Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering
ISSN 2807-9507 (Media Online)
Vol 5, No 2, December 2025, Page: 189-197
https://djournals.com/jieee
DOI: 10.47065/jieee.v5i2.2874

Analisis Sentimen Program Makan Bergizi Gratis pada Podcast Bocor Alus Politik dengan Algoritma Naive Bayes

Abdulrahman Tuasamu, Rapanca Cahya Gumilang, Mohammad Akmal Fachrian, Daiva Rakha Krisnandi, Azizah Wardah Indryani, Fuad Nur Hasan*

Fakultas Teknik dan Informatika,Program Studi Informatika,Universitas Bina Sarana Informatika, Depok, Indonesia
Email: [1]atuasamu10@gmail.com, [2]rapancacg@gmail.com, [3]akmalfachrian@gmail.com, [4]daivark01@gmail.com, [5]zahndy16@gmail.com, [6,*]fuad.fnu@bsi.ac.id
Email Penulis Korespondensi: fuad.fnu@bsi.ac.id

Abstrak−Program Makan Bergizi Gratis (MBG) yang dicanangkan oleh pemerintahan terpilih telah berkembang menjadi salah satu kebijakan publik yang strategis, namun menuai beragam tanggapan dari berbagai lapisan masyarakat. Dinamika opini ini terlihat jelas melalui tingginya interaksi di media sosial, khususnya pada kolom komentar tayangan podcast "Bocor Alus Politik" di platform YouTube. Fenomena ini mencerminkan adanya polarisasi sentimen publik yang signifikan, yang sangat krusial untuk dipetakan sebagai bahan evaluasi kebijakan pemerintah. Penelitian ini dilaksanakan dengan tujuan utama mengembangkan sebuah model analisis sentimen yang mampu mengklasifikasikan opini masyarakat mengenai Program Makan Bergizi Gratis (MBG) ke dalam dua kelompok besar, yakni sentimen positif dan sentimen negatif, dengan memanfaatkan algoritma Naive Bayes yang dikenal efektif dalam pemrosesan teks. Metodologi penelitian ini memanfaatkan data primer berupa komentar publik yang dikumpulkan dan melalui serangkaian tahapan *preprocessing* teks yang sistematis, meliputi *cleaning*, *tokenization*, *filtering*, hingga *vectorization* untuk mempersiapkan data agar siap diolah. Evaluasi kinerja model kemudian dilakukan menggunakan metode validasi silang *k-fold cross validation* untuk memastikan keandalan hasil klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model berhasil mencapai tingkat akurasi keseluruhan sebesar 77,1%. Analisis mendalam terhadap performa per kelas menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang lebih kuat dalam mendeteksi opini negatif, ditunjukkan oleh nilai *precision* 0,795, *recall* 0,884, dan *f1-score* 0,837, dibandingkan dengan sentimen positif yang memiliki *precision* 0,701, *recall* 0,545, dan *f1-score* 0,613. Berdasarkan metrik evaluasi tersebut, dapat disimpulkan bahwa algoritma Naive Bayes terbukti cukup efektif dalam mengklasifikasikan arah sentimen publik, terutama dalam mengidentifikasi aspirasi masyarakat yang bersifat kritis terhadap program MBG.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; Naive Bayes; Klasifikasi; Makan Bergizi Gratis; Youtube

Abstract−The Free Nutritious Meal (MBG) program initiated by the elected administration has evolved into a strategic public policy, yet it has garnered diverse responses from various strata of society. These opinion dynamics are clearly evident through the high volume of interaction on social media, particularly within the comment section of the "Bocor Alus Politik" podcast on YouTube. This phenomenon reflects a significant polarization of public sentiment, which is crucial to map as a basis for evaluating government policy. This study is conducted with the primary objective of developing a sentiment analysis model capable of classifying public opinion regarding the MBG Program into two major categories, namely positive and negative sentiments, utilizing the Naive Bayes algorithm known for its effectiveness in text processing. The research methodology utilizes primary data in the form of collected public comments which undergo a systematic series of text preprocessing stages, including cleaning, tokenization, filtering, and vectorization, to prepare the data for processing. Model performance evaluation is subsequently conducted using the k-fold cross-validation method to ensure the reliability of the classification results. Experimental results indicate that the model successfully achieved an overall accuracy rate of 77.1%. In-depth analysis of per-class performance demonstrates that the model possesses a stronger capability in detecting negative opinions, evidenced by a precision of 0.795, recall of 0.884, and f1-score of 0.837, compared to positive sentiments (precision 0.701, recall 0.545, and f1-score 0.613). Based on these evaluation metrics, it can be concluded that the Naive Bayes algorithm proves to be sufficiently effective in classifying the direction of public sentiment, particularly in identifying public aspirations that are critical of the MBG program.

Keywords: Sentiment Analysis; Naive Bayes; Classification; Free Nutritious Meal Program; Youtube

1. PENDAHULUAN

Peningkatan kualitas sumber daya manusia merupakan pondasi utama dalam mewujudkan visi Indonesia Emas 2045. Untuk mendukung hal tersebut, pemerintah Indonesia terus menggulirkan berbagai kebijakan strategis, salah satunya adalah Program Makan Bergizi Gratis (MBG) yang menyasar siswa PAUD hingga SMA, serta ibu hamil dan menyusui [1]. Program Makan Bergizi Gratis (MBG) yang diusung oleh pemerintahan terpilih telah menjadi salah satu kebijakan publik yang memicu polarisasi diskusi di ruang publik. Podcast "Bocor Alus Politik", sebagai salah satu platform diskusi politik berpengaruh, turut membahas program ini dan memicu ribuan reaksi dari audiensnya. Beragam reaksi publik yang tercermin dalam kolom komentar tersebut mengandung sentimen—berupa opini, emosi, dan evaluasi—yang sangat berharga untuk dipetakan. Menteri Kesehatan (Menkes) Budi Gunadi Sadikin menegaskan peran Kementerian Kesehatan (Kemenkes) dalam Program Makan Bergizi Gratis (MBG) adalah melakukan pengawasan. Peran ini diperlukan untuk memastikan kualitas dan keamanan makanan yang disajikan Satuan Pelayanan Pemenuhan Gizi (SPPG) untuk pelajar [2].

