

Analisis Sentimen Komentar YouTube Terhadap Korporasi MBG: Studi Perbandingan Metode BERT dan Support Vector Machine (SVM)

¹Najma Alfisyahrina, ²Riza Ibnu Adam, ³Aries Suharso
¹²³Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang, Karawang

E-mail: 2210631170140@student.unsika.ac.id¹, riza.adam@staff.unsika.ac.id², aries.suharso@unsika.ac.id³

ABSTRAK

Program Makan Bergizi Gratis (MBG) merupakan program pemerintah yang memperoleh berbagai tanggapan dari masyarakat melalui media sosial, khususnya YouTube. Komentar yang dihasilkan pengguna dapat dimanfaatkan untuk mengidentifikasi opini publik terhadap implementasi program tersebut. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen publik terhadap program MBG serta membandingkan performa metode Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) dan Support Vector Machine (SVM) dalam klasifikasi sentimen. Data penelitian diperoleh dari komentar YouTube yang berkaitan dengan program MBG dan menghasilkan 4.109 komentar valid setelah melalui tahap preprocessing. Model BERT diimplementasikan menggunakan BERT-Base-Uncased melalui proses fine-tuning, sedangkan SVM menggunakan pembobotan TF-IDF sebagai representasi fitur. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa metode BERT menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan SVM dalam mengidentifikasi sentimen positif, netral, dan negatif. Analisis temporal juga menunjukkan adanya perubahan distribusi sentimen publik sebelum dan sesudah terjadinya insiden yang berkaitan dengan program MBG. Temuan penelitian menunjukkan bahwa model berbasis Transformer lebih efektif dalam memahami konteks bahasa pada data media sosial dibandingkan metode machine learning tradisional.

Kata kunci : Analisis Sentimen, BERT, SVM, YouTube, Makan Bergizi Gratis

ABSTRACT

The Free Nutritious Meal Program (MBG) is a government initiative that has generated various public responses on social media platforms, particularly YouTube. User-generated comments can be utilized to identify public opinions regarding the implementation of the program. This study aims to analyze public sentiment toward the MBG program and compare the performance of Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) and Support Vector Machine (SVM) methods for sentiment classification. The research data were collected from YouTube comments related to the MBG program, resulting in 4,109 valid comments after the preprocessing stage. The BERT model was implemented using BERT-Base-Uncased through a fine-tuning process, while the SVM model employed TF-IDF weighting as the feature representation method. Model performance was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results indicate that the BERT model outperformed SVM in classifying positive, neutral, and negative sentiments. Furthermore, temporal analysis revealed changes in public sentiment distribution before and after incidents related to the implementation of the MBG program. These findings demonstrate that Transformer-based models are more effective in understanding linguistic context in social media data compared to traditional machine learning approaches.

Keyword : Sentiment Analysis, BERT, SVM, YouTube, MBG

1. PENDAHULUAN

Perkembangan media sosial telah mengubah cara masyarakat berinteraksi dan menyampaikan opini terhadap berbagai isu publik. Salah satu platform yang memiliki tingkat partisipasi pengguna yang tinggi adalah YouTube, yang tidak hanya berfungsi sebagai media berbagi video tetapi juga sebagai ruang diskusi melalui fitur komentar. Komentar yang dihasilkan pengguna mengandung berbagai opini, persepsi, dan respons terhadap suatu peristiwa sehingga dapat dimanfaatkan sebagai sumber data untuk memahami sentimen publik secara lebih luas. (Zheng et al., n.d.) menunjukkan bahwa analisis longitudinal terhadap komentar YouTube mampu menangkap dinamika opini dan kekhawatiran publik secara real-time, sebagaimana terlihat pada studinya terhadap respons publik atas konferensi pers harian COVID-19 Perdana Menteri Kanada di YouTube. Selain itu, (Al-kadzim, 2024) menunjukkan bahwa analisis sentimen berbasis model bahasa Transformer pada media sosial mampu mengidentifikasi dinamika perubahan sentimen masyarakat yang dipicu oleh suatu peristiwa, sehingga pendekatan serupa relevan diterapkan untuk mengidentifikasi perubahan persepsi publik melalui komentar YouTube.

Salah satu isu yang mendapatkan perhatian publik adalah implementasi Program Makan Bergizi Gratis (MBG). Program ini bertujuan meningkatkan kualitas gizi masyarakat, khususnya peserta didik, namun dalam pelaksanaannya memunculkan berbagai tanggapan dari masyarakat. Munculnya kasus keracunan massal di beberapa daerah yang dikaitkan dengan program MBG semakin meningkatkan perhatian publik dan memicu diskusi yang intens di media sosial. Beragam opini yang disampaikan melalui komentar YouTube menjadi sumber informasi yang penting untuk mengetahui bagaimana masyarakat menilai pelaksanaan program tersebut.

Analisis sentimen merupakan salah satu pendekatan dalam bidang Natural Language Processing (NLP) yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini ke dalam kategori positif, negatif, atau netral. Berbagai metode telah diterapkan untuk tugas ini, di antaranya Support Vector Machine (SVM) dan Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT). BERT memiliki kemampuan memahami konteks bahasa secara dua

arah sehingga mampu menghasilkan representasi semantik yang lebih baik dibandingkan metode konvensional (Kenton et al., 1953). Sementara itu, SVM masih banyak digunakan dalam analisis sentimen komentar YouTube karena kemampuan klasifikasinya yang baik pada data teks, sebagaimana diterapkan oleh (Kunaefi et al., 2025) dalam menganalisis sentimen komentar YouTube terkait penerapan Program Makan Bergizi Gratis.

