



## Analisis Sentimen Komentar Tik Tok terhadap Program Makan Bergizi Gratis (MBG) Menggunakan *Algoritma Support Vector Machine (SVM)*

Fredimus Kasang<sup>1\*</sup>, Julia Kurniasih<sup>2</sup>, Dina Yuliana<sup>3</sup>

<sup>1-3</sup> Program Studi Teknik Informatika, Universitas Sarjanawiyata Tamansiswa Yogyakarta, Indonesia

\*Penulis Korespondensi: [fredimuskasang@gmail.com](mailto:fredimuskasang@gmail.com)

**Abstract.** *The Free Nutritious Meal Program (MBG) is a government initiative designed to improve community nutrition, particularly among students, toddlers, pregnant women, and breastfeeding mothers. Public responses to this policy have been widely expressed through social media platforms, including TikTok, where comments are often brief, informal, and unstructured. This study aims to classify public sentiment toward the MBG program into positive, negative, and neutral categories using the Support Vector Machine (SVM) algorithm and to evaluate the model's performance. Data were collected through TikTok comment crawling techniques, resulting in 2,777 comments, of which 2,602 were retained after data cleaning. The preprocessing stages included text cleaning, case folding, normalization, tokenization, stopword removal, and stemming using the Sastrawi library. The dataset was divided into training and testing data with an 80:20 ratio, followed by TF-IDF feature extraction and SVM-based classification. Model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, F1-score, and a confusion matrix. The results indicate that the SVM algorithm effectively classified public sentiment regarding the MBG program and successfully identified sentiment distribution patterns. These findings provide valuable insights into public perceptions of the program and contribute to the development of machine learning-based sentiment analysis for public policy evaluation in Indonesia.*

**Keywords:** *Free Nutritious Meal Program; Machine Learning: Sentiment Analysis; Support Vector Machine (SVM); TikTok.*

**Abstrak.** Program Makan Bergizi Gratis (MBG) merupakan inisiatif pemerintah yang dirancang untuk meningkatkan kualitas gizi masyarakat, khususnya bagi siswa, balita, ibu hamil, dan ibu menyusui. Respons masyarakat terhadap kebijakan ini banyak disampaikan melalui berbagai platform media sosial, termasuk TikTok, yang komentar-komentarnya umumnya bersifat singkat, informal, dan tidak terstruktur. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen masyarakat terhadap program MBG ke dalam kategori positif, negatif, dan netral menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM), serta mengevaluasi kinerja model yang dihasilkan. Data dikumpulkan melalui teknik crawling komentar TikTok, menghasilkan 2.777 komentar, dengan 2.602 komentar yang digunakan setelah proses pembersihan data. Tahapan prapemrosesan meliputi pembersihan teks, case folding, normalisasi, tokenisasi, penghapusan stopword, dan stemming menggunakan pustaka Sastrawi. Dataset kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20, dilanjutkan dengan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF dan proses klasifikasi berbasis SVM. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, serta confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM mampu mengklasifikasikan sentimen masyarakat terhadap program MBG secara efektif dan berhasil mengidentifikasi pola distribusi sentimen. Temuan ini memberikan gambaran mengenai persepsi publik terhadap program MBG serta berkontribusi pada pengembangan analisis sentimen berbasis machine learning untuk evaluasi kebijakan publik di Indonesia.

**Kata Kunci:** Analisis Sentimen; Pembelajaran Mesin; Program Makan Bergizi Gratis; Support Vector Machine (SVM); TikTok.

### 1. LATAR BELAKANG

Program Makan Bergizi Gratis (MBG) merupakan salah satu kebijakan unggulan yang dicanangkan oleh pemerintahan Presiden Prabowo Subianto. Program ini bertujuan untuk mengatasi masalah gizi dan meningkatkan kualitas sumber daya manusia Indonesia, terutama di kalangan anak-anak dan ibu hamil. Rencana implementasi program ini telah mengalami beberapa perkembangan sejak awal diumumkan. Program ini dikenal sebagai "program makan

siang gratis", namun kemudian diperluas menjadi pemberian makanan bergizi gratis dua kali sehari, yakni pagi dan siang hari (Wahyuni et al,2025).

Perubahan ini didasarkan pada data dari Kementerian Kesehatan dan Kemenko Pembangunan Manusia dan Kebudayaan yang menunjukkan bahwa 41 persen siswa di Indonesia mengalami kelaparan saat belajar di sekolah, yang berdampak negatif pada kualitas pendidikan mereka. Program MBG tidak hanya menysasar anak-anak sekolah, tetapi juga diperluas untuk mencakup balita, ibu hamil, dan ibu menyusui. Pemerintah telah mengalokasikan anggaran sebesar Rp71 triliun dalam RAPBN 2025 untuk tahap awal program ini, yang direncanakan akan dimulai pada 2 Januari 2025. Program ini diharapkan dapat menjangkau hingga 82,9 juta penerima ketika diimplementasikan secara penuh (Merlinda and Yusuf 2025).

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mendorong perubahan signifikan dalam cara masyarakat berkomunikasi, mengakses informasi, serta mengekspresikan opini di ruang publik. Media sosial kini tidak hanya berfungsi sebagai sarana hiburan, tetapi juga berkembang menjadi ruang diskusi publik yang memuat berbagai respons masyarakat terhadap isu sosial, ekonomi, dan kebijakan pemerintah (Mulyono et al,2022).

Di Indonesia, tren penggunaan media sosial juga mengalami peningkatan yang sangat pesat. Indonesia termasuk dalam negara dengan jumlah penggunaan media sosial terbesar di dunia, dengan tingkat keterlibatan masyarakat yang tinggi dalam berbagai isu nasional (Aulia and Subarjah 2024). Tingginya aktivitas tersebut menjadikan media sosial sebagai sumber data yang sangat potensial untuk dianalisis guna memahami opini dan sentimen masyarakat secara luas, khususnya terhadap kebijakan publik yang sedang atau akan diterapkan.

Salah satu platform media sosial yang mengalami pertumbuhan paling signifikan di Indonesia adalah TikTok. Platform ini memiliki karakteristik konten video pendek yang disertai kolom komentar interaktif, sehingga memungkinkan pengguna menyampaikan pendapat secara cepat, spontan, dan terbuka. Kolom komentar TikTok menjadi medium ekspresi publik yang merekam beragam pandangan masyarakat terhadap berbagai fenomena sosial dan kebijakan pemerintah (Saleh and Imanda,2025).

Banyaknya komentar masyarakat terhadap program MBG, khususnya di TikTok, menimbulkan tantangan tersendiri dalam proses analisis opini publik. Analisis secara manual membutuhkan waktu dan sumber daya yang besar serta berpotensi menimbulkan subjektivitas. Selain itu, komentar TikTok umumnya menggunakan bahasa tidak baku, singkatan, slang, dan ekspresi emosional, sehingga meningkatkan kompleksitas pengolahan data teks. Kondisi ini

menuntut penerapan metode analisis sentimen berbasis komputasi yang mampu menangani data teks dalam jumlah besar dan tidak terstruktur (Wajidi 2025).

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengkaji penerapan metode *machine learning* dalam analisis sentimen media sosial. Penelitian yang dilakukan oleh Pratiwi et al. (2024) menguji efektivitas algoritma *Support Vector Machine (SVM)* dalam mengklasifikasikan sentimen opini publik terhadap kebijakan pemerintah yang diekspresikan melalui media sosial, khususnya di Twitter. Dalam studi ini, dataset yang digunakan terdiri dari 5000 tweet yang diproses menggunakan metode TF-IDF untuk ekstraksi fitur. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa algoritma *SVM* dapat menghasilkan akurasi yang sangat baik dalam klasifikasi sentimen, dengan tingkat akurasi mencapai 91,6% pada pembagian data 70:30, 92,8% pada pembagian data 80:20, dan 91,8% pada pembagian data 90:10. Temuan ini menunjukkan bahwa *Support Vector Machine* merupakan metode yang sangat efektif dalam analisis sentimen opini publik, yang dapat digunakan untuk memahami persepsi masyarakat terhadap kebijakan pemerintah di ruang publik digital (Khatib et al. 2024).

