



ANALISIS SENTIMEN OPINI MASYARAKAT TENTANG PROGRAM MAKAN BERGIZI GRATIS (MBG) DI PLATFROM X MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER

Yoga Wahyu Kusuma, Rosita Yanuarti, Qurrota Ayun

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Jember

wyoga07@gmail.com

ABSTRAK

Kebijakan Program Makan Bergizi Gratis (MBG) menuai berbagai respons publik di media sosial X. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen masyarakat dan menguji pengaruh Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) pada performa algoritma Multinomial Naïve Bayes. Penelitian ini menggunakan 5.231 tweet hasil scraping yang melalui proses preprocessing, pelabelan oleh dua validator, pembobotan TF-IDF, dan pembagian data rasio 80:20. Pelatihan model memakai parameter $\alpha = 0,100$ dengan evaluasi metrik akurasi, presisi, recall, serta F1-score. Hasil analisis mendapati sentimen negatif mendominasi sebanyak 2.788 data (53,30%), disusul sentimen positif 1.320 data (25,23%), dan sentimen netral 1.123 data (21,47%). Tanpa SMOTE, model mencatat akurasi 64,57%, presisi 61,60%, recall 64,57%, dan F1-score 61,74%. Angka tersebut meningkat setelah penerapan SMOTE menjadi akurasi 65,71%, presisi 64,65%, recall 65,71%, dan F1-score 64,85%. Penelitian menyimpulkan bahwa SMOTE efektif meningkatkan akurasi klasifikasi Multinomial Naïve Bayes, sementara riset lanjutan disarankan menambah jumlah data dan memperpanjang rentang waktu pengambilan sampel agar hasil analisis semakin representatif.

Kata kunci: Analisis Sentimen, Multinomial Naïve Bayes, SMOTE, TF-IDF, Program Makan Bergizi Gratis.

ABSTRACT

The Free Nutritious Meal (MBG) program policy has garnered diverse public responses on social media X. This study aims to analyze public sentiment and examine the effect of the Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) on the performance of the Multinomial Naïve Bayes algorithm. The study utilized 5,231 tweets obtained via scraping, which underwent preprocessing, manual labeling by two validators, TF-IDF term weighting, and an 80:20 data split. The model was trained using the optimal

Article History

Received: Agustus 2026

Reviewed: Agustus 2026

Published: Agustus 2026

Plagiarism Checker No
237.u873247.fh8374

Copyright : Author

Publish by : Kohesi



This work is licensed
under a [Creative
Commons Attribution-
NonCommercial 4.0
International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/)



parameter of $\alpha = 0.100$ and evaluated before and after SMOTE application on the training data using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The analysis results indicate that public sentiment is dominated by negative sentiment at 2,788 tweets (53.30%), followed by positive sentiment at 1,320 tweets (25.23%), and neutral sentiment at 1,123 tweets (21.47%). The Multinomial Naïve Bayes model without SMOTE achieved an accuracy of 64.57%, precision of 61.60%, recall of 64.57%, and F1-score of 61.74%, which increased after applying SMOTE to an accuracy of 65.71%, precision of 64.65%, recall of 65.71%, and F1-score of 64.85%. The study concludes that implementing SMOTE effectively enhances the performance of Multinomial Naïve Bayes in classifying public sentiment toward the Free Nutritious Meal program. Future research is recommended to utilize a larger volume of data with an extended data collection period to ensure more representative sentiment analysis results.

