

ANALISIS SENTIMEN TERHADAP KOMENTAR YOUTUBE MENGENAI KETERLIBATAN ANAK DALAM AKTIVITAS MILITER MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES

Devi intan Ayu Lestari¹, Riri Narasati², Tati suprapti³, Mulyawan⁴, Irfan Ali⁵

Program Studi Teknik Informatika^{1,2,3}
Program Studi Sistem Informasi⁴
Program Studi Rekayasa Perangkat Lunak⁵

Email: deviintanayles8712@gmail.com¹

STMIK IKMI Cirebon

Email Penulis Korespondensi : deviintanayles8712@gmail.com

Abstract— This study aims to analyze the sentiment of YouTube user comments related to the issue of children being taken to military barracks. This issue has given rise to various public perceptions that are recorded through digital comments. This study uses a text-based sentiment analysis method with the Multinomial Naive Bayes (MNB) algorithm. The data was obtained through web scraping techniques from YouTube channels that broadcast relevant content, with a total of 3,121 comments. An in-depth preprocessing process was carried out, including text cleaning, tokenization, stopword removal, and stemming. Data imbalance (dominated by Neutral sentiment) was overcome using the Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) and feature extraction using TF-IDF Vectorizer. After data balancing, the MNB model was trained and tested using 1,334 test data. The evaluation results showed that the model achieved an accuracy of 84.26%, with a weighted average precision of 86.25%, recall of 84.26%, and F1-score of 82.98%. Performance per class also showed satisfactory results: F1-score for the Negative class was 0.91, Positive 0.87, and Neutral 0.71. These findings show that the majority of comments are neutral, and the combination of TF-IDF with SMOTE successfully improves sentiment classification performance on unbalanced data. This study provides an overview of public perception of social issues and demonstrates the effectiveness of the machine learning approach in processing public opinion data from digital platforms.

Keywords: sentiment analysis, YouTube, children in military barracks, naïve Bayes, public perception

Abstrak— Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen komentar pengguna YouTube terkait isu anak-anak yang dibawa ke barak militer. Isu tersebut menimbulkan berbagai persepsi publik yang terekam melalui komentar digital. Penelitian ini menggunakan metode analisis sentimen berbasis teks dengan algoritma Multinomial Naive Bayes (MNB). Data diperoleh melalui teknik web scraping dari kanal YouTube yang menayangkan konten relevan, dengan total 3.121 komentar. Proses preprocessing dilakukan secara mendalam, meliputi pembersihan teks, tokenisasi, stopword removal, dan stemming. Ketidakseimbangan data (didominasi sentimen Netral) diatasi menggunakan metode Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) dan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF Vectorizer. Setelah penyeimbangan data, model MNB dilatih dan diuji menggunakan 1.334 data uji. Hasil evaluasi menunjukkan model mencapai akurasi 84,26%, dengan precision rata-rata tertimbang 86,25%, recall 84,26%, dan F1-score 82,98%. Kinerja per kelas juga menunjukkan hasil memuaskan: F1-score kelas Negatif sebesar 0,91, Positif 0,87, dan Netral 0,71. Temuan ini menunjukkan bahwa mayoritas komentar bersifat netral, dan kombinasi TF-IDF dengan SMOTE berhasil meningkatkan performa klasifikasi sentimen pada data yang tidak seimbang. Penelitian ini memberikan gambaran umum persepsi publik terhadap isu sosial serta menunjukkan efektivitas pendekatan machine learning dalam mengolah data opini publik dari platform digital.

Keywords: sentiment analysis, YouTube, children in military barracks, naïve Bayes, public perception

INTRODUCTION

Perkembangan teknologi informatika telah mendorong peningkatan pemanfaatan media sosial sebagai ruang ekspresi publik. YouTube menjadi salah satu platform yang banyak digunakan untuk

menyampaikan opini, sehingga komentar pengguna dapat dianalisis untuk memahami respons masyarakat terhadap isu sosial tertentu..

Salah satu isu yang mendapat perhatian publik ialah program pembinaan anak bermasalah di lingkungan barak militer yang diinisiasi Pemerintah Provinsi Jawa Barat. Program ini menuai dukungan sekaligus kritik, sebagaimana tergambar dari ribuan komentar pada berbagai kanal YouTube. Komentar tersebut mencerminkan spektrum persepsi publik, namun volumenya yang besar menuntut penerapan teknik komputasional untuk dianalisis secara efektif.