Program ini resmi dilaksanakan serentak pada 6 Januari 2025 dengan target penerima mencapai 82,9 juta orang. Implementasinya dimulai di 26 provinsi dan secara bertahap akan diperluas hingga mencakup seluruh 38 provinsi di Indonesia. Dalam pelaksanaannya, MBG melibatkan pelaku UMKM lokal dalam proses pengadaan dan distribusi makanan, dengan tujuan mendorong pertumbuhan ekonomi daerah serta memperkuat ketahanan pangan nasional. Secara strategis, program ini tidak hanya berfokus pada pemenuhan kebutuhan gizi masyarakat, tetapi juga diharapkan dapat

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 189
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

ISSN 2807-9507 (Media Online)
Vol 5, No 2, December 2025, Page: 189-197
https://djournals.com/jieee
DOI: 10.47065/jieee.v5i2.2874

mengurangi tingkat kemiskinan, meningkatkan produktivitas generasi muda, serta membentuk sumber daya manusia yang sehat, cerdas, dan kompetitif di tingkat global [3]. Upaya memastikan pemenuhan gizi yang cukup bagi anak usia sekolah menjadi hal yang sangat penting, terutama karena manfaat dalam jangka pendek dan jangka panjang bagi kesehatan (termasuk perkembangan fisik yang lebih baik), peningkatan capaian pendidikan, dan penurunan kerentanan terhadap penyakit tidak menular di kemudian hari [4]. Program MBG berpotensi meningkatkan kualitas sumber daya manusia melalui perbaikan gizi dan kesehatan anak. Data *Journal of the Academy of Nutrition and Dietetics* 2023 melaporkan bahwa anak-anak yang menerima makanan gratis berpeluang lebih tinggi memiliki ketahanan pangan dan kesehatan yang lebih baik [5].

Program ini memang membawa tujuan yang baik, namun sejak diperkenalkan kepada publik, berbagai perdebatan mulai bermunculan. Isu mengenai besarnya anggaran, kesiapan rantai distribusi, hingga kemungkinan terjadinya penyimpangan dalam pelaksanaannya menjadi sorotan utama. Beragam pendapat tersebut tidak hanya muncul dalam forum resmi, tetapi juga ramai dibicarakan di ruang digital, terutama melalui interaksi pengguna di media sosial[6]. Salah satu platform yang paling aktif digunakan dalam menyuarakan opini publik adalah YouTube. Sebagai media sosial berbasis video dengan kecepatan penyebaran informasi yang tinggi, YouTube memiliki karakteristik yang relevan dalam mengamati dinamika opini masyarakat. Namun, bagi para pemangku kepentingan seperti tim podcast, analis politik, maupun pembuat kebijakan, menelaah ribuan komentar secara manual untuk memahami opini publik merupakan proses yang tidak efisien, memakan waktu, dan rawan subjektivitas. Hal ini menimbulkan kesenjangan antara banyaknya data opini publik dengan kemampuan untuk mengolahnya secara cepat dan objektif menjadi informasi yang bermakna. Data yang dikumpulkan kemudian dianalisis secara tematik dengan fokus pada jumlah penerima manfaat, kualitas makanan, serta dampaknya terhadap masyarakat. Hasil analisis tersebut dimanfaatkan untuk mengevaluasi efektivitas program makan siang gratis serta memberikan rekomendasi bagi kebijakan dan program serupa di masa depan [7].

Untuk menjembatani kesenjangan tersebut, diperlukan sebuah metode komputasi untuk mengklasifikasikan sentimen secara otomatis. Pendekatan ini dikenal sebagai analisis sentimen. Analisis sentimen adalah teknik untuk mengidentifikasi opini dan emosi individu terhadap produk atau layanan, dengan memanfaatkan data media sosial guna memahami pandangan konsumen. Tantangannya terletak pada pengolahan otomatis ulasan teks untuk menilai kualitas produk atau merek [8]. Analisis sentimen, atau yang dikenal juga sebagai analisis opini, merupakan bidang kajian yang mempelajari pandangan, penilaian, sikap, serta evaluasi masyarakat terhadap berbagai entitas seperti produk, layanan, individu, organisasi, isu, peristiwa, topik, maupun atributnya [9]. Analisis sentimen menjadi semakin penting dalam dunia pemasaran karena memungkinkan perusahaan untuk memahami preferensi dan kebutuhan pelanggan secara lebih mendalam [10]. Melalui penerapan analisis sentimen untuk penelitian ini dengan analisis tanggapan [11], data yang awalnya tidak terstruktur dapat diolah menjadi informasi yang lebih sistematis. Informasi tersebut mencerminkan pandangan masyarakat terhadap produk, merek, atau topik tertentu, yang selanjutnya dapat dimanfaatkan untuk analisis pemasaran, evaluasi produk, memperoleh umpan balik, serta meningkatkan pelayanan kepada masyarakat. Perkembangan media sosial membuat berbagai data opini publik semakin mudah ditemukan di internet. Banyaknya volume data tersebut menimbulkan kebutuhan akan sistem otomatis yang mampu mengklasifikasikannya berdasarkan berbagai aspek, karena proses penyortiran secara manual akan membutuhkan waktu yang sangat lama [12]. Peneliti memilih menggunakan algoritma Naive Bayes karena algoritma ini dikenal efektif dalam proses *data mining* dan memiliki kinerja yang sangat baik dalam melakukan klasifikasi data [13].

Efektivitas algoritma Naive Bayes dalam analisis sentimen kebijakan publik telah dibuktikan oleh sejumlah penelitian terdahulu. Prasetyo dkk. [14] melakukan analisis sentimen Twitter terhadap pembangunan Ibu Kota Nusantara (IKN) dan menyimpulkan bahwa metode Naive Bayes mampu menghasilkan tingkat akurasi sebesar 82,27%. Studi kedua oleh Handayani dan Sulistiyawati [15] menerapkan Naive Bayes Classifier untuk mengklasifikasikan respon masyarakat mengenai kabar harian COVID-19 dari Kementerian Kesehatan, yang menghasilkan persentase akurasi pengujian sebesar 78%. Selanjutnya, Tanggraeni dan Sitokdana [16] meneliti analisis sentimen terhadap aplikasi "Sentuh Tanahku" dan menemukan bahwa klasifikasi menggunakan algoritma Naive Bayes mampu memprediksi dengan cukup baik, ditunjukkan dengan hasil akurasi sebesar 89%. Meskipun berbagai penelitian tersebut telah berhasil menerapkan Naive Bayes, terdapat celah penelitian (*research gap*) di mana belum ada studi yang secara spesifik menganalisis sentimen terhadap Program Makan Bergizi Gratis (MBG)—sebagai kebijakan yang sangat baru—dengan memanfaatkan data komentar dari kanal podcast politik di YouTube. Kebanyakan penelitian sebelumnya cenderung berfokus pada Twitter atau ulasan aplikasi layanan publik, sehingga karakteristik opini audiens podcast politik yang lebih mendalam belum banyak terjamah.