Keywords: Sentiment Analysis, Multinomial Naïve Bayes, SMOTE, Free Nutritious Meal, Social Media X

1. Pendahuluan

Pada tanggal 6 Januari 2025, pemerintah Indonesia memulai program Makan Bergizi Gratis (MBG) sebagai langkah kebijakan meningkatkan status gizi siswa, anak-anak usia dini, serta ibu hamil dan menyusui. Dengan dana sebanyak Rp71 triliun yang bersumber dari APBN 2025, program ini dikelola oleh Badan Gizi Nasional (BGN) dan bertujuan mencapai 19,47 juta penerima pada tahap awal, dengan peningkatan bertahap hingga mencapai 82 juta penerima (Kementerian Keuangan Republik Indonesia, 2025; Sekretariat Kabinet Republik Indonesia, 2025). Cakupan pelaksanaan yang luas tersebut turut memunculkan sejumlah persoalan di ruang publik, antara lain terkait mutu makanan, penyaluran bantuan, hingga peristiwa keracunan massal yang sempat mencuat. Rangkaian persoalan tersebut menegaskan urgensi kajian terhadap opini publik guna memahami secara mendalam bagaimana masyarakat merespons pelaksanaan kebijakan ini.

Opini publik direkam secara langsung melalui format teks pada platform X (Twitter), sehingga platform tersebut dipilih sebagai sumber data utama dalam kajian analisis sentimen yang tersusun rapi, seperti *tweet*, balasan, kutip ulang, dan tagar (Hidayat & Pratama, 2026). Berdasarkan proses penelusuran data, kata kunci “MBG” pada X (Twitter) menghasilkan 5.239 unggahan, jumlah yang jauh melampaui perolehan pada Facebook sebanyak 2.693 unggahan maupun TikTok yang hanya mencatat 99 komentar. Perbandingan tersebut menegaskan posisi X (Twitter) sebagai sumber data paling representatif bagi penelitian ini.

Sejumlah kajian sebelumnya telah memanfaatkan *Naïve Bayes Classifier* bersama pembobotan TF-IDF untuk menelaah sentimen masyarakat terhadap MBG melalui X (Twitter) (Ihdahayuningsih dkk., 2026; Mukarom dkk., 2025; Singarimbun & Iqbal, 2026; Wibowo dkk., 2026). Kajian-kajian tersebut umumnya masih terkendala oleh class imbalance, Situasi



ketika proporsi data antar kategori sentimen tidak merata disebut ketidakseimbangan kelas. Kondisi ini membuat model klasifikasi cenderung berpihak pada kelas dengan jumlah data terbanyak. Najib dkk. (2026) membuktikan bahwa penerapan SMOTE berhasil mendongkrak nilai *macro F1-score* pada data komentar YouTube. Kajian yang memadukan TF-IDF, *Naïve Bayes Classifier*, dan SMOTE secara bersamaan pada data X (Twitter) masih tergolong minim. Kekosongan inilah yang menjadi celah penelitian (*research gap*) sekaligus dasar dilaksanakannya penelitian ini.

Guna menghasilkan model klasifikasi sentimen yang lebih proporsional, penelitian ini memadukan pembobotan TF-IDF Performa model diukur melalui algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dan metode SMOTE. metrik untuk *F1-score*, *recall*, akurasi, dan presisi. Penelitian ini penting karena mengevaluasi kinerja *Naïve Bayes Classifier* dan meninjau opini publik mengenai MBG di X (Twitter)., serta pengujian pengaruh penerapan SMOTE terhadap performa klasifikasi yang dihasilkan. Kontribusi utama penelitian terletak pada pemanfaatan kombinasi TF-IDF, *Naïve Bayes Classifier*, dan SMOTE pada data X (Twitter) sebagai upaya mengatasi persoalan *class imbalance* Kebijakan publik menjadi objek analisis sentimen untuk mengevaluasi respons dan opini masyarakat secara luas.

2. Kajian Pustaka

2.1 Analisis Sentimen

Sebagian dari *text mining* yang menemukan dan mengategorikan perasaan atau sudut pandang dalam teks ke dalam kelompok *positive*, *negative*, and *neutral*. Pendekatan ini umum dipakai guna menangkap persepsi publik terhadap suatu persoalan melalui data medsos. Dipenelitian ini, analisis sentimen dilakukan menggunakan data dari platform X (Twitter) untuk mengetahui opini publik mengenai MBG..