Penelitian yang dilakukan oleh Ramadhan dan Wibowo menunjukkan bahwa *Support Vector Machine (SVM)* memiliki performa yang lebih stabil dibandingkan dengan *Naïve Bayes* dalam menangani data teks berdimensi tinggi. Dalam studi mereka, *SVM* menunjukkan kemampuan klasifikasi yang lebih baik pada dataset yang besar dan kompleks, terutama dalam mengelola ruang fitur yang sangat besar, seperti pada model berbasis TF-IDF. Meskipun *Naïve Bayes* juga efektif dalam beberapa kasus, *SVM* memberikan hasil yang lebih akurat dan konsisten, terutama dalam kasus teks dengan banyak dimensi fitur. Temuan ini mengindikasikan bahwa *SVM* lebih stabil dan unggul dalam menangani permasalahan klasifikasi teks berdimensi tinggi dibandingkan *Naïve Bayes* (Parameswari et al. 2025).

Penelitian terkait analisis sentimen pada platform TikTok menunjukkan bahwa metode *Support Vector Machine (SVM)* dapat mengklasifikasikan sentimen komentar TikTok secara efektif, meskipun data yang digunakan bersifat informal dan tidak terstruktur. Dalam sebuah studi yang membandingkan performa *SVM* dan *Naïve Bayes* dalam analisis sentimen komentar TikTok mengenai produk skincare, hasil evaluasi menunjukkan bahwa *SVM* berhasil mencapai akurasi 59,43%, lebih tinggi dibandingkan dengan *Naïve Bayes* yang hanya memperoleh 47,65%. Selain itu, *SVM* juga unggul dalam metrik *F1-Score* dengan nilai 60,37%, menunjukkan kemampuannya untuk menangani data teks yang tidak terstruktur dengan lebih baik (Setiawan, Liem, and Rizky 2024).

Penelitian Nugroho et al. (2025) menunjukkan bahwa algoritma *Support Vector Machine* (SVM) memiliki kinerja yang konsisten dan sangat baik dalam analisis sentimen isu kebijakan publik di media sosial. Dalam studi mereka yang mengevaluasi sentimen masyarakat terhadap kebijakan *Program Makan Bergizi Gratis*, model SVM yang dioptimasi menggunakan *Grid Search* dan *5-Fold Cross Validation* menunjukkan performa tinggi dengan akurasi 96%, precision 95,44%, recall 96,27%, dan F1-score 95,85%, yang mengindikasikan bahwa *Support Vector Machine* mampu mengklasifikasikan opini publik dalam teks berbahasa Indonesia secara akurat dan konsisten. Hasil prediksi model juga menunjukkan distribusi sentimen publik terhadap kebijakan tersebut dengan mayoritas respon memiliki sentimen positif, yang sekaligus membuktikan bahwa SVM efektif dalam menangani variasi opini masyarakat terhadap isu kebijakan di ruang digital (Nugroho et al. 2025).

Meskipun penelitian-penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dapat digunakan untuk menganalisis sentimen terhadap berbagai kebijakan publik di media sosial, masih terdapat kesenjangan penelitian yang signifikan, terutama terkait dengan sentimen komentar TikTok terhadap Program Makan Bergizi Gratis di Indonesia. Penelitian-penelitian yang ada masih bersifat umum dan belum mengkhususkan pada analisis komentar dari platform TikTok, yang memiliki karakteristik linguistik yang sangat unik dan dinamis. TikTok sebagai platform berbasis video pendek, memiliki format komunikasi yang lebih informal, ekspresif, serta cenderung menggunakan bahasa gaul atau slang yang beragam, sehingga analisis sentimen terhadap komentar di platform ini membutuhkan pendekatan yang berbeda dibandingkan dengan platform lain seperti Twitter atau Facebook. Kesenjangan penelitian yang perlu diteliti lebih lanjut adalah bagaimana algoritma seperti SVM dapat diterapkan secara efektif untuk mengklasifikasikan sentimen komentar TikTok yang memiliki ciri khas linguistik dan visual yang sangat berbeda, serta bagaimana platform ini dapat memberikan wawasan yang lebih mendalam terkait respons masyarakat terhadap kebijakan sosial yang spesifik, seperti *Program Makan Bergizi Gratis* di Indonesia (Husain and Syam 2024).

Berdasarkan kondisi tersebut, permasalahan utama dalam penelitian ini adalah bagaimana mengklasifikasikan sentimen komentar masyarakat terhadap Program Makan Bergizi Gratis secara akurat dan objektif di tengah tingginya volume data serta kompleksitas bahasa komentar TikTok. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, solusi yang digunakan adalah penerapan metode SVM untuk mengklasifikasikan sentimen komentar masyarakat terhadap Program Makan Bergizi Gratis ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Klasifikasi sentimen ke dalam tiga kategori ini penting untuk memberikan gambaran yang jelas

mengenai respons masyarakat terhadap kebijakan tersebut, serta untuk memudahkan analisis lebih lanjut terkait persepsi publik.

SVM dipilih karena kemampuannya yang terbukti efektif dalam menangani masalah klasifikasi teks, terutama pada data yang memiliki dimensi tinggi dan tidak terstruktur, seperti komentar TikTok. Salah satu alasan utama menggunakan SVM adalah kemampuannya dalam memisahkan data dengan margin yang maksimal, yang membuatnya lebih stabil dan akurat dibandingkan algoritma lain, seperti *Naïve Bayes*, terutama dalam konteks data teks yang variatif dan penuh noise (Kurniawan and Qorni 2023). SVM juga memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik, yang memungkinkan model untuk tetap akurat meskipun dalam kondisi data yang besar dan kompleks. Dengan menggunakan SVM, klasifikasi sentimen dapat dilakukan secara objektif dan efektif, mengurangi bias dan meningkatkan akurasi dalam menganalisis opini publik di platform seperti TikTok (Kurniawan and Qorni 2023).

Penelitian ini dilakukan melalui tahapan pengumpulan data komentar TikTok, preprocessing teks, ekstraksi fitur, serta evaluasi performa model, sehingga diharapkan mampu memberikan gambaran yang komprehensif mengenai persepsi publik terhadap program.

## 2. KAJIAN TEORITIS

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengeksplorasi pemanfaatan algoritma *Support Vector Machine* (SVM) untuk mengklasifikasikan sentimen dalam teks di platform media sosial. Indriyani dkk (2023). Melakukan penelitian terkait analisis sentimen dalam ulasan aplikasi TikTok, dengan membandingkan metode *Naïve Bayes* dan SVM. Penelitian tersebut menggunakan 2000 data ulasan yang diambil dari Google Play Store. Hasil klasifikasi menunjukkan distribusi sentimen sebesar 76,7% positif dan 23,3% negatif (penelitian ini membagi menjadi dua kelas utama: positif dan negatif). Temuan penelitian tersebut menunjukkan bahwa SVM mampu menghasilkan klasifikasi yang lebih baik, dengan tingkat akurasi 84%, sedangkan *Naïve Bayes* hanya mencapai akurasi 79%. Dengan demikian, SVM menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan *Naïve Bayes* dalam mengklasifikasikan ulasan pengguna. Kajian ini memberikan bukti empiris bahwa SVM efektif dalam menangani opini pengguna dari data tidak terstruktur yang berasal dari TikTok, yang juga berhubungan dengan penelitian ini tentang sentimen masyarakat terhadap program publik di platform yang sama (Indriyani, Fauzi, and Faisal 2023).