Oleh karena itu, penelitian ini dilaksanakan dengan tujuan utama mengembangkan sebuah model analisis sentimen yang mampu mengklasifikasikan opini masyarakat mengenai Program Makan Bergizi Gratis (MBG) ke dalam dua kelompok besar, yakni sentimen positif dan sentimen negatif, dengan memanfaatkan algoritma Naive Bayes yang dikenal efektif dalam pemrosesan teks. Dalam prosesnya, penelitian ini mengadopsi pendekatan kuantitatif, di mana data yang digunakan berasal dari komentar-komentar publik pada konten podcast "Bocor Alus Politik" di platform YouTube sebagai sumber data primer. Selanjutnya, model klasifikasi yang dihasilkan tidak hanya dibangun, tetapi juga diuji secara menyeluruh melalui pengukuran kinerja menggunakan berbagai metrik evaluasi, seperti akurasi, presisi, dan *recall*. Evaluasi tersebut diterapkan menggunakan metode validasi silang *k-fold* agar tingkat keandalan, ketepatan, serta konsistensi model dapat dinilai secara lebih objektif dan mendalam, sehingga hasil akhirnya mampu memberikan gambaran yang komprehensif mengenai efektivitas model yang dikembangkan.

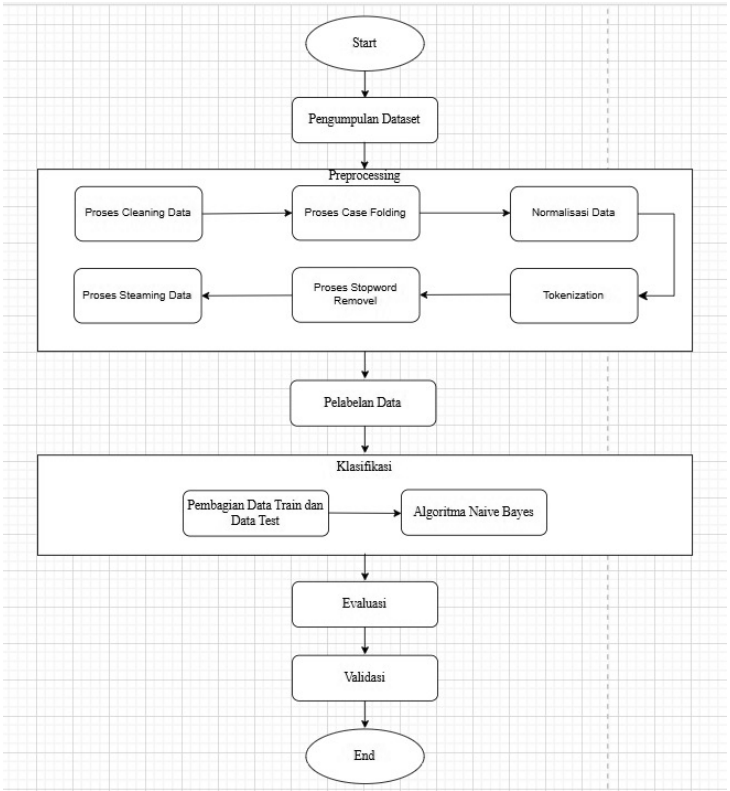
Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 190
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering
ISSN 2807-9507 (Media Online)
Vol 5, No 2, December 2025, Page: 189-197
https://djournals.com/jieee
DOI: 10.47065/jieee.v5i2.2874

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Kerangka Alur Penelitian

Untuk mencapai tujuan penelitian, alur rancangan penelitian analisis sentimen menggunakan algoritma Naive Bayes disusun secara sistematis seperti yang diilustrasikan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

Dari penjelasan Gambar 1 dijelaskan:

a. Crawling data dilakukan penarikan data dari komentar di Youtube untuk menarik data (Crawling)
b. Tahap *Preprocessing* meliputi *cleaning data*, *case folding*, normalisasi, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming* data. Serangkaian proses ini bertujuan untuk mengubah dokumen mentah menjadi representasi dokumen yang siap diproses untuk analisis.
c. Tahap pelabelan data bertujuan untuk memberikan label atau kategori pada setiap data komentar sebelum dimasukkan ke proses pelatihan dan klasifikasi.
d. Pada tahap Classification dilakukan pengklasifikasian data dengan menggunakan algoritma naïve bayes.
e. Pada tahap evaluasi, kinerja klasifikasi algoritma Naïve Bayes diukur melalui perhitungan akurasi, presisi, dan *recall*. Perhitungan metrik ini didasarkan pada *confusion matrix* yang dihasilkan dari klasifikasi dokumen.
f. Dalam tahap validasi, data dibagi menjadi 10 subset yang setara, dimana pengujian model diulang sebanyak sepuluh kali (*10-fold cross-validation*).

2.2 Algoritma Naive Bayes

Algoritma merupakan fondasi dasar dalam penyelesaian masalah komputasi, didefinisikan sebagai sekumpulan instruksi logis dan terbatas yang disusun secara sistematis untuk mencapai tujuan tertentu. Lebih dari sekadar kode program, algoritma merepresentasikan inti solusi atau logika abstrak dari suatu masalah yang dapat divisualisasikan melalui deskripsi informal, pseudocode, maupun diagram alur sebelum diimplementasikan secara teknis [17].

Sebagai implementasi spesifik dari konsep algoritma dalam tugas klasifikasi, penelitian ini menerapkan metode Naive Bayes. Metode ini dikenal sebagai teknik klasifikasi probabilistik sederhana namun efektif yang berlandaskan pada Teorema Bayes, di mana perhitungan dilakukan dengan mengombinasikan nilai probabilitas dan frekuensi data yang tersedia. Dalam penerapannya, algoritma ini bertujuan untuk memprediksi label kelas dari suatu sampel data baru secara akurat dengan menganalisis sekumpulan fitur atau karakteristik yang melekat padanya [14].