Metode *Naïve Bayes* banyak digunakan dalam analisis sentimen karena sederhana dan efektif. Berbagai penelitian menunjukkan akurasi tinggi pada beragam topik, seperti analisis pada konten "Kualifikasi Merah Putih" [1], komentar kebijakan KRIS BPJS [2], isu resesi ekonomi tahun 2023 [3], komentar terkait KTT G20 [4], persepsi publik terhadap tokoh politik [5], serta sentimen pemindahan IKN [6]. Namun, belum terdapat penelitian yang secara khusus menelaah sentimen publik terkait keterlibatan anak dalam lingkungan militer, sehingga menunjukkan adanya celah penelitian yang perlu dikaji.

Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen publik terhadap isu tersebut melalui komentar YouTube menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Data diperoleh melalui *web scraping* dan diproses melalui tahapan *text preprocessing* sebelum diklasifikasikan menjadi sentimen positif, negatif, dan netral. Hasil penelitian diharapkan memberikan kontribusi bagi pengembangan analisis sentimen teks berbahasa Indonesia serta pemahaman publik terhadap isu sosial sensitif di ranah digital.

MATERIALS AND METHODS

Objek penelitian ini berupa komentar dari pengguna YouTube yang membahas isu keberadaan anak-anak di lingkungan barak militer di Jawa Barat. Data dihimpun dari empat video menggunakan teknik *web scraping* dan YouTube API. Komentar yang diperoleh digunakan untuk menganalisis persepsi publik melalui pendekatan analisis sentimen berbasis teks.

Penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan yang tersusun secara sistematis, dimulai dari akuisisi data hingga evaluasi model. Alur penelitian menggambarkan proses pengolahan komentar untuk menghasilkan model klasifikasi sentimen yang optimal.

Pengumpulan dan Pra-Pemrosesan Data seluruh komentar yang terhimpun digabungkan ke dalam satu *DataFrame* dan diproses melalui tahapan *text preprocessing* yang meliputi *case folding*,

penghapusan noise (URL, tanda baca, *mentions*, dan karakter non-alfabet), *tokenization*, *stopword removal*, serta *stemming*. Tahapan ini bertujuan memastikan bahwa data teks berada dalam format yang sesuai untuk proses komputasi lebih lanjut..

Pelabelan Sentimen dan Ekstraksi Fitur Komentar kemudian diberi label sentimen positif, negatif, atau netral menggunakan pendekatan leksikon. Setelah itu, teks dikonversi menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF untuk menghasilkan bobot kata yang merepresentasikan tingkat kepentingannya dalam dokumen

Penyeimbangan Data dan Pelatihan Model Distribusi kelas yang tidak seimbang diatasi menggunakan teknik SMOTE untuk melakukan oversampling pada kelas minoritas. Data yang telah seimbang kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji. Algoritma Multinomial *Naïve Bayes* diterapkan sebagai model klasifikasi utama untuk memprediksi kategori sentimen berdasarkan fitur teks yang telah diekstraksi.

Evaluasi model Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-Score. Hasil evaluasi disajikan melalui *classification report* serta visualisasi grafik untuk memberikan gambaran komprehensif mengenai performa model dalam mengklasifikasikan sentimen komentar.

RESULTS AND DISCUSSION

A. Data Acquisition

Proses pertama yang dilakukan adalah pengumpulan komentar YouTube dari empat video yang membahas isu keberadaan anak-anak di barak militer. Pengambilan data dilakukan melalui teknik *web scraping* menggunakan Python, kemudian seluruh komentar digabungkan ke dalam satu *DataFrame* sebagai dataset awal untuk analisis.

B. Preprocessing

Pada tahap ini dilakukan pembersihan dan penyiapan data teks agar siap digunakan dalam proses analisis. Proses dimulai dengan *case folding* untuk menyeragamkan seluruh karakter menjadi huruf kecil. Selanjutnya dilakukan penghapusan noise berupa URL, *mentions*, *hashtags*, angka, tanda baca, dan spasi berlebih. Tahap ini juga mencakup penghapusan *stopwords* Bahasa Indonesia serta proses tokenisasi menggunakan *regular expression*, sehingga komentar yang diperoleh berada dalam bentuk teks bersih dan terstruktur untuk tahapan pemrosesan berikutnya..

```

comment \
0 Anak saya udah masuk barak militer
1 Saya mau masukin anak ke barak gm cr nya
2 Saya sangat setuju dan bangga
3 masuknya ke, SEKOLAH KETERBELAKANGAN PERILAL
4 Program bagus

cleaned comment sentiment
0 anak udah masuk barak militer netral
1 masukin anak barak gm cr nya netral
2 setuju bangga positif
3 masuknya sekolah keterbelakangan mental netral
4 program bagus positif

Updated Sentiment Distribution:
sentiment
netral 2223
positif 778
negatif 120
Name: count, dtype: int64

