UNIVERSITAS
MUHAMMADIYAH
SIDOARJO

UMSIDA
DARI SINI PENCERAHAN BERSEMI

Analisis Sentimen Komentar YouTube terhadap Pernyataan Hilirisasi oleh Gibran Rakabuming Raka Menggunakan Algoritma Naive Bayes

Oleh:

Arif Rahman Hakim,

Sumarno

Progam Studi Informatika

Universitas Muhammadiyah Sidoarjo

Juli, 2026

Pendahuluan

Latar Belakang

- Media sosial, khususnya YouTube, menjadi ruang penting bagi masyarakat menyampaikan opini, kritik, dan dukungan terhadap isu kebijakan publik
- Volume komentar yang besar dan beragam menjadikan YouTube sumber data relevan untuk analisis sentimen, meski karakteristik teksnya informal dan tidak terstruktur
- Hilirisasi merupakan kebijakan strategis industrialisasi yang aktif disampaikan Gibran Rakabuming Raka, serta diberitakan dan direspons oleh kanal berita nasional — termasuk tanggapan kritis
- Algoritma Naive Bayes terbukti efektif untuk analisis sentimen berbahasa Indonesia karena komputasinya sederhana dan efisien

Celah Penelitian

- Perbandingan langsung tiga varian Naive Bayes (Multinomial, Bernoulli, Gaussian) pada komentar YouTube berbahasa Indonesia masih terbatas
- Evaluasi pengaruh SMOTE umumnya hanya dilakukan pada satu varian algoritma, belum komprehensif pada ketiganya sekaligus

Tujuan Penelitian

- Menganalisis sentimen komentar YouTube terhadap pernyataan kebijakan hilirisasi oleh Gibran Rakabuming Raka
- Membandingkan performa Multinomial, Bernoulli, dan Gaussian Naive Bayes
- Mengevaluasi pengaruh SMOTE terhadap performa ketiga varian algoritma

Pertanyaan Penelitian (Rumusan Masalah)

1. Bagaimana distribusi sentimen publik terhadap pernyataan kebijakan hilirisasi oleh Gibran Rakabuming Raka berdasarkan komentar YouTube?
2. Algoritma Naive Bayes varian mana (Multinomial, Bernoulli, atau Gaussian) yang memberikan performa klasifikasi terbaik?
3. Bagaimana pengaruh rasio pembagian data (90:10 dan 80:20) terhadap performa masing-masing algoritma?
4. Bagaimana pengaruh penerapan SMOTE terhadap performa klasifikasi pada masing-masing varian Naive Bayes?
5. Kata-kata apa yang paling dominan membedakan sentimen positif dan negatif pada komentar tersebut?

Metode

Tahapan Penelitian

- Pengumpulan Data → 2. Preprocessing → 3. Pembobotan Fitur (TF-IDF) → 4. Model Klasifikasi & Desain Eksperimen → 5. Evaluasi Model

Pengumpulan Data

- YouTube Data API v3 dari 9 video (4 video kanal resmi Gibran Rakabuming Raka + 5 video dari 4 kanal berita nasional)
- Crawling 22 Juli 2026 → 26.891 komentar mentah
- Filter relevansi topik (zero-shot classification, ModernBERT-large-zeroshot-v2.0, threshold ≥0,75) → 1.337 komentar relevan
- Pelabelan sentimen otomatis (IndoBERT-Sentiment context-conditioned) → 672 positif, 430 negatif, 235 netral
- Filter kelas biner + hapus duplikat → **1.080 komentar final** (665 positif, 415 negatif)

Preprocessing

- Case folding, cleaning, tokenization, normalization (kamus 1.305 entri), stopword removal (kamus 770 kata), stemming (Sastrawi)

Pembobotan Fitur

- TF-IDF (Term Frequency–Inverse Document Frequency)

Model & Desain Eksperimen

- 3 varian Naive Bayes: Multinomial, Bernoulli, Gaussian
- 2 rasio split: 90:10 dan 80:20
- 2 perlakuan: dengan dan tanpa SMOTE
- Total: **12 skenario eksperimen**

Evaluasi Model

- Confusion Matrix (TP, TN, FP, FN)
- Metrik: Accuracy, Precision, Recall, F1-Score

Hasil

Statistik Dataset

- Dataset akhir: 1.080 komentar → 61,6% positif, 38,4% negatif
- Ketidakseimbangan kelas relatif ringan (rasio ±1,6:1)

Hasil Evaluasi 12 Kombinasi Eksperimen

- **Model terbaik**: Multinomial Naive Bayes, rasio 80:20, dengan SMOTE → Accuracy 82,87%, F1-Score 87,11%
- Satu konfigurasi unggul di kedua metrik sekaligus (berbeda dari pola umum penelitian berskala besar)

Confusion Matrix (Model Terbaik)

- Kelas Negatif (83 data): 54 benar, 29 salah diprediksi positif (False Positive)
- Kelas Positif (133 data): 125 benar, 8 salah diprediksi negatif (False Negative)
- Total akurasi: 179/216 data uji (82,87%)