2.2 Pembobotan TF dan IDF

Pengubahan teks ke bentuk angka dilakukan oleh metode TF-IDF dengan banyaknya suatu istilah muncul dalam dokumen tertentu, serta penyebarannya di seluruh dokumen. Kata yang lebih informatif mendapatkan bobot lebih besar, menjadikan teknik ekstraksi fitur ini sering dipilih dalam berbagai penelitian analisis sentimen (Harmandini & Muslim, 2024; Zhang dkk., 2022).

2.3 Multinomial Naïve Bayes

lalah algoritma klasifikasi probabilitas berbasis Teorema Bayes yang mengasumsikan independensi antarfitur. Kesederhanaan, efisiensi, serta kemampuan menangani data berdimensi tinggi membuat algoritma ini diminati. Penelitian ini memanfaatkan Multinomial Naïve Bayes dan bobot TF-IDF untuk mengelompokkan tweet ke dalam kelas sentimen positif, negatif, dan netral. (Aggarwal, 2022; Jurafsky & Martin, 2024).

2.4 Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)

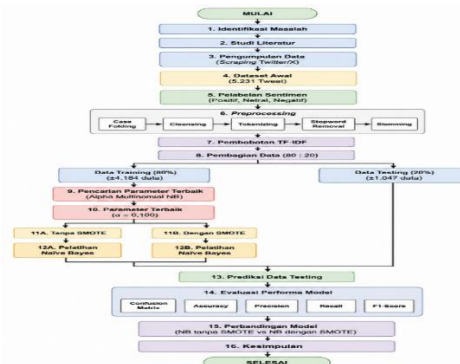
Dalam memperbaiki ketimpangan untuk pembagian kelas, teknik *oversampling* bernama SMOTE membentuk data sintesis pada kelas minoritas. Tidak seperti *random oversampling* yang sekadar menduplikasi data, Proses interpolasi antar data minoritas dilakukan oleh SMOTE untuk menghasilkan data baru, sehingga distribusi antar kelas menjadi lebih proporsional. (Fernández dkk., 2020).

2.5 Penelitian Terdahulu

Fatkhurrohman dkk. (2025) memanfaatkan *Support Vector Machine* yang dipadukan dengan TF-IDF dan memperoleh tingkat akurasi sebesar 80%. Wibowo dkk. (2026) membandingkan kinerja *Naïve Bayes* dengan SVM, dan hasilnya memperlihatkan SVM unggul dalam hal performa. Ihdahayuningsih dkk. (2026) memadukan *Naïve Bayes*, TF-IDF, dan *self-training* hingga mencapai akurasi 97,4%, meskipun kinerja pada kelas minoritas masih tergolong rendah. Sementara itu, Najib dkk. (2026) menerapkan kombinasi *Naïve Bayes*, TF-IDF, dan SMOTE pada data YouTube. Berbeda dari penelitian-penelitian tersebut, penelitian ini memadukan TF-IDF, *Multinomial Naïve Bayes*, dan SMOTE pada data X (Twitter) dengan klasifikasi tiga kelas sentimen guna menguji pengaruh SMOTE terhadap performa klasifikasi yang dihasilkan.

3. Metode Penelitian

Dalam penelitian ini, persepsi masyarakat terhadap MBG pada platform X (Twitter) dikaji menggunakan metode kuantitatif berbasis analisis sentimen. Tahapan prosedural penelitian ini mencakup pengumpulan data, pra-pemrosesan, pelabelan sentimen, pembobotan TF-IDF, pembagian data, pelatihan model *Multinomial Naïve Bayes*, penerapan SMOTE pada data latih, selain model penilaian menggunakan *confusion matrix* beserta metrik akurasi, presisi, *recall*, dan skor F1. Gambar 1 menggambarkan keseluruhan alur penelitian tersebut.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

3.1 Pengumpulan Data dan Preprocessing Data

Sebanyak 5.231 tweet dikumpulkan menggunakan pustaka *Tweet-Harvest (Python)* di lingkungan *Google Colab* melalui prosedur *scraping* pada X (Twitter) dengan kata kunci yang berkaitan dengan MBG. Untuk menghilangkan *noise* dan menghasilkan teks yang lebih bersih sebelum tahap ekstraksi fitur, data tersebut kemudian menjalani proses *case folding*, pembersihan, tokenisasi, penghapusan *stopword*, dan *stemming*.