2.3 Objek Penelitian

Dataset dalam penelitian ini dikumpulkan dari YouTube, dengan objek penelitian berfokus pada komentar-komentar yang terdapat pada satu judul video, yaitu “Kroni Prabowo dalam Proyek Makan Bergizi Gratis (MBG) | Bocor Alus Politik”. Proses pengambilan data dilakukan dengan bantuan *Google Colab*

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 191
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering
ISSN 2807-9507 (Media Online)
Vol 5, No 2, December 2025, Page: 189-197
https://djournals.com/jieee
DOI: 10.47065/jieee.v5i2.2874

2.4 Preprocessing Text

Tahap preprocessing merupakan langkah awal dalam pengolahan data teks untuk mempersiapkan data agar siap diproses pada tahap klasifikasi. Proses ini bertujuan untuk mengubah data komentar mentah menjadi data yang bersih, terstruktur, dan relevan. Adapun tahapan preprocessing yang dilakukan pada penelitian ini meliputi:

a. Cleaning Data
   Pada tahapan ini bertujuan untuk membersihkan data teks dari karakter yang tidak diperlukan, seperti tanda baca, angka, emoji, simbol, dan tautan URL. Hasil dari proses ini adalah mendapatkan data teks murni yang siap diproses lebih lanjut. Contoh kalimat : 'Kabar bahagia dari luar negeri' menjadi Kabar bahagia dr luar negri
b. Case Folding
   Proses ini mengubah seluruh huruf dalam teks menjadi huruf kecil (*lowercase*). Tujuannya agar tidak terjadi perbedaan makna antara huruf besar dan kecil. Contoh kalimat : Sok pintar menjadi sok pintar.
c. Normalisasi
   Pada tahap ini normalisasi dilakukan untuk menyeragamkan bentuk kata tidak baku atau singkatan menjadi bentuk baku. Proses ini sangat penting karena banyak komentar di media sosial yang menggunakan bahasa tidak formal. Contoh kalimat : Serba salah di indonesia ini menjadi serba salah di indonesia ini
d. Tokenization
   Tokenization adalah proses memecah kalimat menjadi potongan-potongan kata yang disebut *token*. Misalnya, komentar “Program MBG ini nggak tepat sasaran” akan diubah menjadi [“program”, “mbg”, “ini”, “tidak”, “tepat”, “sasaran”]. Hasil *tokenization* ini digunakan untuk proses analisis sentimen pada tahap klasifikasi.
e. Stopword Removel
   Proses ini bertujuan untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki pengaruh besar terhadap makna kalimat, seperti “yang”, “dan”, “di”, atau “ke”. Dengan menghapus kata-kata tersebut, hanya kata-kata bermakna yang akan dipertahankan. Contoh kalimat : Pejabat negeri ini sangat handal dalam pay gulipat anggaran menjadi [pejabat, negeri, handal, pay, gulipat, anggaran]
f. Stemming Data
   Stemming dilakukan untuk mengubah kata ke bentuk dasarnya. Misalnya kata “bermain”, “bermainan”, dan “dimainkan” semuanya diubah menjadi “main”. Tahapan ini membantu mengurangi variasi kata yang memiliki makna sama sehingga memudahkan proses klasifikasi. Contoh kalimat : Jadi pendukung kerja jurnalistik investigasi menjadi dukung kerja jurnalistik investigasi

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data penelitian ini bersumber dari platform YouTube. Data diekstraksi menggunakan teknik scraping dengan library Youtubecommentscapper.api pada tanggal 25 Oktober 2025. Objek data adalah komentar pengguna pada konten video berjudul "Kroni Prabowo dalam Proyek Makan Bergizi Gratis (MBG) | Bocor Alus Politik" yang diunggah oleh kanal YouTube Tempodotco. Data yang di scraping berjumlah 4025 komentar. Dataset hasil scraping disimpan dalam format .csv, yang mencakup kolom author, comment,likes, published_at, serta metadata tambahan sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2 berikut:

	author	comment	likes	published_at
0	@TempoVideoChannel	Jadi pendukung kerja jurnalistik investigasi...	991	2025-04-19T03:49:40Z
1	@MnurNur-k8y	Sok pintar	0	2025-10-19T15:37:22Z
2	@fauzygunawirawan7535	Serba salah di indonesia ini,mau dimanapun kap...	0	2025-10-19T03:48:23Z
3	@korar6850	Pejabat negeri ini sangat handal dalam pay gul...	0	2025-10-12T05:39:59Z
4	@sitizenab6791	Bnyk kroninya jd tdk sesuai yg d harafkan....	0	2025-10-09T06:24:05Z

Gambar 2. Hasil *Scraping* Data Comment

3.2 Preprocessing text

Setelah proses pengumpulan data berhasil dilaksanakan, langkah krusial berikutnya dalam alur penelitian ini adalah *preprocessing* data. Tahapan ini memegang peranan vital karena data komentar yang bersumber dari platform media sosial seperti YouTube pada dasarnya merupakan data teks tidak terstruktur (*unstructured text*). Karakteristik data mentah dari media sosial umumnya memiliki tingkat kekotoran (*noise*) yang sangat tinggi dan variasi format yang tidak konsisten. Elemen-elemen pengganggu seperti tautan (URL), *hashtag*, variasi simbol, angka, karakter non-alfanumerik, hingga penggunaan emoji yang berlebihan seringkali ditemukan. Jika *noise* ini tidak ditangani dengan tepat, hal tersebut akan meningkatkan kompleksitas komputasi dan mengaburkan informasi semantik yang sebenarnya, yang pada akhirnya dapat mendegradasi akurasi dan performa model *machine learning* yang akan dibangun.

Oleh karena itu, transformasi data mutlak diperlukan melalui serangkaian prosedur sistematis untuk mengubah data mentah menjadi format yang bersih, terstruktur, dan siap olah. Proses *preprocessing* dalam penelitian ini terdiri dari enam tahapan utama yang berurutan:

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 192
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering
ISSN 2807-9507 (Media Online)
Vol 5, No 2, December 2025, Page: 189-197
https://djournals.com/jieee
DOI: 10.47065/jieee.v5i2.2874

a. Cleaning Tahap awal ini berfungsi sebagai filtrasi fisik. Pada proses ini, elemen-elemen non-teks seperti URL, nama pengguna (*username*), tanda baca, angka, dan karakter spesial dihapus menggunakan metode *Regular Expression*(RegEx). Tujuannya adalah menyisakan hanya karakter alfabet yang relevan untuk analisis tekstual.
b. Case Folding Tahap ini bertujuan untuk menstandarisasi format teks dengan mengubah seluruh huruf kapital menjadi huruf kecil (*lowercase*). Langkah ini penting untuk menjaga konsistensi data, memastikan bahwa mesin tidak menganggap kata "Prabowo", "PRABOWO", dan "prabowo" sebagai tiga fitur yang berbeda.
c. Normalisasi Mengingat gaya bahasa di kolom komentar YouTube yang cenderung informal, tahap ini sangat esensial. Normalisasi dilakukan untuk memperbaiki kata-kata tidak baku (*slang*), singkatan, maupun kesalahan penulisan (*typo*) menjadi bentuk baku sesuai Ejaan Bahasa Indonesia (EBI). Peneliti menggunakan kamus leksikon khusus ("kamus alay") untuk memetakan kata seperti "gw", "gak", atau "bgt" menjadi "saya", "tidak", dan "banget".
d. Tokenisasi Merupakan proses pemecahan kalimat panjang menjadi unit-unit kata tunggal atau token yang berdiri sendiri. Tahap ini mempermudah analisis frekuensi kata dan hubungan antar kata dalam kalimat.
e. Stopword Removal Tahapan reduksi dimensi data dengan cara mengeliminasi kata-kata umum yang memiliki frekuensi kemunculan tinggi namun minim makna informasi (seperti "yang", "dan", "di", "dari"). Penghapusan ini dilakukan dengan merujuk pada daftar *stopword* dari pustaka Sastrawi agar model dapat lebih fokus pada kata-kata kunci yang membawa sentimen.
f. Stemming Merupakan teknik morfologi untuk mentransformasi kata berimbuhan kembali ke bentuk kata dasarnya (misalnya mengubah "mendukung" menjadi "dukung"). Proses ini menggunakan algoritma berbasis aturan untuk menghilangkan awalan (*prefix*) dan akhiran (*suffix*).