Penelitian oleh Wulandari dkk. (2025) fokus pada analisis sentimen komentar TikTok terhadap konten kekerasan seksual dengan menggunakan metode SVM. Hasil penelitian ini melaporkan tingkat akurasi SVM sekitar 79%, yang menunjukkan bahwa model SVM dapat

diandalkan dalam klasifikasi sentimen komentar video viral pada platform media sosial seperti TikTok, meskipun data komentar cenderung bersifat singkat dan bahasa informal. Temuan tersebut sangat berarti karena memberikan dasar bahwa SVM dapat diterapkan tidak hanya untuk aplikasi umum tetapi juga dalam konteks isu sosial tertentu yang kompleks di TikTok (Wulandari et al. 2025).

Saputra dkk. (2025) membandingkan performa *Naive Bayes* dan *SVM* pada analisis sentimen teks media sosial menggunakan teknik *Word2Vec* dan *SMOTE*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM berhasil mencapai akurasi 88,85% dan nilai F1-score 88,86%, membuktikan bahwa SVM unggul dibandingkan *Naive Bayes* dalam berbagai metrik evaluasi pada dataset gabungan dari Facebook, Instagram, dan Twitter. Penelitian ini penting karena memperkuat posisi SVM sebagai metode yang konsisten efektif untuk klasifikasi sentimen pada berbagai bentuk teks komentar media sosial, meskipun fokus platformnya beragam (Saputra et al. 2025).

Perdana & Santoso (2025) juga melakukan penelitian tentang analisis sentimen pada media sosial terkait isu pagar laut dengan SVM dan logistic regression pada dataset multi-platform termasuk TikTok. Hasil menunjukkan bahwa SVM mampu menghasilkan akurasi tinggi melebihi 98%, sekaligus menunjukkan bahwa klasifikasi teks menggunakan SVM dapat diaplikasikan untuk isu sensitif dengan akurasi yang stabil meski jenis platform berbeda. Penelitian ini memberikan dukungan bahwa SVM memiliki kekokohan performa apabila dataset video komentar yang heterogen diolah secara tepat melalui preprocessing dan feature extraction (Perdana and Santoso 2025).

### **3. METODE PENELITIAN**

Dalam penelitian ini, penulis mengumpulkan data menggunakan metode crawling dengan memanfaatkan tools TikTok-harvest pada Google Colab (Nursikuwagus et al. 2026). Metode ini dipilih karena TikTok merupakan salah satu platform media sosial yang sangat populer dan sering digunakan oleh masyarakat untuk menyampaikan opini, tanggapan, dan komentar mengenai berbagai isu publik, termasuk kebijakan program Makan Bergizi Gratis (MBG). Penelitiannya berfokus pada analisis sentimen komentar masyarakat terhadap program MBG di TikTok, yang memungkinkan untuk mengidentifikasi persepsi masyarakat mengenai keberhasilan atau tantangan yang dihadapi oleh program tersebut.

Data yang diperoleh berupa komentar TikTok yang terkait langsung dengan topik penelitian. Target pengumpulan data adalah minimal 2.777 komentar untuk memastikan keterwakilan distribusi sentimen yang memadai. Untuk memastikan relevansi dan kelengkapan

data, penulis menggunakan beberapa variasi kata kunci dalam pencarian, yaitu “Makan Bergizi Gratis”, “MBG”, “makan gratis”, dan “program makan siang gratis”, sehingga komentar yang terkumpul mencakup berbagai cara masyarakat menyebut program tersebut. Dengan metode ini, data yang diperoleh dapat menggambarkan dengan lebih jelas bagaimana publik merespons kebijakan tersebut di platform TikTok, yang banyak digunakan oleh berbagai kalangan untuk berinteraksi dan berbagi opini.

Tahap preprocessing terdiri dari cleaning, case folding, normalisasi kata, tokenisasi, stopword removal, dan stemming menggunakan library Sastrawi. Selanjutnya data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 sebelum dilakukan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF dan klasifikasi menggunakan algoritma SVM. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine (SVM) mampu mengklasifikasikan sentimen komentar TikTok terhadap Program Makan Bergizi Gratis dengan performa yang baik. Model berhasil mengidentifikasi distribusi sentimen masyarakat ke dalam kategori positif, negatif, dan netral sehingga dapat memberikan gambaran mengenai persepsi publik terhadap pelaksanaan program MBG. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi dalam pengembangan analisis sentimen berbasis machine learning pada media sosial, khususnya terkait evaluasi kebijakan publik di Indonesia.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### Tahapan Penelitian

**Tabel 1.** Pembersihan Data.

| Keterangan                               | Jumlah |
|--|--------|
| Jumlah data awal                         | 2.777  |
| Setelah hapus komentar pendek            | 2.674  |
| Setelah hapus data duplikat/noise        | 2.644  |
| Setelah hapus hasil preprocessing kosong | 2.602  |
| Jumlah dataset akhir                     | 2.602  |

Berdasarkan Tabel 1, tidak ditemukan data NULL, komentar kosong, maupun komentar berupa sticker pada dataset hasil crawling sehingga jumlah data tetap sebanyak 2.777 komentar pada tahap awal pembersihan. Selanjutnya dilakukan penghapusan komentar pendek yang dianggap kurang memberikan informasi sentimen sehingga jumlah data berkurang menjadi 2.674 komentar. Setelah itu dilakukan penghapusan data duplikat dan noise sehingga jumlah data menjadi 2.644 komentar.

Selain itu, setelah tahap preprocessing dilakukan, terdapat beberapa komentar yang menghasilkan teks kosong akibat proses cleaning, filtering, dan stopword removal sehingga tidak dapat digunakan dalam proses klasifikasi sentimen. Oleh karena itu, jumlah dataset akhir yang digunakan pada tahap analisis sentimen menjadi sebanyak 2.602 komentar.

## Tahapa Preprocessing Data

### Cleaning

Pada tahap ini sistem melakukan beberapa proses, seperti mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil, menghapus emoji, emoticon, tanda baca, angka, URL, mention, hashtag, serta karakter khusus lainnya. Selain itu, sistem juga menghapus spasi berlebih agar struktur teks menjadi lebih rapi. Berdasarkan Gambar 5.1 dapat dilihat bahwa komentar seperti “TPI aku Masi nganggur paa 🙄🙄” berubah menjadi “tpi aku masi nganggur paa” karena emoji dan huruf kapital telah dihilangkan. Contoh lainnya, komentar “Halah 🤔” berubah menjadi “halah” setelah emoji dihapus, sedangkan komentar “yang saya cari 19jt 🙄👉” berubah menjadi “yang saya cari jt” karena angka dan emoji dihilangkan pada proses cleaning. Dengan demikian, hasil preprocessing pada tahap cleaning menghasilkan teks yang lebih bersih dan siap digunakan pada proses berikutnya.

|    | komentar                     | cleaning                     |
|----|------------------------------|------------------------------|
| 0  | hokcuhh                      | hokcuhh                      |
| 1  | uangnya dari mana itu pakk   | uangnya dari mana itu pakk   |
| 2  | TPI aku Masi nganggur paa 🙄🙄 | tpi aku masi nganggur paa    |
| 3  | pretttt                      | pretttt                      |
| 4  | gnya.                        | gnya                         |
| 5  | Halah 🤔                      | halah                        |
| 6  | gi la                        | gi la                        |
| 8  | sampe saiki nganggur aku pak | sampe saiki nganggur aku pak |
| 9  | yang saya cari 19jt 🙄👉       | yang saya cari jt            |
| 10 | Sekolahku nggak dapat pak 🙄  | sekolahku nggak dapat pak    |

Gambar 1. Output Cleaning.