3.2 Pelabelan Sentimen

Pelabelan sentimen dilakukan secara manual oleh dua validator melalui proses penelaahan setiap data sebelum menetapkan ke dalam kategori positif, netral, atau negatif. Label yang telah disepakati selanjutnya dijadikan sebagai *ground truth* yang menjadi dasar dalam proses pelatihan model serta evaluasi kinerja klasifikasi.



3.3 Pembobotan TF-IDF dan Pembagian Data

TF-IDF diterapkan pada data berlabel untuk menghasilkan representasi numerik yang mengukur signifikansi setiap kata dalam dokumentasi. Selanjutnya, pendekatan pembagian *train-test* 80:20 digunakan untuk membagi dataset menjadi 80% data pelatihan dan 20% data pengujian.

3.4 Pelatihan dan Evaluasi Model

Algoritma *Multinomial Naïve Bayes* Algoritma tersebut dimanfaatkan dalam pengembangan model klasifikasi untuk penelitian ini, dengan pencarian parameter terbaik dilakukan melalui pengujian beberapa nilai *alpha* yang mengacu pada nilai *F1-Score*. Pelatihan model dijalankan dalam dua skenario, yakni tanpa penerapan SMOTE dan dengan penerapan SMOTE yang hanya dikenakan pada data training. Kedua skenario tersebut kemudian dibandingkan melalui evaluasi *Confusion Matrix* beserta metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score*.

4. Hasil dan Pembahasan

Sumber informasi utama untuk studi ini adalah 5.231 twit mengenai MBG yang diambil dari situs X (Twitter). Keseluruhan data tersebut melalui rangkaian *preprocessing*, pelabelan sentimen, pembobotan TF-IDF, Evaluasi performa model dilakukan melalui penerapan SMOTE serta pelatihan model *Multinomial Naïve Bayes*.

4.1 Hasil Pelabelan Sentimen

Berdasarkan hasil pelabelan, sentimen negatif mendominasi dengan 2.788 *tweet* (53,30%), diikuti sentimen positif sebanyak 1.320 *tweet* (25,23%), dan sentimen netral sebanyak 1.123 *tweet* (21,47%). Ketimpangan proporsi antar kelas tersebut (*imbalanced*) menegaskan perlunya penerapan metode penyeimbangan data pada tahap pelatihan model.

Sentimen Jumlah Persentase		
Negatif	2.788	53,30%
Positif	1.320	25,23%
Netral	1.123	21,47%
Total	5.231	100%

Tabel 1 Distribusi Pelabelan

4.2 Hasil Pembobotan TF-IDF dan Pencarian Parameter

Penerapan TF-IDF menghasilkan 5.231 dokumen dengan 4.876 fitur, dengan kata-kata berbobot tertinggi didominasi oleh istilah yang memiliki hubungan erat dengan MBG, seperti *mbg*, *makan*, *bergizi*, *gratis*, dan *program*, sehingga fitur yang terbentuk merepresentasikan topik penelitian secara kuat. Pengujian terhadap beberapa nilai *alpha* pada *Multinomial Naïve Bayes* menempatkan *alpha* = 0,100 sebagai parameter paling optimal, dengan capaian *Accuracy* 65,90%, *Precision* 61,96%, *Recall* 65,90%, dan *F1-Score* 61,71%. Parameter



tersebut selanjutnya digunakan pada tahap pelatihan model, baik sebelum maupun sesudah penerapan SMOTE.