Seluruh rangkaian transformasi ini menghasilkan korpus data yang jauh lebih ringkas dan berkualitas tinggi dibandingkan data aslinya. Ilustrasi komparatif yang memperlihatkan perbedaan antara data komentar mentah dan hasil akhir setelah melewati seluruh proses *preprocessing* disajikan secara rinci pada Gambar 3 di bawah ini.

	comment	cleaning	case_folding	normalisasi	tokenize	stopword removal	steming_data
0	Jadi pendukung kerja jurnalistik investigasi...	Jadi pendukung kerja jurnalistik investigasi ...	jadi pendukung kerja jurnalistik investigasi ...	jadi pendukung kerja jurnalistik investigasi t...	[jadi, pendukung, kerja, jurnalistik, investig...	[pendukung, kerja, jurnalistik, investigasi, t...	dukung kerja jurnalistik investigasi tempo lan...
1	Sok pintar	Sok pintar	sok pintar	sok pintar	[sok, pintar]	[sok, pintar]	sok pintar
2	Serba salah di indonesia ini,mau dimanapun kap...	Serba salah di indonesia inimau dimanapun kapa...	serba salah di indonesia inimau dimanapun kapa...	serba salah di indonesia inimau dimanapun kapa...	[serba, salah, di, indonesia, inimau, dimanapu...	[serba, salah, indonesia, inimau, dimanapun, c...	serba salah indonesia inimau mana celah korupsi
3	Pejabat negeri ini sangat handal dalam pay gul...	Pejabat negeri ini sangat handal dalam pay gul...	pejabat negeri ini sangat handal dalam pay gul...	pejabat negeri ini sangat handal dalam pay gul...	[pejabat, negeri, ini, sangat, handal, dalam, ...	[pejabat, negeri, handal, pay, gulipat, anggaran]	jabat negeri handal pay gulipat anggar
4	Bnyk kroninya jd tdk sesuai yg d harafkan....	Bnyk kroninya jd tdk sesuai yg d harafkan	bnyk kroninya jd tdk sesuai yg d harafkan	banyak kroninya jadi tidak sesuai yang di hara...	[banyak, kroninya, jadi, tidak, sesuai, yang, ...	[kroninya, sesuai, harafkan]	kroni sesuai harafkan

Gambar 3.Preprocessing Text

Pasca rampungnya tahapan pra-pemrosesan data, penelitian berlanjut ke tahap eksplorasi data guna menelisik karakteristik korpus secara lebih mendalam. Langkah strategis yang diambil adalah melakukan analisis frekuensi kata (*word frequency analysis*) untuk memetakan distribusi istilah-istilah kunci yang paling dominan mewarnai diskusi publik. Sebagai langkah awal interpretasi, hasil analisis ini divisualisasikan ke dalam bentuk Word Cloud (lihat Gambar 4).

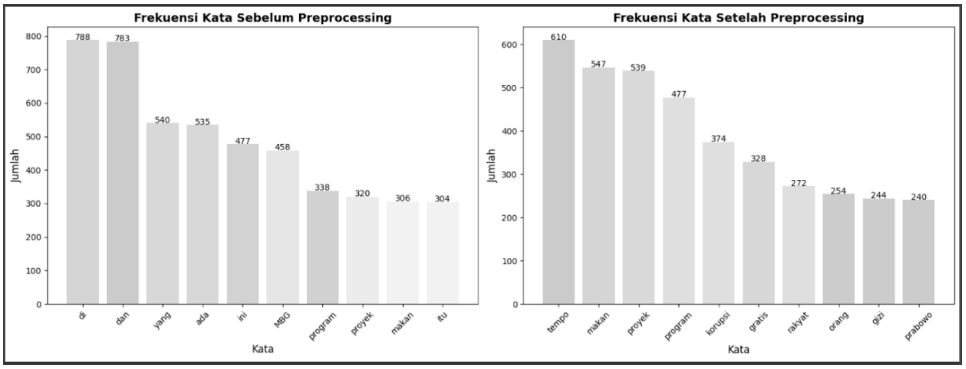


Gambar 4. Hasil *Wordcloud* setelah *Preprocessing*

Visualisasi ini menyajikan representasi intuitif di mana ukuran *font* setiap kata berbanding lurus dengan frekuensi kemunculannya, sehingga fokus utama audiens dapat teridentifikasi secara sekilas (*at a glance*). Untuk memperkuat gambaran visual tersebut dengan data yang lebih presisi dan terukur, dilakukan perhitungan kuantitatif untuk mengisolasi 10 kata dengan tingkat kemunculan tertinggi (*top 10 frequent words*). Statistik deskriptif mengenai peringkat kata ini dipaparkan secara rinci pada Gambar 5. Berdasarkan hasil ekstraksi, urutan kata yang mendominasi dataset secara berturut-turut adalah: "tempo", "makan", "proyek", "program", "korupsi", "gratis", "rakyat", "orang", "gizi", dan "prabowo".

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 193
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering
ISSN 2807-9507 (Media Online)
Vol 5, No 2, December 2025, Page: 189-197
https://djournals.com/jieee
DOI: 10.47065/jieee.v5i2.2874



Gambar 5. Hasil Frekuensi Setelah *Preprocessing*

Kemunculan kata-kata ini memberikan wawasan krusial bagi penelitian. Kata "makan", "gratis", dan "gizi" secara jelas merepresentasikan topik utama kebijakan MBG. Sementara itu, tingginya frekuensi kata "korupsi", "proyek", dan "tempo" mengindikasikan bahwa diskursus publik tidak hanya membahas program itu sendiri, melainkan juga menyoroti potensi penyelewengan dan peran media dalam mengungkap isu tersebut. Daftar kata teratas ini mengkonfirmasi relevansi dataset dengan tujuan penelitian dan menjadi landasan empiris yang kuat untuk tahap pemodelan selanjutnya.