### Case Folding

Dengan adanya proses case folding, kata seperti “Bagus”, “BAGUS”, dan “bagus” akan dianggap sebagai satu kata yang sama, yaitu “bagus”. Berdasarkan Gambar 5.2 dapat dilihat bahwa beberapa komentar mengalami perubahan huruf kapital menjadi huruf kecil. Contohnya pada komentar “TPI aku Masi nganggur paa 🙄🙄” yang berubah menjadi “tpi aku masi nganggur paa 🙄🙄”. Selain itu, komentar “Halah 🤔” berubah menjadi “halah 🤔”, serta komentar “Sekolahku nggak dapat pak 🙄” berubah menjadi “sekolahku nggak dapat pak 🙄”. Sementara itu, komentar yang sejak awal sudah menggunakan huruf kecil, seperti “hokcuhh” dan “pretttt”, tidak mengalami perubahan. Dengan demikian, proses case folding

membantu menyeragamkan format teks sehingga mempermudah proses analisis pada tahap preprocessing berikutnya.

|    | Sebelum Case Folding         | Sesudah Case Folding         |
|----|------------------------------|------------------------------|
| 0  | hokcuhh                      | hokcuhh                      |
| 1  | uangnya dari mana itu pakk   | uangnya dari mana itu pakk   |
| 2  | TPI aku Masi nganggur paa 😊😊 | tpi aku masi nganggur paa 😊😊 |
| 3  | pretttt                      | pretttt                      |
| 4  | gnya.                        | gnya.                        |
| 5  | Halah 😊                      | halah 😊                      |
| 6  | gi la                        | gi la                        |
| 8  | sampe saiki nganggur aku pak | sampe saiki nganggur aku pak |
| 9  | yang saya cari 19jt 🙄👉       | yang saya cari 19jt 🙄👉       |
| 10 | Sekolahku nggak dapat pak 😊  | sekolahku nggak dapat pak 😊  |

**Gambar 2.** *Output Case Folding.*

### Normalisasi Kata

Gambar 3 dapat dilihat bahwa beberapa kata mengalami perubahan setelah proses normalisasi. Contohnya pada komentar “tpi aku masi nganggur paa” yang berubah menjadi “tapi aku masih nganggur paa”, karena kata “tpi” dinormalisasi menjadi “tapi” dan kata “masi” diubah menjadi “masih”. Selain itu, komentar “uangnya dari mana itu pakk” berubah menjadi “uangnya dari mana itu pak” karena kata “pakk” dinormalisasi menjadi “pak”. Contoh lainnya terdapat pada komentar “sekolahku nggak dapat pak” yang berubah menjadi “sekolahku tidak dapat pak” karena kata “nggak” diubah menjadi “tidak”. Sementara itu, beberapa komentar seperti “hokcuhh” dan “pretttt” tidak mengalami perubahan karena kata tersebut tidak terdapat pada kamus normalisasi. Dengan demikian, proses normalisasi membantu menyeragamkan bentuk kata sehingga mempermudah proses pengolahan teks pada tahap berikutnya.

|    | cleaning                     | normalisasi                  |
|----|------------------------------|------------------------------|
| 0  | hokcuhh                      | hokcuhh                      |
| 1  | uangnya dari mana itu pakk   | uangnya dari mana itu pak    |
| 2  | tpi aku masi nganggur paa    | tapi aku masih nganggur paa  |
| 3  | pretttt                      | pretttt                      |
| 4  | gnya                         | gnya                         |
| 5  | halah                        | halah                        |
| 6  | gi la                        | gi la                        |
| 8  | sampe saiki nganggur aku pak | sampe saiki nganggur aku pak |
| 9  | yang saya cari jt            | yang saya cari jt            |
| 10 | sekolahku nggak dapat pak    | sekolahku tidak dapat pak    |

**Gambar 3.** *Output Normalisasi.*

### Tokenisasi

Pada Gambar 4 dapat dilihat bahwa setiap komentar berhasil dipisahkan menjadi beberapa token kata. Contohnya pada komentar “uangnya dari mana itu pak” yang diubah menjadi [uangnya, dari, mana, itu, pak]. Selain itu, komentar “tapi aku masih nganggur paa” dipisahkan menjadi [tapi, aku, masih, nganggur, paa], sedangkan komentar “sampe saiki nganggur aku pak” diubah menjadi [sampe, saiki, nganggur, aku, pak]. Komentar yang hanya terdiri dari satu kata seperti “hokcuhh”, “pretttt”, dan “halah” tetap menghasilkan satu token

kata. Dengan demikian, proses tokenisasi membantu sistem mengenali setiap kata secara individual sehingga mempermudah proses analisis teks pada tahap selanjutnya.

|    | Teks Normalisasi             | Hasil Tokenisasi                   |
|----|------------------------------|------------------------------------|
| 0  | hokcuhh                      | [hokcuhh]                          |
| 1  | uangnya dari mana itu pak    | [uangnya, dari, mana, itu, pak]    |
| 2  | tapi aku masih nganggur paa  | [tapi, aku, masih, nganggur, paa]  |
| 3  | pretttt                      | [pretttt]                          |
| 4  | gnya                         | [gnya]                             |
| 5  | halah                        | [halah]                            |
| 6  | gi la                        | [gi, la]                           |
| 8  | sampe saiki nganggur aku pak | [sampe, saiki, nganggur, aku, pak] |
| 9  | yang saya cari jt            | [yang, saya, cari, jt]             |
| 10 | sekolahku tidak dapat pak    | [sekolahku, tidak, dapat, pak]     |

Gambar 4. Output Tokenisasi.

### Stopword Removal

Gambar 5 menunjukkan bahwa beberapa kata umum berhasil dihapus setelah proses stopwords removal. Contohnya pada komentar “uangnya dari mana itu pak” yang berubah menjadi “uangnya” karena kata “dari”, “mana”, “itu”, dan “pak” termasuk stopwords. Selain itu, komentar “tapi aku masih nganggur paa” berubah menjadi “masih nganggur paa” karena kata “tapi” dan “aku” dihapus. Pada komentar “sampe saiki nganggur aku pak”, kata “aku” dan “pak” juga dihapus sehingga menghasilkan teks “sampe saiki nganggur”. Sementara itu, komentar “yang saya cari jt” berubah menjadi “cari” karena kata “yang”, “saya”, dan “jt” dianggap tidak memiliki makna penting dalam analisis sentimen. Dengan demikian, proses stopwords removal membantu mempertahankan kata-kata yang lebih relevan untuk proses klasifikasi sentimen.

|    | normalisasi                  | filtering             |
|----|------------------------------|-----------------------|
| 0  | hokcuhh                      | hokcuhh               |
| 1  | uangnya dari mana itu pak    | uangnya               |
| 2  | tapi aku masih nganggur paa  | masih nganggur paa    |
| 3  | pretttt                      | pretttt               |
| 4  | gnya                         | gnya                  |
| 5  | halah                        | halah                 |
| 6  | gi la                        |                       |
| 8  | sampe saiki nganggur aku pak | sampe saiki nganggur  |
| 9  | yang saya cari jt            | cari                  |
| 10 | sekolahku tidak dapat pak    | sekolahku tidak dapat |

Gambar 5. Output Stopword Removal.