4.3 Hasil Penerapan SMOTE dan Evaluasi Model

SMOTE hanya diterapkan pada data *training* sebagai upaya mengatasi ketidakseimbangan antar kelas. Setelah proses *oversampling* dijalankan, jumlah data pada ketiga kelas menjadi setara, yakni 2.228 data pada masing-masing kelas, Karakteristik seluruh kelas dapat dipelajari oleh model secara lebih proporsional.. Tahap evaluasi kemudian dilakukan pada data testing yang sama sekali tidak dilibatkan selama proses pelatihan.

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Naïve Bayes	64,57%	61,60%	64,57%	61,74%
Naïve Bayes + SMOTE	65,71%	64,65%	65,71%	64,85%

Tabel 2 Perbandingan Hasil Evaluasi Model

Penerapan SMOTE terbukti mendongkrak seluruh metrik evaluasi, dengan *Accuracy* naik dari 64,57% menjadi 65,71%, *Precision* dari 61,60% menjadi 64,65%, *Recall* dari 64,57% menjadi 65,71%, serta *F1-Score* dari 61,74% menjadi 64,85%. Capaian tersebut mengindikasikan bahwa SMOTE mampu meredam dampak ketidakseimbangan data sehingga model menjadi lebih peka dalam mengenali kelas minoritas.

4.4 Analisis Confusion Matrix dan Pembahasan

Sebelum penerapan SMOTE, model masih kerap keliru mengklasifikasikan kelas netral dan positif. Dominasi kelas negatif dalam data menimbulkan masalah yang kemudian membaik setelah SMOTE diterapkan, di mana jumlah prediksi tepat pada kelas netral dan positif bertambah, sementara kesalahan klasifikasi antar kelas justru menurun. Perpaduan *TF-IDF*, *Multinomial Naïve Bayes*, SMOTE terbukti mampu mendongkrak performa klasifikasi sentimen terhadap MBG. Kenaikan pada nilai yang diuji setelah SMOTE mengonfirmasi bahwa langkah penyeimbangan data memberi dampak positif terhadap kinerja model dalam mengenali kelas minoritas meningkat signifikan. Temuan tersebut selaras bersama pernyataan Fernández dkk. (2020) yang menegaskan efektivitas SMOTE dalam mengatasi *class imbalance*, sekaligus memperkuat laporan Najib dkk. (2026) mengenai peningkatan performa *Naïve Bayes* pasca-penerapan SMOTE. Pada dataset media sosial dengan distribusi kelas yang tidak seimbang, SMOTE dapat dipandang sebagai strategi yang berhasil untuk meningkatkan kinerja klasifikasi sentimen.

5. Kesimpulan

Hasil penelitian menyimpulkan bahwa performa klasifikasi sentimen tentang Program Makan Bergizi Gratis (MBG) oleh medsos X (Twitter) meningkat melalui kombinasi *Multinomial Naïve Bayes* dan SMOTE.



5.1 Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menerapkan *Multinomial Naïve Bayes* untuk mengurai Opini publik mengenai MBG di platform X (Twitter). Hasil analisis memperlihatkan sentimen negatif sebagai yang paling dominan dengan 2.788 *tweet* (53,30%), disusul sentimen positif sebanyak 1.320 *tweet* (25,23%), dan sentimen netral 1.123 *tweet* (21,47%). Penerapan SMOTE oleh data *training* terbukti mampu mendongkrak performa model, tampak dari kenaikan *Accuracy* dari 64,57% menjadi 65,71%, *Precision* dari 61,60% menjadi 64,65%, *Recall* dari 64,57% menjadi 65,71%, dan *F1-Score* dari 61,74% menjadi 64,85%. Capaian ini menegaskan efektivitas SMOTE dalam mengatasi ketidakseimbangan kelas sekaligus meningkatkan kemampuan model mengklasifikasikan sentimen masyarakat.