3.3 Pelabelan Data

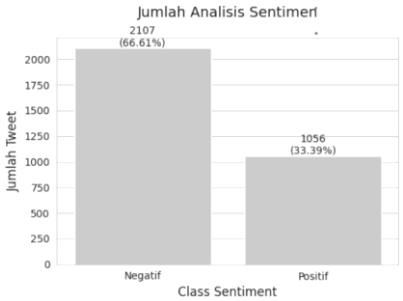
Pelabelan sentimen opini terhadap program MBG dalam penelitian ini menggunakan pendekatan lexicon-based secara semi-otomatis. Metode ini bergantung pada sebuah kamus (leksikon) yang telah memiliki skor polaritas bawaan untuk setiap katanya (contoh: 'mendukung' sebagai positif, 'pemborosan' sebagai negatif). Sistem bekerja dengan mengakumulasi skor dari kata-kata yang teridentifikasi dalam setiap komentar, kemudian menetapkan label akhir secara otomatis sebagai 'positif' atau 'negatif'. Pendekatan ini dipilih karena keunggulannya dalam hal objektivitas dan efisiensi, yang memungkinkannya memproses data bervolume besar secara konsisten dan meminimalisir bias subjektif yang sering terjadi pada pelabelan manual murni. Berikut adalah hasil dari proses pelabelan yang diterapkan pada 5 data teratas seperti Gambar 6:

	steming_data	Score	Sentiment
0	dukung kerja jurnalistik investigasi tempo lan...	4	Positif
1	sok pintar	0	Negatif
2	serba salah indonesia inimau mana celah korupsi	-3	Negatif
3	jabat negeri handal pay gulipat anggar	0	Negatif
4	kroni sesuai harafkan	1	Positif

Gambar 6. Pelabelan Data

Proses penentuan polaritas opini atau pelabelan sentimen (*sentiment labeling*) pada penelitian ini dilaksanakan dengan menerapkan pendekatan berbasis kamus atau *lexicon-based*. Metode ini bekerja secara otomatis dengan mencocokkan kata-kata dalam dataset yang telah bersih terhadap kamus leksikon yang memiliki bobot polaritas nilai positif dan negatif. Setelah proses pelabelan rampung, analisis distribusi kelas menyingkap adanya fenomena ketimpangan data (*imbalanced dataset*) yang cukup tajam di antara kedua kelas sentimen.

Secara spesifik, sentimen negatif mendominasi mayoritas data dengan proporsi mencapai 66,61%, atau setara dengan akumulasi 2.107 entri komentar. Angka ini jauh mengungguli sentimen positif yang hanya menempati porsi minoritas sebesar 33,39%, atau merepresentasikan 1.056 entri. Statistik ini merefleksikan bahwa respons publik terhadap isu "Kroni Prabowo" dan proyek "Makan Bergizi Gratis" (MBG) cenderung diwarnai oleh skeptisisme dan kritik tajam, dengan rasio perbandingan nyaris 2:1 dibandingkan opini yang mendukung. Visualisasi komposisi kelas sentimen ini disajikan secara detail pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil Perbandingan Analisis

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 194
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering
ISSN 2807-9507 (Media Online)
Vol 5, No 2, December 2025, Page: 189-197
https://djournals.com/jieee
DOI: 10.47065/jieee.v5i2.2874

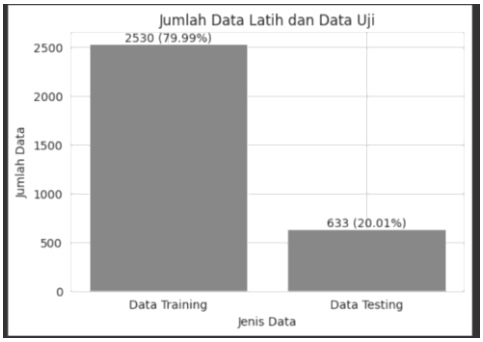
Kondisi ketidakseimbangan ini merupakan karakteristik alami dari data media sosial pada isu kontroversial, namun menjadi catatan penting yang harus diperhatikan pada tahap pemodelan agar algoritma tidak mengalami bias terhadap kelas mayoritas.

3.4 Klasifikasi

Setelah tahap pelabelan rampung, dataset memasuki fase partisi yang krusial untuk mencegah terjadinya overfitting dan memastikan validitas evaluasi. Dataset dibagi menjadi dua subset independen dengan proporsi rasio 80:20. Sebanyak 80% dari total data dialokasikan sebagai data latih (training set), yang berfungsi sebagai materi pembelajaran bagi algoritma untuk mengenali pola asosiasi kata dan sentimen. Sementara itu, 20% sisanya diisolasi sebagai data uji (testing set), yang berperan sebagai simulator data baru untuk mengukur kemampuan generalisasi model secara objektif.

Namun, sebelum proses pelatihan dimulai, data teks yang masih berupa karakter alfabet harus dikonversi menjadi format numerik agar dapat diproses secara matematis oleh mesin. Transformasi ini dilakukan menggunakan teknik ekstraksi fitur TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency). Metode ini bekerja lebih canggih daripada sekadar menghitung frekuensi kata; TF-IDF memberikan pembobotan strategis di mana kata-kata unik yang informatif (memiliki relevansi tinggi dalam dokumen tertentu) akan mendapatkan bobot tinggi, sedangkan kata-kata umum yang muncul di hampir semua dokumen akan direduksi bobotnya.

Vektor numerik yang dihasilkan dari matriks TF-IDF data latih kemudian menjadi input utama untuk melatih algoritma Multinomial Naïve Bayes. Algoritma ini dipilih secara spesifik karena karakteristik probabilistiknya yang sangat efektif dalam menangani data teks berdimensi tinggi dan fitur diskrit (seperti frekuensi kata). Setelah model mempelajari pola dari data latih, performanya kemudian divalidasi menggunakan data uji. Rincian kuantitatif mengenai jumlah dokumen dalam pembagian ini disajikan pada Gambar 8 berikut ini.