### Stemming

Gambar 6 memperlihatkan bahwa beberapa kata mengalami perubahan menjadi bentuk kata dasar setelah proses stemming. Contohnya pada komentar “uangnya” yang berubah menjadi “uang”, sedangkan komentar “sekolahku tidak dapat” berubah menjadi “sekolah tidak dapat” karena kata “sekolahku” dikembalikan ke bentuk dasar “sekolah”. Sementara itu, beberapa komentar seperti “hokcuhh”, “pretttt”, dan “halah” tidak mengalami perubahan

karena kata tersebut sudah dianggap sebagai kata dasar atau tidak dikenali memiliki imbuhan. Selain itu, terdapat komentar yang menghasilkan teks kosong setelah proses preprocessing karena seluruh katanya termasuk stopwords atau tidak memiliki makna penting dalam analisis sentimen. Dengan demikian, proses stemming membantu menyederhanakan variasi kata sehingga model dapat lebih mudah mengenali pola sentimen pada data komentar TikTok.

|    | filtering             | stemming_awal       | stemming            |
|----|-----------------------|---------------------|---------------------|
| 0  | hokcuhh               | hokcuhh             | hokcuhh             |
| 1  | uangnya               | uang                | uang                |
| 2  | masih ganggur paa     | masih ganggur paa   | masih ganggur paa   |
| 3  | pretttt               | pretttt             | pretttt             |
| 4  | gnya                  | gnya                | gnya                |
| 5  | halah                 | halah               | halah               |
| 6  |                       |                     |                     |
| 8  | sampe saiki ganggur   | sampe saiki ganggur | sampe saiki ganggur |
| 9  | cari                  | cari                | cari                |
| 10 | sekolahku tidak dapat | sekolah tidak dapat | sekolah tidak dapat |

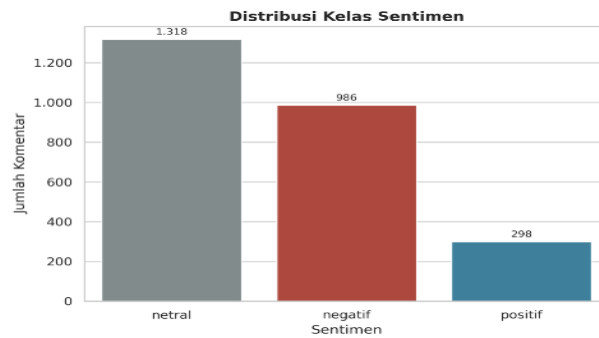
**Gambar 6.** *Output Stemming.*

### Distribusi Sentimen Komentar Tiktok

**Tabel 2.** Distribusi Kelas Sentimen.

| Sentimen | Jumlah | Persentase |
|----------|--------|------------|
| Netral   | 1.318  | 50,65      |
| Negatif  | 986    | 37,89      |
| Positif  | 298    | 11,45      |
| Total    | 2.602  | 100,00     |

Berdasarkan Tabel 2, sentimen netral menjadi kategori yang paling dominan dengan jumlah 1.318 komentar atau sebesar 50,65% dari total data. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna TikTok memberikan komentar yang bersifat informatif, tanggapan umum, maupun opini yang tidak secara jelas menunjukkan dukungan atau penolakan terhadap Program MBG. Sentimen negatif berada pada posisi kedua dengan jumlah 986 komentar atau sebesar 37,89%. Tingginya sentimen negatif menunjukkan adanya kritik dan kekhawatiran masyarakat terhadap pelaksanaan program, terutama terkait kualitas makanan, keamanan makanan, dan efektivitas pelaksanaan program. Sementara itu, sentimen positif memiliki jumlah paling sedikit, yaitu sebanyak 298 komentar atau sebesar 11,45%, yang umumnya berisi dukungan dan apresiasi terhadap Program MBG. Gambar 5.7 menampilkan distribusi jumlah komentar pada masing-masing kategori sentimen dalam bentuk diagram batang. Berdasarkan grafik tersebut, terlihat bahwa sentimen netral memiliki jumlah komentar tertinggi dibandingkan sentimen negatif dan positif.



Gambar 7. Distribusi Kelas Sentimen.

## Pembangunan dan Evaluasi Model SVM

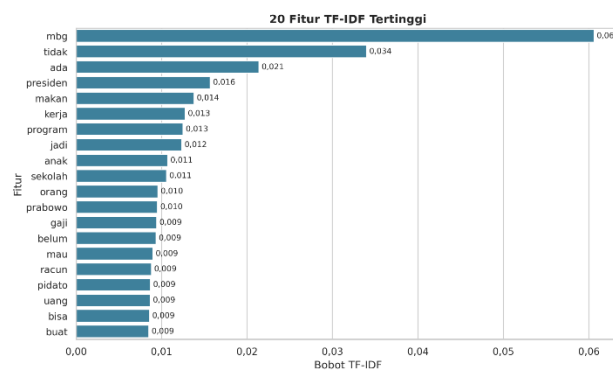
### Pembagian Data Training dan Testing

Dataset dibagi menjadi data training dan data testing menggunakan metode train-test split dengan proporsi 80:20. Sebanyak 80% data digunakan sebagai data training untuk proses pelatihan model Support Vector Machine (SVM), sedangkan 20% sisanya digunakan sebagai data testing untuk mengevaluasi performa model. Selain itu, digunakan parameter stratify agar proporsi distribusi kelas sentimen pada data training dan testing tetap seimbang. Dari total 2.602 komentar, diperoleh sebanyak 2.081 data training dan 521 data testing yang digunakan pada proses klasifikasi sentimen.

### Ekstraksi Fitur TF-IDF

Pada penelitian ini, proses ekstraksi fitur dilakukan menggunakan TfidfVectorizer dari library Scikit-learn. Data hasil preprocessing diubah menjadi matriks TF-IDF yang selanjutnya digunakan sebagai input pada proses pelatihan model Support Vector Machine (SVM).

Berdasarkan Gambar 8, kata “mbg” memiliki bobot TF-IDF tertinggi sebesar 0,061 yang menunjukkan bahwa kata tersebut paling dominan muncul pada komentar terkait Program Makan Bergizi Gratis. Selain itu, terdapat beberapa kata lain dengan bobot tinggi seperti “tidak”, “presiden”, “makan”, “kerja”, “program”, “anak”, dan “sekolah”. Kata-kata tersebut menunjukkan bahwa komentar masyarakat banyak membahas pelaksanaan program, kondisi makanan, serta tanggapan terhadap pemerintah dan penerima program.



Gambar 8. Visualisasi 20 Fitur TF-IDF Tertinggi.

## Implementasi Metode Support Vector Machine (SVM)

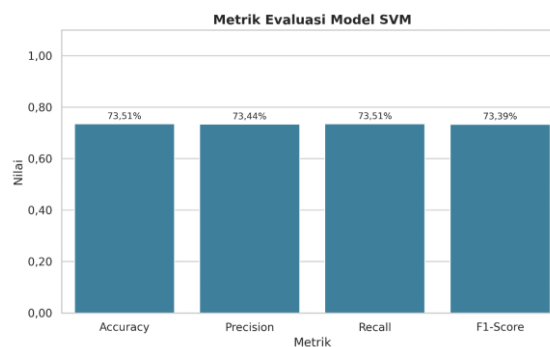
Pada penelitian ini, metode klasifikasi yang digunakan adalah Support Vector Machine (SVM) dengan implementasi LinearSVC dari library Scikit-learn. Metode SVM dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan klasifikasi data teks berdimensi tinggi seperti hasil ekstraksi fitur TF-IDF.

Proses pelatihan model dilakukan menggunakan data training yang telah melalui tahap preprocessing dan ekstraksi fitur TF-IDF. Selanjutnya, model SVM digunakan untuk mempelajari pola data berdasarkan kategori sentimen positif, negatif, dan netral. Setelah proses pelatihan selesai, model kemudian diuji menggunakan data testing untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen komentar TikTok terkait Program Makan Bergizi Gratis (MBG).

Pada tahap implementasi, model SVM menghasilkan prediksi sentimen berdasarkan fitur-fitur TF-IDF yang diperoleh dari komentar pengguna TikTok. Hasil prediksi tersebut kemudian digunakan pada tahap evaluasi model untuk mengukur performa klasifikasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score.

### Kinerja Model SVM

Gambar 9 menunjukkan hasil evaluasi model SVM berdasarkan nilai accuracy, precision, recall, dan F1-score. Berdasarkan grafik tersebut, model memperoleh nilai accuracy sebesar 73,51%, precision sebesar 73,44%, recall sebesar 73,51%, dan F1-score sebesar 73,39%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa model SVM mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan performa yang cukup baik pada data komentar TikTok terkait Program MBG.