```

Gambar 1. Distribusi sentimen

Berdasarkan gambar tersebut, diperoleh distribusi sentimen sebagai berikut :

1. Netral : 2.223 komentar (71,23%)
2. Positif : 778 komentar (24,93%)
3. Negatif : 120 komentar (3,84%)

Distribusi ini menggambarkan bahwa mayoritas komentar cenderung bersentimen netral, sementara komentar negatif jumlahnya paling sedikit. Ketidakseimbangan ini menjadi dasar untuk dilakukan tahap penyeimbangan data pada proses selanjutnya.

C. Optimasi Data

Distribusi sentimen pada dataset awal menunjukkan ketidakseimbangan yang signifikan, sehingga dilakukan penyeimbangan data menggunakan SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique). Metode ini menghasilkan sampel sintetis pada kelas positif dan negatif berdasarkan kedekatan antar data di ruang fitur.

```

Shape of resampled features (X_resampled): (6669, 7864)

Distribution of resampled sentiment labels (y_resampled):
sentiment
netral 2223
positif 2223
negatif 2223
Name: count, dtype: int64

```

Gambar 2. hasil bentuk fitur yang diseimbangkan

Gambar menunjukkan hasil resampling, di mana terbentuk dataset berukuran (6669, 7864), terdiri dari 6.669 data dan 7.864 fitur. Setelah proses ini, seluruh kelas sentimen—netral, positif, dan negatif—memiliki jumlah data yang sama, yaitu masing-masing 2.223 data. Dataset yang telah seimbang ini kemudian digunakan pada tahap pelatihan model untuk menghindari bias terhadap Kelas mayoritas

Setelah proses penyeimbangan data selesai, dataset dibagi menjadi data latih dan data uji dengan tujuan melatih model pada sebagian data dan menguji performanya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

```

Shape of X_train: (5335, 7864)
Shape of X_test: (1334, 7864)
Shape of y_train: (5335,)
Shape of y_test: (1334,)

```

Gambar 3. hasil bentuk data latih dan uji

Gambar menunjukkan hasil pembagian data, di mana X_{train} memiliki bentuk $(5335, 7864)$ yang terdiri dari 5.335 komentar dan 7.864 fitur, sedangkan X_{test} memiliki bentuk $(1334, 7864)$ dengan 1.334 komentar sebagai data uji. Jumlah label pada y_{train} dan y_{test} sesuai dengan banyaknya data pada masing-masing set. Secara proporsional, pembagian data dilakukan menggunakan rasio 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian.

D. Pemodelan dan evaluasi

Setelah proses pembagian data dilakukan, model Multinomial Naïve Bayes dilatih menggunakan data latih. Proses pelatihan dan prediksi berjalan dengan baik, kemudian hasil prediksi pada data uji digunakan untuk menghitung metrik evaluasi model.

```

Accuracy: 0.8426
Precision: 0.8625
Recall: 0.8426
F1-Score: 0.8298

Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

negatif      0.84         1.00         0.91         444
netral       0.96         0.56         0.71         445
positif      0.79         0.97         0.87         445

accuracy          0.84         1334
macro avg         0.86         0.84         0.83         1334
weighted avg      0.86         0.84         0.83         1334

```

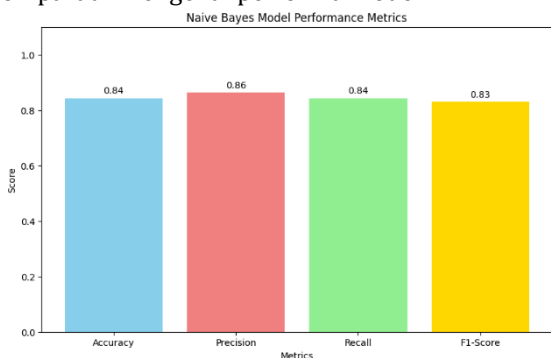
Gambar 4. hasil metrik evaluasi dan classification report