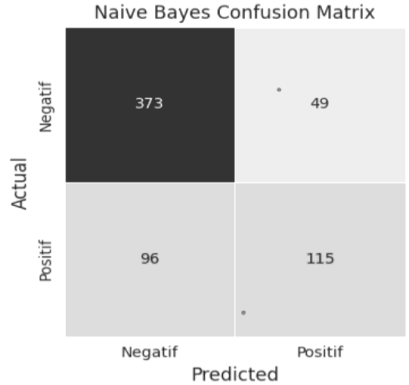


Gambar 8. *Splitting Data*

3.5 Evaluasi

Evaluasi kinerja model pada tahap pertama dipresentasikan secara komprehensif menggunakan visualisasi *Confusion Matrix*. Matriks ini tidak hanya menampilkan akurasi global, melainkan memberikan pemetaan granular mengenai distribusi prediksi model terhadap label aktual pada total 633 data uji. Berdasarkan hasil pengujian, model menunjukkan performa yang dominan dalam mengenali sentimen negatif, terbukti dengan keberhasilannya mengklasifikasikan 373 data secara tepat sebagai *True Negatives*. Di sisi lain, pada kelas minoritas, model mampu mendeteksi 115 komentar positif dengan benar (*True Positives*).

Namun, analisis kesalahan (*error analysis*) menyingkap adanya misklasifikasi yang signifikan. Terdapat 96 komentar positif yang keliru diprediksi sebagai negatif (*False Negatives*), serta 49 komentar negatif yang salah dilabeli sebagai positif (*False Positives*). Ketimpangan jumlah *False Negatives* yang lebih tinggi dibandingkan *False Positives* ini mengindikasikan bahwa model cenderung memiliki bias terhadap kelas negatif, yang kemungkinan besar dipengaruhi oleh ketidakseimbangan proporsi data pada saat pelatihan,yang bisa dilihat pada Gambar 9 dibawah ini.



Gambar 9. Hasil evaluasi dengan confusion matriks

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 195
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

Journal of Informatics, Electrical and Electronics Engineering
ISSN 2807-9507 (Media Online)
Vol 5, No 2, December 2025, Page: 189-197
https://djournals.com/jieee
DOI: 10.47065/jieee.v5i2.2874

Untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kinerja model, rincian metrik dari *Confusion Matrix*dikuantifikasi lebih lanjut ke dalam tabel *Classification Report*. Berdasarkan evaluasi ini, model berhasil mencapai tingkat akurasi global sebesar 77,1%. Namun, analisis per kelas menyingkap adanya variasi performa yang signifikan akibat ketidakseimbangan data.

Tabel 1. Classification Report

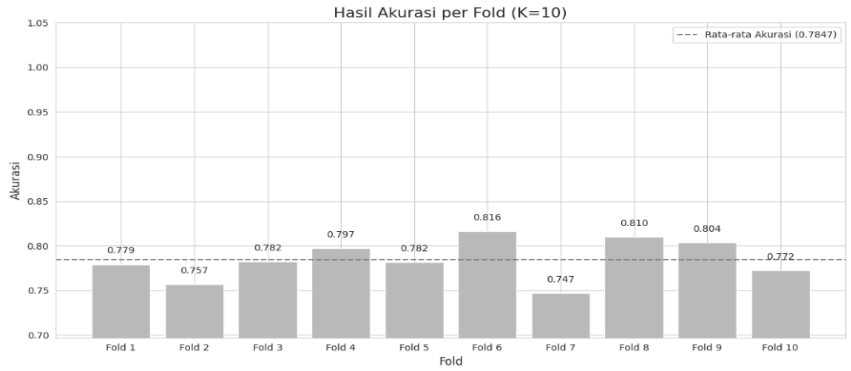
	Precision	Recall	F1-score	Support
Negatif	0.795	0.884	0.837	422.000
Positif	0.701	0.545	0.613	211.000
Accuracy	0.771	0.771	0.771	0.771
Macro avg	0.748	0.714	0.725	633.000
Weighted avg	0.764	0.771	0.763	633.000

Model terbukti sangat tangguh dalam mengklasifikasikan sentimen negatif (jumlah data aktual 422), seperti yang dirincikan pada Tabel 1, yang ditandai dengan perolehan *F1-Score* sebesar 83,7% serta *Recall* mencapai 88,4%. Angka ini menegaskan sensitivitas tinggi model dalam menangkap mayoritas opini negatif. Sebaliknya, performa pada kelas sentimen positif (jumlah data aktual 211) terlihat lebih rendah dengan *F1-Score* 61,3%. Meskipun *Precision* berada di angka 70,1%, nilai *Recall* yang hanya 54,5% mengindikasikan bahwa model gagal mendeteksi hampir separuh dari data positif yang seharusnya dikenali. Secara agregat, dengan memperhitungkan proporsi data, model mencatatkan *Weighted Average F1-Score* sebesar 76,3%, yang menjadi tolok ukur reliabilitas model secara keseluruhan.

3.6 Validasi

Untuk memvalidasi keandalan hasil klasifikasi secara lebih rigor, evaluasi kinerja model tidak hanya berhenti pada pengujian *train-test split* sederhana, melainkan diperluas dengan menerapkan metode 10-fold Cross-Validation. Penerapan metode validasi silang ini bertujuan strategis untuk memitigasi bias yang mungkin timbul akibat pembagian data yang bersifat statis, serta untuk mendapatkan estimasi yang lebih objektif dan komprehensif mengenai stabilitas dan kemampuan generalisasi model (*model robustness*) ketika dihadapkan pada berbagai variasi komposisi data latih dan data uji.

Visualisasi distribusi performa pada setiap iterasi pengujian disajikan secara rinci pada Gambar 10. Grafik tersebut memetakan skor akurasi yang diperoleh dari sepuluh skenario pengujian yang berbeda (K=10), di mana pada setiap iterasinya, model dilatih dan diuji menggunakan partisi data yang berbeda secara bergilir. Berdasarkan hasil eksperimen, terlihat adanya dinamika performa yang bervariasi antar *fold*. Akurasi puncak berhasil dicapai pada Fold 6 dengan skor impresif sebesar 0,816, sementara performa terendah tercatat pada Fold 7 dengan skor 0,747.



Gambar 10. Hasil Akurasi *Fold Validation*

Fluktuasi nilai akurasi antara *fold* ini merupakan fenomena yang wajar dan dapat diprediksi dalam prosedur *cross-validation*. Hal ini merefleksikan sensitivitas model terhadap karakteristik unik atau heterogenitas pola teks yang terdapat dalam setiap subset data uji. Meskipun terdapat variasi, rentang perbedaan akurasi yang tidak terlalu ekstrem menunjukkan bahwa model cukup stabil. Sebagai konklusi utama dari evaluasi ini, garis putus-putus berwarna merah pada grafik merepresentasikan performa rata-rata (*mean accuracy*) model secara keseluruhan. Dari akumulasi hasil kesepuluh *fold*, diperoleh nilai rata-rata akurasi sebesar 0,7847 atau 78,47%. Angka rata-rata ini memberikan gambaran yang lebih jujur dan reliabel mengenai performa model yang sebenarnya dibandingkan hanya mengandalkan satu kali pengujian.