**Gambar 9.** Metrik Evaluasi Model SVM.

Berdasarkan Tabel 3, sentimen netral memiliki nilai F1-score tertinggi sebesar 0,765 yang menunjukkan bahwa model paling baik dalam mengenali komentar dengan kategori netral. Hal ini dipengaruhi oleh jumlah data sentimen netral yang lebih banyak dibandingkan kategori lainnya. Sentimen negatif memperoleh nilai F1-score sebesar 0,715 yang menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mengenali komentar yang mengandung kritik

maupun keluhan terhadap Program MBG. Sementara itu, sentimen positif memperoleh nilai F1-score sebesar 0,661, yang menjadi nilai terendah dibandingkan kategori lainnya. Kondisi ini dipengaruhi oleh jumlah data sentimen positif yang lebih sedikit sehingga pola sentimen positif lebih sulit dipelajari oleh model.

**Tabel 1.** *Classification Report Model SVM.*

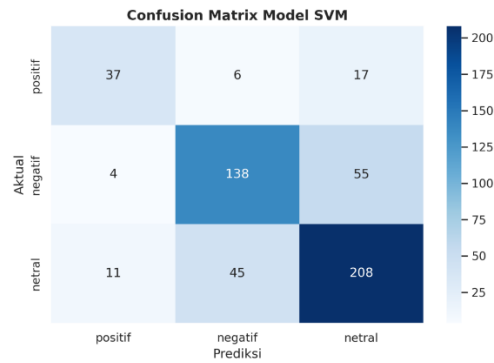
| Sentimen     | precision | recall   | f1-score | support  |
|--------------|-----------|----------|----------|----------|
| negatif      | 0,730159  | 0,700508 | 0,715026 | 197      |
| netral       | 0,742857  | 0,787879 | 0,764706 | 264      |
| positif      | 0,711538  | 0,616667 | 0,660714 | 60       |
| accuracy     | 0,735125  | 0,735125 | 0,735125 | 0,735125 |
| macro avg    | 0,728185  | 0,701684 | 0,713482 | 521      |
| weighted avg | 0,734449  | 0,735125 | 0,733945 | 521      |

73,51% data testing dengan benar. Nilai tersebut menunjukkan bahwa metode SVM memiliki performa yang cukup baik dalam melakukan klasifikasi sentimen komentar TikTok terkait Program MBG. Selain itu, nilai macro average precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 0,728, 0,702, dan 0,713 menunjukkan rata-rata performa model pada seluruh kelas sentimen tanpa mempertimbangkan jumlah data pada masing-masing kelas. Nilai macro average yang cukup baik menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi pada setiap kategori sentimen secara relatif seimbang.

Sementara itu, nilai weighted average precision, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 0,734, 0,735, dan 0,734 menunjukkan performa keseluruhan model dengan mempertimbangkan proporsi jumlah data pada setiap kelas sentimen. Nilai weighted average yang mendekati nilai accuracy menunjukkan bahwa model memiliki performa klasifikasi yang stabil terhadap distribusi data yang digunakan.

### **Confusion Matrix**

Berdasarkan Gambar 10, model berhasil mengklasifikasikan 37 komentar positif dengan benar, sedangkan 6 komentar positif diprediksi sebagai negatif dan 17 komentar positif diprediksi sebagai netral. Pada sentimen negatif, model berhasil mengklasifikasikan 138 komentar dengan benar, sementara 4 komentar negatif diprediksi sebagai positif dan 55 komentar negatif diprediksi sebagai netral. Adapun pada sentimen netral, model berhasil mengklasifikasikan 208 komentar dengan benar, sedangkan 11 komentar netral diprediksi sebagai positif dan 45 komentar netral diprediksi sebagai negatif.



**Gambar 9.** *Confusion Matrix Model SVM.*

Berdasarkan hasil confusion matrix tersebut, terlihat bahwa model memiliki performa terbaik pada kategori sentimen netral dengan jumlah prediksi benar paling tinggi. Hal ini sejalan dengan hasil evaluasi sebelumnya yang menunjukkan bahwa sentimen netral memiliki nilai recall dan F1-score tertinggi dibandingkan kategori lainnya. Sementara itu, kesalahan klasifikasi paling banyak terjadi antara sentimen negatif dan netral. Kondisi ini menunjukkan bahwa beberapa komentar memiliki karakteristik bahasa yang mirip sehingga model mengalami kesulitan dalam membedakan kedua kategori tersebut.

### **Analisis Persepsi Masyarakat Terhadap Program MBG**

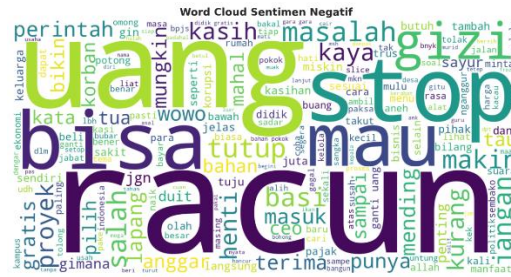
#### ***Analisis Wordcloud dan Frekuensi Kata***

Hasil wordcloud sentimen positif ditunjukkan pada Gambar 11. Berdasarkan visualisasi tersebut, kata-kata yang dominan muncul antara lain “bagus”, “sehat”, “mantap”, “anak”, “terima kasih”, dan “alhamdulillah”. Kemunculan kata-kata tersebut menunjukkan bahwa sebagian masyarakat memberikan dukungan dan apresiasi terhadap Program MBG. Selain itu, terdapat pula kata seperti “gizi”, “sekolah”, dan “gratis” yang menunjukkan harapan masyarakat terhadap manfaat program bagi anak sekolah.



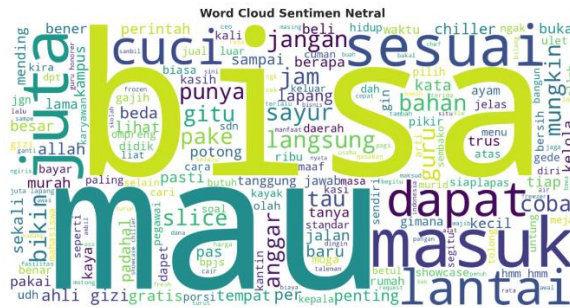
**Gambar 10.** *Wordcloud Sentimen Positif.*

Hasil wordcloud sentimen negatif ditunjukkan pada Gambar 12. Pada visualisasi tersebut terlihat beberapa kata dominan seperti “racun”, “uang”, “gizi”, “masalah”, “stop”, dan “anggaran”. Kemunculan kata-kata tersebut menunjukkan adanya kritik, kekhawatiran, maupun ketidakpercayaan sebagian masyarakat terhadap pelaksanaan Program MBG. Selain itu, kata seperti “korban”, “miskin”, dan “bahan” menunjukkan adanya perhatian masyarakat terhadap kualitas makanan serta pengelolaan program.



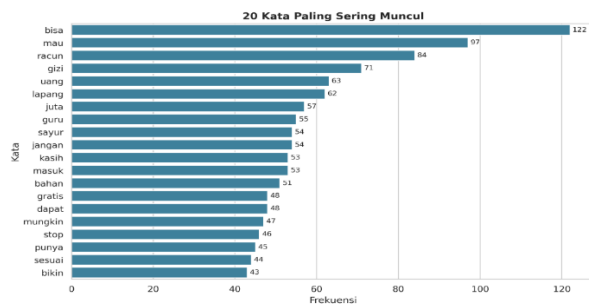
Gambar 11. Wordcloud Sentimen Negatif.

Sementara itu, hasil wordcloud sentimen netral ditunjukkan pada Gambar 13. Kata-kata yang dominan muncul antara lain “bisa”, “mau”, “masuk”, “lantai”, “sesuai”, “guru”, dan “sayur”. Dominasi kata-kata tersebut menunjukkan bahwa sebagian komentar bersifat informatif, pertanyaan, maupun diskusi umum terkait pelaksanaan Program MBG tanpa menunjukkan kecenderungan sentimen yang kuat.



Gambar 12. Wordcloud Sentimen Netral.