Gambar menunjukkan hasil evaluasi model, yang meliputi akurasi, presisi, recall, serta F1-score. Model memperoleh akurasi sebesar 0,8426, dengan presisi 0,8625, recall 0,8426, dan F1-score 0,8298. Nilai-nilai ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan tiga kategori sentimen. Berdasarkan classification report, kelas negatif menunjukkan performa terbaik dengan F1-score 0,91 dan recall 1,00, mengindikasikan bahwa model mampu mengenali komentar negatif dengan sangat baik. Kelas positif juga menunjukkan performa kuat dengan F1-score 0,87 dan recall 0,97. Sementara itu, kelas netral memiliki F1-score lebih rendah, yaitu 0,71, dengan recall 0,56, yang menunjukkan bahwa komentar netral lebih sulit dibedakan dari kategori lainnya karena karakteristiknya yang cenderung ambigu. Secara keseluruhan, model Multinomial

Naïve Bayes memberikan performa yang stabil dengan akurasi 84%, sehingga dapat dikatakan efektif dalam melakukan klasifikasi sentimen pada komentar YouTube. Visualisasi metrik evaluasi melalui grafik batang turut membantu menampilkan perbandingan performa setiap metrik secara lebih jelas.

D. Visualisasi metrik evaluasi

Setelah memperoleh nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score, metrik evaluasi disajikan dalam bentuk grafik batang untuk memberikan gambaran komparatif mengenai performa model

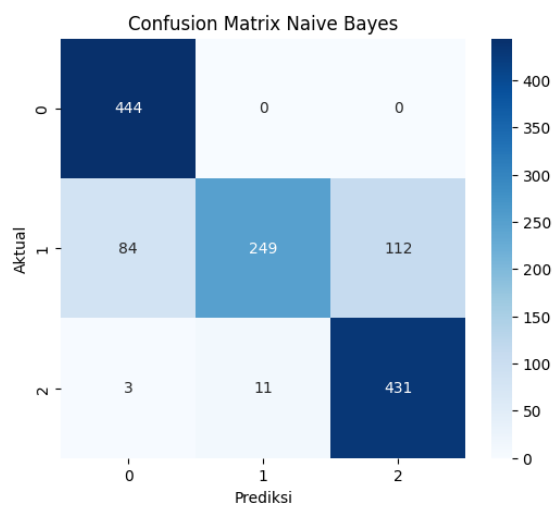


Gambar 5. Visualisasi metrik evaluasi

Gambar menunjukkan visualisasi empat metrik evaluasi utama*, sehingga memudahkan dalam melihat kontribusi masing-masing metrik terhadap kinerja model.

Grafik tersebut memperlihatkan bahwa model Multinomial Naïve Bayes memiliki performa yang konsisten pada seluruh metrik. Akurasi berada pada nilai *0,84, menandakan bahwa sebagian besar prediksi sesuai dengan label sebenarnya. Presisi menjadi metrik tertinggi, yaitu **0,86, menunjukkan kemampuan model dalam menghasilkan prediksi yang tepat pada setiap kelas. Nilai recall sebesar **0,84* mengindikasikan bahwa model mampu mengenali sebagian besar data yang sesuai dengan kelasnya. Sementara itu, F1-score berada pada *0,83*, yang menggambarkan keseimbangan antara presisi dan recall.

Secara keseluruhan, visualisasi metrik evaluasi menegaskan bahwa model Multinomial Naïve Bayes menunjukkan performa yang stabil dan dapat diandalkan dalam tugas klasifikasi sentimen pada komentar YouTube.



Gambar 6. Confusion matrix

Berdasarkan Gambar 4.6 menunjukkan confusion matrix hasil pengujian model Naive Bayes pada data uji. Label kelas terdiri dari tiga kategori: 0 (Negatif), 1 (Netral), dan 2 (Positif). Berikut adalah interpretasinya :

1. Kelas 0 (Negatif): Sebanyak 444 data kelas Negatif berhasil diklasifikasikan dengan benar. Tidak ada data dari kelas ini yang salah diklasifikasikan.
2. Kelas 1 (Netral): Dari total data kelas Netral, 249 data diklasifikasikan dengan benar, namun 84 data salah diklasifikasikan sebagai kelas 0 (Negatif) dan 112 sebagai kelas 2 (Positif). Hal ini menunjukkan bahwa kelas Netral cukup sulit dibedakan oleh model.
3. Kelas 2 (Positif): Sebanyak 431 data diklasifikasikan dengan benar, sementara hanya 3 salah sebagai kelas 0 dan 11 sebagai kelas 1

Model memiliki performa yang sangat baik dalam mengenali kelas Negatif dan Positif, namun masih memiliki kesulitan dalam membedakan komentar Netral, yang cenderung tumpang tindih secara konteks dengan kelas lain. Hal ini bisa disebabkan karena kalimat netral sering kali mengandung kata-kata yang ambigu atau tidak mengandung emosi yang jelas.

