwa isu tersebut muncul dalam percakapan pengguna, tetapi tidak membuktikan bahwa telah terjadi korupsi dalam penyelenggaraan URI. Oleh karena itu, word cloud lebih tepat diposisikan sebagai alat untuk mengidentifikasi tema kosakata yang dominan, bukan sebagai bukti kausal atau faktual mengenai suatu persoalan.



Gambar 1 Word cloud sentimen positif dan negatif terhadap kebijakan pembentukan URI

Berdasarkan Gambar 1, dapat dilihat bahwa kata “universitas”, “pendidikan”, “Indonesia”, “negara”, dan “rakyat” muncul pada kedua kelompok sentimen. Hal tersebut menunjukkan bahwa beberapa kata memiliki frekuensi tinggi tanpa secara langsung menentukan apakah suatu komentar bernada positif atau negatif. Kondisi ini penting karena analisis berbasis frekuensi kata tidak sepenuhnya mempertimbangkan konteks hubungan antarkata. Sebuah komentar dapat menggunakan kata yang sama, tetapi memiliki polaritas berbeda bergantung pada susunan kalimat dan konteks penggunaannya. Keterbatasan semacam ini merupakan salah satu alasan mengapa hasil berbasis leksikon perlu dipadukan dengan evaluasi klasifikasi dan interpretasi kontekstual.

Selain itu, hasil penelitian ini perlu dikaitkan dengan tahapan text preprocessing yang digunakan. Penelitian menerapkan case folding, pembersihan URL dan mention, penghapusan tanda baca dan karakter nonalfabet, stopword removal, serta stemming menggunakan Sastrawi. Tahapan tersebut penting karena kualitas data teks sangat memengaruhi kualitas fitur yang digunakan dalam klasifikasi. Khairunnisa et al. (2021) menunjukkan bahwa proses preprocessing dapat memengaruhi performa analisis sentimen pada data media sosial. Oleh sebab itu, distribusi sentimen yang diperoleh dalam penelitian ini tidak hanya dipengaruhi oleh isi komentar, tetapi juga oleh proses pengolahan teks sebelum pelabelan dan klasifikasi dilakukan.

Tahap berikutnya adalah klasifikasi menggunakan algoritma Complement Naive Bayes dengan representasi fitur TF-IDF. Penggunaan TF-IDF memungkinkan setiap komentar direpresentasikan dalam bentuk numerik berdasarkan tingkat kepentingan kata dalam dokumen dan keseluruhan korpus, sedangkan Complement Naive Bayes digunakan untuk melakukan klasifikasi ke dalam tiga kategori sentimen. Data kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan proporsi 80:20. Pendekatan yang menggabungkan TF-IDF dan Naive Bayes juga telah digunakan pada penelitian analisis sentimen berbasis komentar YouTube, seperti penelitian Zhafira et al. (2021), sehingga metode yang digunakan dalam penelitian ini memiliki kesesuaian dengan pendekatan yang telah diterapkan pada studi terdahulu.

Tabel 3 Hasil evaluasi model complement naive bayes

Aktual \ Prediksi	Negatif	Netral	Positif
Negatif	152	8	21
Netral	22	13	9
Positif	44	7	35

(Sumber: Hasil pengolahan data, 2026)

Berdasarkan Tabel 3, dari 201 komentar yang termasuk kelas aktual negatif, sebanyak 152 komentar berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif, sedangkan 8 komentar diprediksi sebagai netral dan 21 komentar diprediksi sebagai positif. Pada kelas netral, sebanyak 13 komentar berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara 22 komentar masuk ke kelas negatif dan 9 komentar masuk ke kelas positif. Pada kelas positif, sebanyak 35 komentar berhasil diprediksi dengan benar sebagai positif, sedangkan 44 komentar diprediksi sebagai negatif dan 7 komentar sebagai netral. Jika dihitung dari seluruh 311 data pada confusion matrix, terdapat 200 prediksi yang benar sehingga menghasilkan akurasi sekitar 64,3%, sesuai dengan hasil yang dilaporkan dalam naskah.

Kesalahan klasifikasi terbesar terjadi pada kelas aktual positif yang diprediksi sebagai negatif, yaitu sebanyak 44 komentar. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan komentar positif dan negatif yang mempunyai kemiripan kosakata. Dalam representasi TF-IDF, kata yang muncul pada beberapa kelas dapat memiliki bobot tertentu tanpa sepenuhnya merepresentasikan makna kontekstual sebuah kalimat. Hal tersebut menjadi tantangan terutama pada komentar YouTube yang sering menggunakan bahasa informal, singkatan, ekspresi emosional, kata bermakna ganda, serta struktur kalimat yang tidak baku. Dengan demikian, kesalahan klasifikasi tidak semata-mata menunjukkan kelemahan algoritma, tetapi juga berkaitan dengan karakteristik data teks yang dianalisis.