Selain menggunakan wordcloud, penelitian ini juga menampilkan visualisasi frekuensi kata yang paling sering muncul pada seluruh komentar. Hasil visualisasi ditunjukkan pada Gambar 14.



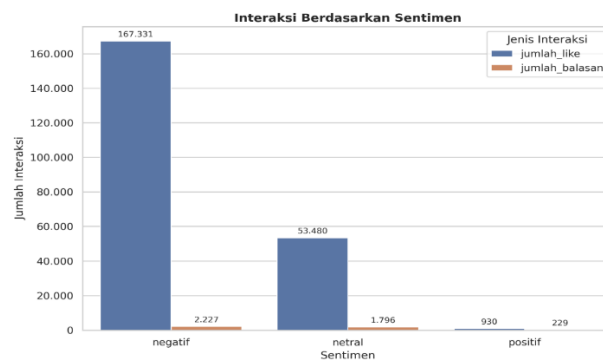
Gambar 13. Frekuensi Kata Paling Sering Muncul.

Berdasarkan Gambar 14, kata “bisa” menjadi kata yang paling sering muncul dengan frekuensi sebanyak 122 kali, diikuti kata “mau” sebanyak 97 kali dan “racun” sebanyak 84 kali. Selain itu, terdapat kata lain seperti “gizi”, “uang”, “lapang”, “guru”, “sayur”, dan “gratis” yang juga memiliki frekuensi tinggi. Kemunculan kata-kata tersebut menunjukkan bahwa pembahasan masyarakat banyak berkaitan dengan manfaat program, kualitas makanan, kondisi gizi, serta isu pelaksanaan dan pendanaan Program MBG.

### Analisis Interaksi Komentar

Analisis interaksi komentar dilakukan untuk mengetahui tingkat keterlibatan pengguna TikTok terhadap komentar yang berkaitan dengan Program Makan Bergizi Gratis (MBG). Interaksi yang dianalisis pada penelitian ini meliputi jumlah like dan jumlah balasan pada masing-masing kategori sentimen. Berdasarkan Gambar 5.15, sentimen negatif memiliki jumlah interaksi tertinggi dibandingkan kategori sentimen lainnya. Sentimen negatif memperoleh total 167.331 like dan 2.227 balasan. Sementara itu, sentimen netral memperoleh 53.480 like dan 1.796 balasan, sedangkan sentimen positif hanya memperoleh 930 like dan 229 balasan.

Tingginya jumlah interaksi pada sentimen negatif menunjukkan bahwa komentar yang berisi kritik, keluhan, maupun kekhawatiran terhadap Program MBG lebih banyak menarik perhatian pengguna TikTok dibandingkan komentar positif maupun netral. Kondisi ini menunjukkan bahwa isu-isu negatif terkait pelaksanaan program cenderung memperoleh respons yang lebih besar dari masyarakat di media sosial.



**Gambar 14.** Interaksi Berdasarkan Sentimen.

Berdasarkan Gambar 16, sebagian besar komentar dengan jumlah like tertinggi berasal dari kategori sentimen negatif. Komentar-komentar tersebut umumnya membahas isu terkait anggaran program, kualitas makanan, kondisi ekonomi, serta efektivitas pelaksanaan Program MBG. Beberapa komentar negatif bahkan memperoleh puluhan ribu like, seperti komentar mengenai sumber pendanaan program dan kritik terhadap pelaksanaan program di lapangan.

Sementara itu, komentar dengan sentimen netral juga muncul pada beberapa posisi, namun jumlah interaksinya masih lebih rendah dibandingkan komentar negatif. Hal ini menunjukkan bahwa komentar yang bersifat kritis cenderung lebih menarik perhatian dan memicu keterlibatan pengguna TikTok dibandingkan komentar yang bersifat informatif maupun dukungan terhadap program.



Gambar 15. Komentar dengan Like Tertinggi.

### Analisis Persepsi Masyarakat terhadap Program MBG

Analisis persepsi masyarakat terhadap Program Makan Bergizi Gratis (MBG) dilakukan berdasarkan hasil distribusi sentimen, wordcloud, frekuensi kata, dan komentar populer pada platform TikTok. Berdasarkan distribusi sentimen, kategori netral menjadi yang paling dominan dengan persentase sebesar 50,65%, diikuti sentimen negatif sebesar 37,89%, dan sentimen positif sebesar 11,45%. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar masyarakat memberikan tanggapan berupa opini umum dan diskusi terkait pelaksanaan Program MBG.

Meskipun demikian, tingginya sentimen negatif menunjukkan masih adanya kritik dan kekhawatiran masyarakat terhadap program. Berdasarkan hasil wordcloud dan frekuensi kata, komentar negatif didominasi kata seperti “racun”, “uang”, “masalah”, dan “anggaran” yang berkaitan dengan kualitas makanan, keamanan pangan, dan pengelolaan anggaran program. Selain itu, komentar dengan jumlah like tertinggi juga didominasi sentimen negatif, yang menunjukkan bahwa komentar kritik lebih banyak menarik perhatian pengguna TikTok.

Di sisi lain, sentimen positif menunjukkan adanya dukungan masyarakat terhadap Program MBG. Kata-kata seperti “bagus”, “sehat”, “mantap”, “terima kasih”, dan “alhamdulillah” menunjukkan bahwa sebagian masyarakat menilai program ini bermanfaat, terutama dalam membantu pemenuhan gizi anak sekolah.

Berdasarkan hasil analisis tersebut, persepsi masyarakat terhadap Program MBG masih beragam. Sebagian masyarakat memberikan dukungan terhadap tujuan program, sementara sebagian lainnya masih menyampaikan kritik dan kekhawatiran terkait pelaksanaan program di lapangan.

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian analisis sentimen komentar TikTok terkait Program Makan Bergizi Gratis (MBG) menggunakan metode Support Vector Machine (SVM), diperoleh bahwa distribusi sentimen masyarakat didominasi oleh sentimen netral sebesar 50,65%, diikuti sentimen negatif sebesar 37,89%, dan sentimen positif sebesar 11,45%. Dominasi sentimen netral menunjukkan bahwa sebagian besar masyarakat memberikan tanggapan berupa opini umum, pertanyaan, maupun diskusi terkait pelaksanaan Program MBG tanpa menunjukkan kecenderungan dukungan atau penolakan yang kuat.

Hasil evaluasi model menunjukkan bahwa metode Support Vector Machine (SVM) mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan performa yang cukup baik. Model memperoleh nilai accuracy sebesar 73,51%, precision sebesar 73,44%, recall sebesar 73,51%, dan F1-score sebesar 73,39%. Berdasarkan hasil classification report dan confusion matrix, model memiliki performa terbaik pada kategori sentimen netral, sedangkan kategori sentimen positif memiliki performa paling rendah karena jumlah data yang lebih sedikit dibandingkan kategori lainnya.

Berdasarkan hasil analisis wordcloud, frekuensi kata, dan komentar populer, diketahui bahwa persepsi masyarakat terhadap Program MBG masih beragam. Sentimen positif menunjukkan adanya dukungan masyarakat terhadap manfaat program dalam membantu pemenuhan gizi anak sekolah. Sementara itu, sentimen negatif banyak berkaitan dengan kritik terhadap kualitas makanan, keamanan pangan, serta pengelolaan anggaran program. Selain itu, komentar dengan interaksi tertinggi juga didominasi oleh sentimen negatif, yang menunjukkan bahwa komentar kritik lebih banyak menarik perhatian pengguna TikTok.