4. KESIMPULAN

Evaluasi kinerja model Naive Bayes diperdalam dengan meninjau *Classification Report*, yang menyajikan rincian metrik evaluasi secara granular untuk setiap kelas sentimen. Berdasarkan hasil pengujian, terlihat adanya disparitas performa yang cukup signifikan di mana model menunjukkan dominasi kinerja yang superior pada kelas sentimen negatif dengan

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*. Page 196
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.

ISSN 2807-9507 (Media Online)
Vol 5, No 2, December 2025, Page: 189-197
https://djournals.com/jieee
DOI: 10.47065/jieee.v5i2.2874

Precision sebesar 0,795, *Recall* mencapai 0,884, dan *F1-Score* sebesar 0,837, yang mengindikasikan sensitivitas tinggi dalam mendeteksi opini negatif. Sebaliknya, performa pada kelas sentimen positif terlihat lebih moderat dengan *Precision* 0,701 namun *Recall* turun drastis ke angka 0,545, sehingga *F1-Score* tertahan di angka 0,613 yang menyiratkan model kesulitan mengenali hampir separuh data positif (*False Negatives*). Secara agregat, model berhasil mencapai tingkat akurasi global sebesar 0,771 (77,1%) yang didukung oleh perhitungan *Macro Average* (*Precision* 0,748; *Recall* 0,714; *F1-Score* 0,725) dan *Weighted Average* (*Precision* 0,764; *Recall* 0,771; *F1-Score* 0,763). Keseluruhan hasil ini mengonfirmasi bahwa algoritma Naive Bayes memiliki performa yang cukup *robust*, namun memiliki kecenderungan bias yang kuat dalam mengenali sentimen negatif dibandingkan sentimen positif.

REFERENCES

[1] D. Ni Kadek Trisna Cintya, "Resmi Dimulai Hari Ini, Siapa Saja Penerima Manfaat Makan Bergizi Gratis?," 2025. [Online]. Available: https://www.tempo.co/politik/resmi-dimulai-hari-ini-siapa-saja-penerima-manfaat-makan-bergizi-gratis--1190382

[2] S. M. Aji Muhawarman, "Kemenkes Perketat Pengawasan dalam Program Makan Bergizi Gratis," *kemkes.go.id.*, 2025. [Online]. Available: https://kemkes.go.id/id/kemenkes-perketat-pengawasan-dalam-program-makan-bergizi-gratis

[3] E. C. Sugiarto, "Makan Bergizi Gratis dan SDM Unggul." [Online]. Available: www.setneg.go.id.

[4] and P. D. K. P. Dasar, D. Menengah, D. Jenderal, P. Anak, U. Dini, *"PEDOMAN MAKAN BERGIZI GRATIS (MBG) DI SATUAN PENDIDIKAN*. 2024.

[5] A. Nugroho, "Program MBG Dinilai Berisiko Pemborosan, Sebaiknya Diprioritaskan pada Anak Keluarga Kurang Mampu," ugm.ac.id. [Online]. Available: https://ugm.ac.id/id/berita/program-mbg-dinilai-berisiko-pemborosan-sebaiknya-diprioritaskan-pada-anak-keluarga-kurang-mampu/

[6] M. Modianus Laia, F. N. Hasan, and A. Y. Kuntoro, "Analisis Sentimen Program Makan Gratis Pada Platform X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *Jl. Kramat Raya No*, vol. 98, 2025, [Online]. Available: https://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/jif/article/view/10427/4495

[7] T. P. Pinasti and L. M. Alfarizi, "Journal Juridisch," vol. 3, no. 2, pp. 130–141, 2025, doi: 10.26623/jj.v3i2.12285.

[8] D. Purnamasari *et al.*, *Pengantar Metode Analisis Sentimen*. 2023. [Online]. Available: https://penerbit.gunadarma.ac.id/2023/09/13/pengantar-metode-analisis-sentimen/

[9] H. E. Dwi *et al.*, *Pengantar Manajemen*. 2023. [Online]. Available: https://penerbiteureka.com/2025/03/08/pengantar-manajemen-6/

[10] Y. YUNITASARI, "TEORI DAN IMPLEMENTASI ANALISIS SENTIMEN MENGGUNAKAN PYTHON," vol. 32, no. 3, pp. 167–186, 2023, [Online]. Available: https://eprint.unipma.ac.id/3140/

[11] A. Agustian, T. Tukiro, and F. Nurapriani, "Penerapan Analisis Sentimen Dan Naive Bayes Terhadap Opini Penggunaan Kendaraan Listrik Di Twitter," *J. TIKA*, vol. 7, no. 3, pp. 243–249, 2022, doi: 10.51179/tika.v7i3.1550.

[12] Ernianti Hasibuan and Elmo Allistair Heriyanto, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Amazon Shopping Di Google Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier," *J. Tek. dan Sci.*, vol. 1, no. 3, pp. 13–24, 2022, doi: 10.56127/jts.v1i3.434.

[13] P. G. Aryanti and I. Santoso, "Analisis Sentimen Pada Twitter Terhadap Mobil Listrik Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *IKRA-ITH Inform. J. Komput. dan Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 133–137, 2023, [Online]. Available: https://journals.upi-yai.ac.id/index.php/ikraith-informatika/article/view/2821

[14] Syahril Dwi Prasetyo, Shofa Shofiah Hilabi, and Fitri Nurapriani, "Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan KNN," *J. KomtekInfo*, vol. 10, pp. 1–7, 2023, doi: 10.35134/komtekinfo.v10i1.330.

[15] H. Eni Tri and S. Ari, "Analisis Sentimen Respon Masyarakat Terhadap Kabar Harian Covid-19 Pada Twitter Kementerian Kesehatan," *J. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 2, no. 3, pp. 32–37, 2022, [Online]. Available: http://repository.teknokrat.ac.id/3224/

[16] A. I. Tanggraeni and M. N. N. Sitokdana, "Analisis Sentimen Aplikasi E-Government pada Google Play Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 785–795, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i2.1835.

[17] F. T. A. Meidyan Permata Putri, Guntoro Barovih, Rezania Agramanisti Azdy, Yuniansyah, Andri Saputra, Yesi Sriyeni, Arsia Rini, *Algoritma dan Atruktur Data*. 2022.

Copyright © 2026 The Author(s). Published by *Forum Kerjasama Pendidikan Tinggi*.
This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.