CONCLUSION

Berdasarkan hasil analisis terhadap komentar YouTube mengenai keberadaan anak-anak di barak militer, ditemukan bahwa sentimen netral merupakan kategori yang paling dominan pada data awal sebelum dilakukan penyeimbangan. Komentar netral umumnya berisi pertanyaan, observasi, atau pernyataan informatif tanpa menunjukkan emosi tertentu. Sentimen positif muncul sebagai kategori terbesar kedua, mencerminkan apresiasi dan dukungan terhadap aktivitas anak-anak, sementara sentimen negatif menjadi kategori paling sedikit dan berisi kekhawatiran mengenai dampak psikologis maupun kesesuaian aktivitas tersebut bagi anak-anak.

Ketidakseimbangan distribusi pada data awal kemudian diperbaiki menggunakan metode SMOTE, sehingga setiap kelas sentimen memiliki jumlah sampel yang sama dan proses pelatihan model menjadi lebih stabil. Model Multinomial Naïve Bayes yang digunakan menunjukkan performa yang baik dengan akurasi sebesar 84%, serta nilai presisi, recall, dan f1-score yang konsisten. Performa terbaik ditunjukkan pada kelas negatif dengan recall sempurna, sedangkan kelas netral memiliki recall lebih rendah karena sifat komentarnya yang cenderung ambigu dan tidak menunjukkan opini yang jelas.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa persepsi publik terkait isu keberadaan anak-anak di barak militer didominasi oleh respons netral, diikuti sentimen positif, dan hanya sedikit komentar negatif. Temuan ini mengindikasikan bahwa opini masyarakat tidak condong pada sikap pro atau kontra secara ekstrem, melainkan lebih banyak mencerminkan rasa ingin tahu dan bentuk apresiasi daripada kritik yang bersifat keras

REFERENCE

- [1] C. N. B. C. D. A. N. Tf-idf, "Sosial Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Sentiment Analysis of Youtube Social
- Critical Content Using Naïve Bayes Classifier (Nbc) and Tf-Idf Algorithms," vol. 3, no. September, pp. 271–280, 2024.
- [2] M. Taufik Sugandi, Martanto, and U. Hayati, "Analisis Sentimen Komentar Pengguna Youtube terhadap Kebijakan Baru Badan Penyelenggara Jaminan Kesehatan Sosial Menggunakan Naïve Bayes," *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 6, no. 1, pp. 218–227, 2024.
- [3] A. A. Ningtyas, A. Solichin, and R. Pradana, "Analisis Sentimen Komentar Youtube Tentang Prediksi Resesi Ekonomi Tahun 2023 Menggunakan Algoritme Naïve Bayes," *Bit (Fakultas Teknol. Inf. Univ. Budi Luhur)*, vol. 20, no. 1, p. 9, 2023, doi: 10.36080/bit.v20i1.2317.
- [4] R. A. Firsttama, A. A. Arifiyanti, and D. S. Y. Kartika, "Analisis Sentimen Komentar Youtube Konferensi Tingkat Tinggi G20 Menggunakan Metode Naive Bayes," *J. Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, vol. 6, no. 2, pp. 282–285, 2024, doi: 10.47233/jteksis.v6i2.1263.
- [5] R. Dhia Yusrana *et al.*, "Analisis Sentiment Komentar Video Youtube 'Epic Rap Battle of Presidency 2024' Menggunakan Algoritma Naïve Bayes & Svm," *J. Eng. Sustain. Technol.*, vol. 10, no. 02, pp. 1064–1069, 2024.
- [6] S. F. Huwaida, R. Kusumawati, and B. Isnaini, "Analisis sentimen komentar youtube terhadap pemindahan ibu kota negara menggunakan metode Naïve Bayes," vol. 6, no. 1, pp. 26–39, 2024, doi: 10.37905/jji.v6i1.24718.