Hasil tersebut juga memperlihatkan bahwa performa klasifikasi perlu dibaca bersama dengan distribusi kelas pada dataset. Kelas negatif memiliki jumlah data yang jauh lebih besar dibandingkan kelas positif dan netral, yaitu 903 komentar dibandingkan 429 dan 220 komentar. Ketidakseimbangan tersebut dapat memengaruhi pola pembelajaran model karena algoritma memperoleh lebih banyak contoh dari kelas negatif. Pemilihan Complement Naive Bayes dalam penelitian ini telah mempertimbangkan karakteristik tersebut karena varian Naive Bayes ini dirancang untuk menangani klasifikasi teks dan lebih sesuai untuk kondisi distribusi kelas yang tidak seimbang dibandingkan pendekatan Multinomial Naive Bayes konvensional (Sanjaya & Musa, 2026). Namun demikian, hasil confusion matrix menunjukkan bahwa ketidakseimbangan kelas belum sepenuhnya menghilangkan kesalahan klasifikasi antarkelas.

Dari perspektif penelitian terdahulu, hasil ini memperkuat pemanfaatan algoritma Naive Bayes untuk analisis sentimen pada data media sosial. Sidik et al. (2022) menunjukkan penerapan Naive Bayes pada analisis sentimen data pembelajaran daring, sedangkan Zalukhu et al. (2023) menerapkannya untuk menganalisis respons masyarakat terhadap kebijakan kenaikan BBM di

Twitter. Puad et al. (2023) juga menggunakan Naive Bayes untuk mengidentifikasi sentimen masyarakat terhadap Pemilu 2024 di Twitter. Penelitian-penelitian tersebut memperlihatkan bahwa algoritma Naive Bayes tetap relevan untuk klasifikasi teks berbahasa Indonesia. Dalam penelitian ini, penerapan Complement Naive Bayes memberikan kontribusi tambahan karena objek yang diteliti adalah komentar terhadap pembentukan URI yang merupakan kebijakan pendidikan baru.

Namun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan yang perlu diperhatikan ketika menginterpretasikan hasil. Pertama, sumber data hanya berasal dari komentar pada 15 video YouTube yang dipilih secara purposive, sehingga hasilnya tidak dapat dianggap sebagai representasi statistik seluruh masyarakat. Kedua, pelabelan awal menggunakan pendekatan InSet Lexicon yang menentukan kategori sentimen berdasarkan akumulasi bobot kata. Pendekatan ini dapat menghadapi kesulitan ketika komentar mengandung sarkasme, ironi, negasi, atau makna yang sangat bergantung pada konteks. Penelitian Anda memang telah melakukan validasi manual pada sebagian kecil sampel, tetapi validasi tersebut belum menggantikan evaluasi manual terhadap keseluruhan data.

Ketiga, performa model yang ditunjukkan melalui confusion matrix memperlihatkan bahwa kelas positif dan negatif masih cukup sering tertukar. Hal tersebut mengindikasikan bahwa pendekatan TF-IDF dan Complement Naive Bayes belum sepenuhnya menangkap konteks semantik komentar. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan data balancing, memperbesar jumlah data latih, serta menggunakan pendekatan berbasis representasi kontekstual seperti IndoBERT. Penggunaan model berbasis transformer berpotensi memberikan representasi konteks yang lebih baik dibandingkan pendekatan berbasis frekuensi kata, meskipun evaluasi empiris tetap diperlukan untuk menentukan apakah peningkatan tersebut benar-benar terjadi pada dataset yang sama (Wahyuni et al., 2026).

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa sentimen negatif merupakan kategori yang paling dominan dalam dataset komentar YouTube yang dianalisis, yaitu sebesar 58,2%, sementara sentimen positif sebesar 27,6% dan sentimen netral sebesar 14,2%. Dominasi tersebut memperlihatkan bahwa percakapan pada sampel penelitian lebih banyak mengandung ekspresi bernuansa negatif, terutama pada kosakata yang berkaitan dengan kelembagaan, anggaran, jabatan, dan kepentingan publik. Di sisi lain, sentimen positif memperlihatkan adanya harapan yang berkaitan dengan pendidikan dan pengembangan sumber daya manusia. Pada aspek klasifikasi, Complement Naive Bayes dengan fitur TF-IDF menghasilkan akurasi 64,3%, tetapi masih menghadapi kesulitan dalam membedakan kelas yang memiliki kemiripan kosakata. Dengan demikian, analisis yang dilakukan dapat digunakan sebagai pemetaan awal terhadap pola sentimen pada komentar YouTube, sementara generalisasi terhadap opini masyarakat secara luas memerlukan sumber data yang lebih beragam, jumlah data yang lebih besar, serta metode klasifikasi yang mampu menangkap konteks bahasa secara lebih mendalam.

KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis terhadap 1.552 komentar YouTube mengenai pembentukan Universitas Republik Indonesia (URI), sentimen negatif merupakan kategori yang paling banyak ditemukan dalam dataset, yaitu sebanyak 903 komentar (58,2%), diikuti sentimen positif sebanyak 429 komentar (27,6%) dan sentimen netral sebanyak 220 komentar (14,2%). Pola tersebut menunjukkan bahwa dalam data yang dianalisis terdapat kecenderungan ekspresi bernuansa negatif yang berkaitan dengan tema kelembagaan, anggaran, jabatan, dan kepentingan publik. Sementara itu, komentar positif lebih banyak menunjukkan harapan terhadap aspek pendidikan dan pengembangan sumber daya manusia. Temuan tersebut perlu dipahami sebagai gambaran sentimen pada dataset penelitian dan tidak secara langsung dapat digeneralisasikan sebagai representasi seluruh opini masyarakat.

Pada tahap klasifikasi, penggunaan Complement Naive Bayes dengan fitur TF-IDF menghasilkan akurasi sebesar 64,3%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi awal terhadap komentar ke dalam kategori negatif, netral, dan positif, tetapi tingkat akurasi yang diperoleh masih menunjukkan adanya keterbatasan dalam membedakan beberapa kelas sentimen. Berdasarkan confusion matrix, kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi pada komentar positif yang diprediksi sebagai negatif, yang menunjukkan adanya kemiripan karakteristik kosakata antarkelas serta keterbatasan representasi TF-IDF dalam menangkap konteks bahasa secara lebih mendalam.

Dengan demikian, kombinasi InSet Lexicon, TF-IDF, dan Complement Naive Bayes dapat dimanfaatkan sebagai pendekatan awal untuk memetakan pola sentimen pada komentar YouTube. Namun, hasil klasifikasi belum dapat dipandang sebagai ukuran yang sepenuhnya akurat mengenai sentimen pengguna karena penelitian ini masih memiliki keterbatasan, antara lain penggunaan data dari 15 video YouTube yang dipilih secara purposive, pelabelan awal berbasis leksikon, ketidakseimbangan jumlah data antarkelas, serta validasi manual yang hanya dilakukan pada sebagian kecil sampel. Oleh karena itu, hasil penelitian lebih tepat diposisikan sebagai pemetaan awal terhadap kecenderungan sentimen dalam dataset yang diteliti. Penelitian selanjutnya dapat memperluas sumber data, meningkatkan validasi label secara manual, menerapkan teknik penyeimbangan kelas, serta membandingkan metode berbasis konteks seperti IndoBERT untuk mengevaluasi kemungkinan peningkatan kinerja klasifikasi.

KONTRIBUSI PENULIS

Teguh Arlovin: konseptualisasi penelitian, perumusan masalah, perancangan metodologi, analisis hasil, interpretasi temuan, dan penyusunan naskah. Sukarsa: pengembangan metodologi penelitian, pengolahan dan analisis data, pemodelan klasifikasi menggunakan Complement Naive Bayes, serta evaluasi kinerja model. Dicky Andika Sulaeman: pengumpulan dan praproses data komentar YouTube, implementasi teknis menggunakan Python dan Google Colaboratory, validasi hasil pengolahan data, serta peninjauan dan penyuntingan naskah. Seluruh penulis berkontribusi dalam pembahasan hasil, revisi naskah, serta menyetujui versi akhir artikel.

PERNYATAAN KETERSEDIAAN DATA

Data yang mendukung temuan dalam penelitian ini tersedia dari para penulis atas permintaan yang wajar, dengan mempertimbangkan persetujuan etik dan peraturan institusi yang berlaku.

PERNYATAAN BEBAS KONFLIK KEPENTINGAN

Para penulis menyatakan bahwa tidak ada konflik kepentingan finansial maupun hubungan pribadi yang dapat mempengaruhi hasil yang dilaporkan dalam naskah ini.