## DAFTAR REFERENSI

- Adriani, M., Asian, J., Nazief, B., & Williams, H. E. (2007). Stemming Indonesian: A confix-stripping approach. *ACM Transactions on Asian Language Information Processing*, 6(4), 1–33. <https://doi.org/10.1145/1316457.1316459>
- Afifah, L. N., & Rahayu, S. (2026). Sentiment analysis of TikTok user comments on the Free Nutritious Meal Program using Support Vector Machine, 5(2).
- Arifin, D. A. N., Pardede, J., & Darmawan, D. (2025). Comparison of stemming algorithms Porter, Sastrawi, Idris, and Arifin Setiono on Indonesian text documents. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 12(1). <https://doi.org/10.25126/jtiik.2025128860>
- Aulia, B. F., & Subarjah, S. S. (2024). Media sosial sebagai sarana peningkatan literasi digital masyarakat. *BIMA*, 2(2), 86–93. <https://doi.org/10.61132/bima.v2i2.806>
- Bimantara, M. D., & Zufria, I. (2024). Text mining sentiment analysis on mobile banking application reviews using TF-IDF method with natural language processing approach.

*Journal of Informatics and Advanced Computing*, 5(1).  
<https://doi.org/10.35877/454RI.jinav2772>

- Husain, P., & Syam, A. F. (2024). Analisis sentimen ulasan pengguna TikTok pada Google Play Store berbasis TF-IDF dan Support Vector Machine. *JSCE*, 5(1), 91–102. <https://doi.org/10.61628/jsce.v5i1.1105>
- Indriyani, F. A., Fauzi, A., & Faisal, S. (2023). Analisis sentimen aplikasi TikTok menggunakan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine. *Tekno*, 10, 176–184. <https://doi.org/10.37373/tekno.v10i2.419>
- Arsyah, U. I., Pratiwi, M., & Muhammad, A. (2024). Twitter sentiment analysis of public space opinions using SVM and TF-IDF methods. *International Journal of Computer Science*, 13(1), 387–394. <https://doi.org/10.33022/ijcs.v13i1.3594>
- Kurniawan, F., & Al Qorni, Q. (2023). Pendekatan algoritma Naïve Bayes dan Support Vector Machine dalam menganalisis tanggapan terhadap penutupan TikTok Shop. *Jurnal Matrik*, 25(3), 282–290. <https://doi.org/10.33557/jurnalmatrik.v25i3.2732>
- Merlinda, A. A., & Yusuf, Y. (2025). Analisis program makan gratis Prabowo Subianto terhadap strategi peningkatan motivasi belajar siswa di sekolah: Tinjauan dari perspektif sosiologi pendidikan. *Research Review Journal*, 7(2), 1364–1373. <https://doi.org/10.38035/rj.v7i2.1360>
- Mulyono, B., Suryadi, K., Affandi, I., & Darmawan, C. (2022). Online civic engagement: Fostering citizen engagement through social media. *Jurnal Civics: Media Kajian Kewarganegaraan*, 19(1), 75–85. <https://doi.org/10.21831/jc.v19i1.49723>
- Yuanita, A., Yusril, M., & Setyawan, H. (2024). Analisis sentimen aplikasi Pospay di Play Store menggunakan algoritma Support Vector Machine dan Naïve Bayes. *JTEKSI*, 6(3), 514–521. <https://doi.org/10.47233/jteksis.v6i3.1310>
- Pamungkas, A. S., & Cahyono, N. (2024). Analisis sentimen review ChatGPT di Play Store menggunakan Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbor. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 8(1), 1–10. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v8i1.24114>
- Nugroho, D. C., Agustina, A. D., Maulana, B., Darussalam, F., & Lubis, B. O. (2025). Penerapan metode Support Vector Machine untuk analisis sentimen. *Infotech*, 11(2), 474–479. <https://doi.org/10.31949/infotech.v11i2.16781>
- Nurian, A., & Sari, B. N. (2023). Analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi Google Play menggunakan Naïve Bayes. *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, 11(3), 829–835. <https://doi.org/10.23960/jitet.v11i3s1.3348>
- Nursikuwagus, A., Purwanto, H., & Hartono, T. (2026). Support Vector Machine to classify sentiment reviews on social media. *Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer*, 11(3), 724–732. <https://doi.org/10.33480/jitk.v11i3.7282>
- Palomino, M. A. (2022). Evaluating the effectiveness of text pre-processing in sentiment analysis. *Applied Sciences*, 12(17), Article 8765. <https://doi.org/10.3390/app12178765>
- Parameswari, S. D., Lubis, M., Suakanto, S., Ramadhan, Y. Z., Amanah, N., & Dila, R. A. (2025). Studi perbandingan Naïve Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam analisis sentimen pengguna metaverse. *JTMIT*, 4(3), 1059–1065. <https://doi.org/10.55826/jtmit.v4i3.1122>

- Pateman, D., Prasetyo, T. F., & Sujadi, H. (2025). Sentiment analysis of government on TikTok and X using Support Vector Machine. *Jurnal Informatika dan Teknologi Komputer*, 10(4), 900–908. <https://doi.org/10.33480/jitk.v10i4.6645>
- Perdana, N., & Santoso, H. (2025). Analisis sentimen media sosial terhadap isu pagar laut di Indonesia menggunakan algoritma Support Vector Machine dan logistic regression. *JPTI*, 5(7), 1915–1924. <https://doi.org/10.52436/1.jpti.888>
- Rainio, O. (2024). Evaluation metrics and statistical tests for machine learning. *Scientific Reports*, 14, 1–14. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-56706-x>
- Riyadi, S. (2024). Analisis sentimen opini masyarakat terhadap Jakarta International Stadium (JIS) pada Twitter dengan perbandingan metode Naïve Bayes dan Support Vector Machine. *Saintek*, 5(3), 1010–1017. <https://doi.org/10.55338/saintek.v5i3.2746>
- Saleh, M. F., & Imanda, R. (2025). Public sentiment analysis of the Free Meal Program: A comparison of Naive Bayes and Support Vector Machine methods on the Twitter (X) social media platform. *JAIC*, 9(1), 131–139. <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i1.8895>
- Saputra, J., Maryani, L., Wulandari, D., & Eka, W. (2025). Analisis performa Naïve Bayes dan SVM terhadap sentimen teks media sosial dengan Word2Vec dan SMOTE. *Instek*, 10(1), 143–155. <https://doi.org/10.24252/instek.v10i1.54889>
- Septiana, A., Dwilestari, G., & Bahtiar, A. (2024). Analisis sentimen pengguna Twitter/X menggunakan pendekatan data mining. *JATI*, 8(1), 323–330. <https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8453>
- Setiawan, T., Liem, S., & Rizky, M. (2024). Perbandingan algoritma SVM dan Naïve Bayes dalam analisis sentimen komentar TikTok pada produk skincare. *AICOMS Applied Information Technology and Computer Science*, 3(2), 28–32. <https://doi.org/10.58466/aicoms.v3i1.1523>
- Supriyadi, E., & Nurhuda, P. (2025). Sentiment analysis of TikTok user comments on QRIS adoption in Indonesia using IndoBERT. *Procedia Computer Science*, 269, 121–130. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.08.265>
- Wahyuni, S., Parlaungan, P., Siahaan, G., Reanti, N., & Sahrhani, P. (2025). Implementasi nilai Pancasila keadilan sosial dalam program makan bergizi gratis pada kebijakan Presiden Prabowo Subianto. *International Journal of Educational Development Research*, 3(2), 926–930. <https://doi.org/10.57235/ijedr.v3i2.5788>
- Wajidi, F. (2025). Comparison of SVM and Naive Bayes in public sentiment analysis regarding budget efficiency. *Journal of Scientific Computing*, 8(3), 332–342. <https://doi.org/10.37396/jsc.v8i3.576>
- Wulandari, I., Prastya, S. E., Zulfadhilah, M., & Anshari, R. (2025). Analisis sentimen terhadap tindakan kekerasan seksual pada media sosial TikTok menggunakan metode Support Vector Machine (SVM). *JNKTI*, 8(2), 768–776. <https://doi.org/10.32672/jnkti.v8i2.8892>
- Yolanda, A. M., & Mulya, R. T. (2024). Implementasi metode Support Vector Machine untuk analisis sentimen pada ulasan aplikasi Sayurbox di Google Play Store. *Variansi*, 6(2), 76–83.