Word Cloud

- Positif: *hilir, indonesia, presiden, mas, wakil, semangat, gibran, maju, dukung*
- Negatif: *hilir, wakil, presiden, indonesia, mas, omong, bahas, jabat, korupsi*

Pembahasan

Perbandingan Tiga Varian Naive Bayes

- Multinomial NB paling unggul karena memanfaatkan bobot frekuensi kata (TF-IDF) secara langsung → cocok untuk representasi teks
- Bernoulli NB justru accuracy terendah (73,15–73,61%) meski recall sangat tinggi (95–97%) — representasi biner membuat model terlalu sensitif mendeteksi kelas positif, banyak komentar negatif salah diprediksi positif
- Gaussian NB berada di tengah (74,54–76,85%) — asumsi distribusi normal kurang sesuai untuk data TF-IDF yang sparse, namun gap performanya tidak sebesar temuan pada dataset berskala besar

Pengaruh SMOTE

- Pada Multinomial NB: SMOTE meningkatkan precision, menurunkan recall — arah trade-off berbeda dari pola umum literatur, karena kelas mayoritas pada dataset ini adalah kelas positif (bukan negatif)
- Pada Gaussian NB dan Bernoulli NB: pengaruh SMOTE sangat kecil atau tidak ada sama sekali
- Kesimpulan: efektivitas SMOTE bersifat spesifik-algoritma, tidak bisa digeneralisasi

Analisis Kesalahan Klasifikasi

- False Positive (29) lebih dominan dibanding False Negative (8) pada model terbaik
- Penyebab: tumpang tindih kosakata umum (nama figur publik, istilah kebijakan) antara komentar positif dan negatif — makna sentimen sering bergantung pada konteks kalimat, bukan sekadar kemunculan kata

Temuan Penting Penelitian

- **Multinomial Naive Bayes (80:20, dengan SMOTE) adalah model terbaik** — satu konfigurasi unggul pada accuracy (82,87%) sekaligus F1-score (87,11%) sekaligus, berbeda dari pola umum penelitian volume data besar
- **Efektivitas SMOTE bersifat spesifik terhadap algoritma**, bukan seragam — hanya berpengaruh signifikan pada Multinomial NB yang langsung memanfaatkan frekuensi kata
- **Opini publik terhadap kebijakan hilirisasi didominasi sentimen positif** (61,6%) di antara komentar yang relevan dengan topik — meski tetap ada kritik terhadap kredibilitas dan implementasi kebijakan (heterogen)
- **Kesalahan klasifikasi model terutama disebabkan tumpang tindih kosakata**, bukan semata pemilihan algoritma — menegaskan pentingnya pemahaman konteks dalam analisis sentimen bahasa Indonesia pada topik politis

Manfaat Penelitian

Manfaat Teoritis

- Memberikan perbandingan komprehensif kinerja tiga varian Naive Bayes pada dataset komentar YouTube berbahasa Indonesia yang telah difilter berdasarkan relevansi topik
- Memperkaya literatur mengenai efektivitas SMOTE yang bersifat algoritma-spesifik, bukan seragam pada seluruh model
- Menjadi referensi metodologis penggunaan zero-shot classification dan pelabelan sentimen context-conditioned untuk analisis sentimen kebijakan publik

Manfaat Praktis

- Memberikan gambaran persepsi publik terhadap kebijakan hilirisasi yang dapat menjadi masukan evaluasi bagi pembuat kebijakan
- Model klasifikasi yang dihasilkan dapat menjadi dasar pengembangan sistem monitoring opini publik terhadap kebijakan pemerintah secara otomatis
- Menjadi acuan bagi peneliti lain dalam memilih algoritma dan strategi penanganan ketidakseimbangan data pada dataset serupa (relatif kecil, komentar media sosial politis)

Referensi

[1] A. Fandhy dkk., "Media Baru dalam Dinamika Komunikasi Politik pada Era Society 5.0," Jurnal Indonesia : Manajemen Informatika dan Komunikasi (JIMIK), vol. 6, no. 1, Jan 2025, doi: 10.35870/jimik.v6i1.1280.

[2] N. T. Putri, J. Patricia, dan G. R. Qaira, "PENGELOLAAN MEDIA SOSIAL YOUTUBE SEBAGAI STRATEGI DIGITAL PUBLIC RELATIONS DI HARIAN BHIRAWA," RELASI: Jurnal Penelitian Komunikasi, vol. 05, no. 04, hlm. 14–21, 2025, doi: 10.69957/relasi.v5i04.1873.

[3] S. De Putri dan A. Toni, "SOSIOLOGI: Jurnal Ilmiah Kajian Ilmu Sosial dan Budaya ANALISIS PERCAKAPAN NETIZEN PADA CHANNEL YOUTUBE @TotalPolitik SEBAGAI MEDIA RUANG PUBLIK KOMUNIKASI POLITIK," SOSIOLOGI: Jurnal Ilmiah Kajian Ilmu Sosial dan Budaya, vol. 26, no. 2, hlm. 133–150, 2024, doi: 10.23960/sosiologi.v26i2.1389.