5.2 Saran

Volume data dan periode pengumpulan data yang relatif singkat merupakan keterbatasan studi ini; akibatnya, hasil studi belum secara akurat mencerminkan dinamika opini publik terhadap MBG. Untuk memberikan penjelasan yang lebih menyeluruh mengenai perubahan sikap, penelitian di masa mendatang harus mengumpulkan data dalam rentang waktu yang lebih panjang dan dalam jumlah yang lebih besar. Proses pelabelan sentimen dalam penelitian ini pun masih mengandalkan penilaian manual dari dua validator, sehingga hasilnya rentan dipengaruhi subjektivitas penilai. Peningkatan konsistensi pelabelan pada penelitian berikutnya dapat dicapai melalui pelibatan lebih banyak validator atau penyusunan pedoman pelabelan yang lebih terstruktur.



DAFTAR PUSTAKA

- Aggarwal, C. C. (2022). *Machine Learning for Text* (2 ed.). Cham, Switzerland: Springer
- Fatkhurrohman, F., Nugroho, B. I., & Fadillah, N. (2025). Analisis sentimen program makan bergizi gratis pemerintah RI melalui Twitter menggunakan metode SVM. *RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business*, 4(3), 3906-3917.
- Fernández, A., García, S., Herrera, F., & Chawla, N. V. (2020). SMOTE for Learning from Imbalanced Data: Progress and Challenges, Marking the 15-Year Anniversary. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 61, 863-905.
- Harmandini, K. P., & Muslim, K. (2024). Analysis of TF-IDF and TF-RF Feature Extraction on Product Review Sentiment. *Sinkron: Jurnal dan Penelitian Teknik Informatika*, 8(2).
- Hidayat, R., & Pratama, A. (2026). Analisis tren dan dominasi platform media sosial dalam ekosistem digital Indonesia. *Journal of Digital Marketing and Communication*, 8(2), 145-162.
- Ihdahayuningsih, R., Rahmah, S. A., Rain, S. J., Adhari, H., Fahri, Y., & Siwu, G. C. I. (2026). Analisis sentimen masyarakat terhadap Program Makan Bergizi Gratis pada media sosial X dengan Naïve Bayes. *Jurnal Sains Informatika Terapan*, 5(1).
- Indonesia, K. K. R. (2025). *Menilik eksistensi program MBG atau Makan Bergizi Gratis*. <https://mediakeuangan.kemenkeu.go.id/article/show/menilik-eksistensi-program-mbg-atau-makan-bergizi-gratis>
- Indonesia, S. K. R. (2025). *Presiden Prabowo: Target 82 juta penerima manfaat Makan Bergizi Gratis akan terwujud bertahap*. <https://setkab.go.id/presiden-prabowo-target-82-juta-penerima-manfaat-makan-bergizi-gratis-akan-terwujud-bertahap/>
- Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2024). *Speech and Language Processing* (3rd ed. dr). Stanford, CA: Stanford University.
- Mukarom, M. A., & dkk. (2025). Analisis sentimen berbasis aspek terhadap Program Makan Bergizi Gratis (MBG) di Twitter/X dengan pendekatan efektivitas Duncan. *Jurnal Sistem Informasi dan Komputasi Akuntansi*, 11(2), 142-153.
- Najib, L., Mahfudh, A. A., & Bakhri, S. (2026). Analisis sentimen persepsi publik terhadap Program MBG pada komentar YouTube menggunakan Naïve Bayes dan resampling. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 7(4), 2467-2478.
- Singarimbun, J. P., & Iqbal, M. (2026). Analisis sentimen program makan gratis pada media sosial X menggunakan metode Naïve Bayes. *Journal of Informatics Management and Information Technology*, 6(1). <https://hostjournals.com/jimat/article/view/963>
- Wibowo, A., Mawardi, V. C., & Sutrisno, T. (2026). Analisis sentimen masyarakat Indonesia terhadap Program Makan Bergizi Gratis (MBG) di media sosial X menggunakan perbandingan algoritma Naive Bayes dan Support Vector Machine. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 10(3).
- Zhang, Y., Wang, X., & Li, J. (2022). Research on Text Classification Techniques Based on Improved TF-IDF Algorithm and LSTM Inputs. *Procedia Computer Science*, 208, 460-470.