PERNYATAAN ETIKA PENELITIAN DAN PUBLIKASI

Para penulis menyatakan bahwa penelitian dan penulisan naskah ini telah mematuhi standar etika penelitian dan publikasi, sesuai dengan prinsip ilmiah, serta bebas dari plagiasi.

PERNYATAAN PEMANFAATAN TEKNOLOGI ASISTIF

Para penulis menyatakan bahwa Kecerdasan Buatan Generatif (Generative Artificial Intelligence) dan teknologi asistif lainnya tidak digunakan secara berlebihan dalam proses penelitian dan penulisan naskah ini. Secara khusus, Google Colaboratory digunakan sebagai lingkungan komputasi untuk mengeksekusi skrip Python dalam proses pengumpulan data, praproses teks, dan pemodelan klasifikasi sentimen; serta Google Gemini digunakan untuk membantu penyesuaian format naskah, penyuntingan tata bahasa, dan penyusunan struktur kalimat sesuai panduan template jurnal. Para penulis telah meninjau dan menyunting semua konten yang dihasilkan AI guna memastikan ketepatan, kelengkapan, serta kepatuhan terhadap standar etika dan ilmiah. Tim penulis bertanggung jawab penuh atas naskah versi akhir.

REFERENSI

Adi, A. O. K., Sanjaya, A., & Setiawan, A. B. (2025). Penerapan Inset Lexicon untuk Analisis Sentimen Penonton Video JKT48 di YouTube. *Prosiding Seminar Nasional Inovasi Teknologi*, *9*.

Aziz, A., Fauziah, F., & Fitri, I. (2021). *Analisis Sentimen Terhadap Kebijakan Pemerintah Tentang Larangan Mudik Hari Raya Idulfitri di Indonesia Tahun 2021 Menggunkan Metode Naïve Bayes*. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:239761479

Khairunnisa, S., Adiwijaya, K., & Faraby, S. (2021). Pengaruh Text Preprocessing terhadap Analisis Sentimen Komentar Masyarakat pada Media Sosial Twitter (Studi Kasus Pandemi COVID-19). *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, *5*, 406. https://doi.org/10.30865/mib.v5i2.2835

Puad, S., Garno, G., & Susilo Yuda Irawan, A. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Pada Twitter Terhadap Pemilihan Umum 2024 Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, *7*(3), 1560–1566. https://doi.org/10.36040/jati.v7i3.6920

Sanjaya, R., & Musa, P. (2026). *Perbandingan Metode Complement Naive Bayes dan Convolutional Neural Network untuk Analisis Sentimen Coretax DJP*.

Sidik, F., Suhada, I., Anwar, A., & Noor Hasan, F. (2022). Analisis Sentimen Terhadap Pembelajaran Daring Dengan Algoritma Naive Bayes Classifier. *Jurnal Linguistik Komputasional (JLK)*, *5*, 34. https://doi.org/10.26418/jlk.v5i1.79

Udayana, I. P. A. E. D., Indrawan, I. G. A., & Putra, I. P. D. G. A. (2023). Decision Support System for Sentiment Analysis of Youtube Comments on Government Policies. *Journal of Computer Networks, Architecture and High Performance Computing*, *5*(1), 27–37. https://doi.org/10.47709/cnahpc.v5i1.1999

Wahyuni, A. N., Listyorini, T., & Supriyati, E. (2026). *Implementasi Model Indobert Dan Mbert Untuk Deteksi Berita Hoaks Berbasis Web*. *10*(2).

Yulita, I. N., Wijaya, V., Rosadi, R., Sarathan, I., Djuyandi, Y., & Prabuwono, A. S. (2023). Analysis of Government Policy Sentiment Regarding Vacation during the COVID-19 Pandemic Using the Bidirectional Encoder Representation from Transformers (BERT). *Data*, *8*(3), 46. https://doi.org/10.3390/data8030046

Zalukhu, P. S., Handhayani, T., & Sitorus, M. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Kenaikan BBM Di Indonesia Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Simtek : jurnal sistem informasi dan teknik komputer*, *8*(1), 65–69. https://doi.org/10.51876/simtek.v8i1.177

Zhafira, D., Rahayudi, B., & Indriati, I. (2021). Analisis Sentimen Kebijakan Kampus Merdeka Menggunakan Naive Bayes dan Pembobotan TF-IDF Berdasarkan Komentar pada Youtube. *Jurnal Sistem Informasi, Teknologi Informasi, Dan Edukasi Sistem Informasi*, *2*. https://doi.org/10.25126/justsi.v2i1.24