[4] W. Jaya Kusoema dan I. Ibrahim, "Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi Analisis Sentimen dalam Kasus Korupsi PT. Pertamina menggunakan Metode indoBERT dan RCNN Sentiment Analysis on the PT Pertamina Corruption Case using IndoBERT and RCNN Methods," Sistemasi: Jurnal Sistem Informasi, vol. 14, no. 5, hlm. 2246–2257, 2025, [Daring]. Tersedia pada: http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id

[5] P. Arsi dan R. Waluyo, "ANALISIS SENTIMEN WACANA PEMINDAHAN IBU KOTA INDONESIA MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)," Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIIK), vol. 8, no. 1, hlm. 147–156, Feb 2021, doi: 10.25126/jtiik.202183944.

[6] I. Hulu dan H. Budiati, "Implementasi Text Mining Pada Pengukuran Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Universitas Kristen Immanuel," JURNAL SAINS DAN KOMPUTER, vol. 7, no. 02, hlm. 1–7, Jul 2023, doi: 10.61179/jurnalinfact.v7i02.445.

Referensi

[7] M. Agung dan E. A. W. Adi, "Peningkatan Investasi Dan Hilirisasi Nikel Di Indonesia," Jurnal Ilmu Sosial dan Pendidikan (JISIP), vol. 6, no. 2, Mar 2022, doi: 10.36312/jisip.v6i1.3085.

[8] K. Alawiyah Matondang, A. Handayani, A. Parlindungan Hasibuan, dan J. Simanungkalit, "STRATEGI HILIRISASI DI INDONESIA DALAM MENGHADAPI KEBIJAKAN PROTEKSIONISME PADA KOMODITAS BAJA/BESI," Jurnal Masharif al-Syariah: Jurnal Ekonomi dan Perbankan Syariah, vol. 9, no. 5, hlm. 3371–3377, 2024, doi: 10.30651/jms.v9i5.24339.

[9] D. Pramudita, Y. Akbar, dan T. Wahyudi, "Analisis Sentimen Terhadap Program Kartu Indonesia Pintar Kuliah pada Media Sosial X Menggunakan Algoritma Naive Bayes," MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science, vol. 4, no. 4, hlm. 1420–1430, Agu 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i4.1565.

[10] M. Indra, D. Wahiddin, dan S. A. P. Lestari, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Pada Analisis Sentiemen Terhadap Larangan Ekspor Nikel Oleh Pemerintah Indonesia," Scientific Student Journal for Information, Technology and Science, vol. 5, no. 2, hlm. 137–144, Jul 2024.

[11] F. Adelia Irawan, A. Rialdy Atmadja, A. Wahana, T. Informatika, dan U. Sunan Gunung Djati Bandung, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Bank Digital Menggunakan Algoritma Naive Bayes," Journal of Computer Science and Information Technology E-ISSN, vol. 4, no. 2, hlm. 60–68, Jul 2024, doi: 10.47065/explorer.v4i2.1181.

[12] C. Naulak, "A comparative study of Naive Bayes Classifiers with improved technique on Text Classification," Mei 2022. doi: 10.36227/techrxiv.19918360.v1.

Referensi

[13] W. M. P. Dhuhita dan F. Zone, "Perbandingan Kinerja Algoritma Multinomial dan Bernoulli Naïve Bayes dalam Mengklasifikasikan Komentar Cyberbullying," Komputika : Jurnal Sistem Komputer, vol. 12, no. 2, hlm. 109–117, Okt 2023, doi: 10.34010/komputika.v12i2.9767.

[14] N. A'ayunnisa, Y. Salim, dan H. Azis, "Analisis performa metode Gaussian Naïve Bayes untuk klasifikasi citra tulisan tangan karakter arab," Indonesian Journal of Data and Science (IJODAS), vol. 3, no. 3, hlm. 115– 121, Des 2022.

[15] I. B. Mahendra, I. M. G. Sunarya, dan I. M. A. Wirawan, "Comparison of Multinomial, Bernoulli, and Gaussian Naïve Bayes for Complaint Classification in Pro Denpasar Application," JUITA: Jurnal Informatika, vol. 13, no. 1, hlm. 77–86, Mar 2025.

[16] M. A. Hermawan, A. Faqih, dan G. Dwilestari, "IMPLEMENTASI AKURASI MODEL NAIVE BAYES MENGGUNAKAN SMOTE DALAM ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI BRIMO," Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, vol. 13, no. 1, Jan 2025, doi: 10.23960/jitet.v13i1.5748.

[17] S. F. Huwaida, R. Kusumawati, dan B. Isnaini, "Analisis Sentimen Komentar YouTube terhadap Pemindahan Ibu Kota Negara Menggunakan Metode Naïve Bayes," Jambura Journal of Informatics, vol. 6, no. 1, hlm. 26–39, Apr 2024, doi: 10.37905/jji.v6i1.24718.


UMSIDA
DARI SINI PENCERAHAN BERSEMI