Beberapa penelitian terdahulu menunjukkan bahwa model berbasis Transformer memberikan performa yang tinggi dalam klasifikasi teks. (Al-ghifari et al., 2025) memperoleh akurasi sebesar 91,7% pada analisis sentimen komentar *live chat* YouTube berbahasa Indonesia menggunakan model IndoBERTa, mengungguli LSTM (83,9%) dan Naïve Bayes (74,5%). Kunaefi dkk. (2025) melaporkan bahwa model IndoBERT yang dikombinasikan dengan pendekatan Focal Loss mencapai akurasi sebesar 98,3% pada klasifikasi berita hoaks berbahasa Indonesia, sedangkan (Alvin et al., 2025) memperoleh nilai F1-score sebesar 0,93 pada analisis sentimen komentar TikTok menggunakan model IndoBERT. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa model berbasis Transformer memiliki kemampuan yang baik dalam memahami konteks bahasa pada media sosial.

Meskipun berbagai penelitian telah membuktikan keunggulan BERT dalam klasifikasi teks, sebagian besar penelitian masih berfokus pada pengukuran performa model tanpa mengkaji perubahan sentimen masyarakat secara temporal. Selain itu, penelitian yang membandingkan metode BERT dan SVM pada analisis sentimen komentar YouTube terkait Program Makan Bergizi Gratis (MBG) masih relatif terbatas — penelitian oleh Riwanto dkk. (2025) misalnya, baru menerapkan SVM secara tunggal pada komentar YouTube terkait MBG tanpa perbandingan dengan model Transformer maupun analisis perubahan sentimen sebelum dan sesudah suatu insiden. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap Program MBG, membandingkan performa metode BERT dan SVM dalam klasifikasi sentimen, serta mengidentifikasi perubahan sentimen publik sebelum dan sesudah terjadinya insiden yang berkaitan dengan program MBG.

2. LANDASAN TEORI

A. YouTube

YouTube merupakan salah satu platform media sosial yang banyak digunakan untuk berbagi informasi dan menyampaikan opini melalui fitur komentar. Komentar yang dihasilkan pengguna dapat dimanfaatkan sebagai sumber data untuk mengidentifikasi persepsi masyarakat terhadap suatu isu atau kebijakan. Karakteristik komentar YouTube yang kaya akan ekspresi dan interaksi pengguna yang beragam menjadikan platform ini relevan sebagai sumber data dalam penelitian analisis sentimen, sebagaimana ditunjukkan oleh (Azzouzy et al., 2025) bahwa komentar YouTube telah menjadi sumber penting bagi opini, sentimen, dan umpan balik publik terhadap suatu konten atau isu.

B. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan cabang dari Natural Language Processing (NLP) yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini dalam teks ke dalam kategori tertentu, seperti positif, netral, dan negatif (Gunasekaran et al., n.d.). Teknik ini banyak diterapkan untuk memahami persepsi masyarakat terhadap suatu produk, layanan, maupun kebijakan publik berdasarkan data yang diperoleh dari media sosial. Dalam penelitian ini, analisis sentimen digunakan untuk mengklasifikasikan komentar YouTube terkait Program Makan Bergizi Gratis (MBG) ke dalam tiga kelas sentimen.

C. Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT)

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) merupakan model bahasa berbasis Transformer yang diperkenalkan oleh (Kenton et al., 1953) BERT mampu memahami konteks kata secara dua arah (bidirectional) sehingga menghasilkan representasi semantik yang lebih baik dibandingkan metode klasifikasi teks konvensional. Pada penelitian ini digunakan model BERT-Base-Uncased yang telah melalui proses fine-tuning untuk melakukan klasifikasi sentimen komentar YouTube. Arsitektur BERT ditunjukkan pada Gambar 1.

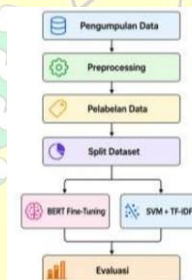
D. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) merupakan algoritma supervised learning yang digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan mencari hyperplane optimal yang

mampu memisahkan data ke dalam kelas yang berbeda. Dalam klasifikasi teks, SVM umumnya dikombinasikan dengan metode pembobotan TF-IDF untuk mengubah data tekstual menjadi representasi numerik. Metode ini dipilih sebagai model pembanding terhadap BERT karena performanya yang kompetitif pada data berdimensi tinggi serta kebutuhan komputasi yang lebih rendah dibandingkan model Transformer (Akib & Karim, 2025)

3. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen komparatif untuk membandingkan performa model Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) dan Support Vector Machine (SVM) dalam melakukan klasifikasi sentimen komentar YouTube terkait Program Makan Bergizi Gratis (MBG). Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing, pelabelan sentimen, pelatihan model, evaluasi performa, serta analisis temporal sentimen publik. Alur penelitian yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 1.



A. Pengumpulan dan Pengolahan Data

Data penelitian diperoleh melalui teknik crawling pada platform YouTube terhadap beberapa video berita dan diskusi yang membahas Program Makan Bergizi Gratis (MBG). Data yang dikumpulkan berupa komentar pengguna (user-generated content) yang merepresentasikan opini masyarakat terhadap program tersebut. Proses pengumpulan data dilakukan pada periode Januari 2025 hingga April 2026.

Tabel 1 menunjukkan sumber data yang digunakan dalam penelitian.

Tabel 1. Sumber Dataset Penelitian

No	Channel YouTube	Jumlah Komentar
1	BBC News Indonesia	1.841
2	Ferry Irwandi	3.077
3	KompasTV	321
4	Narasi Newsroom	110
5	Kumparan	375
Total		5.724

Hasil crawling menghasilkan 4.246 komentar mentah yang selanjutnya melalui proses kurasi data. Setelah dilakukan penghapusan komentar duplikat, spam, komentar kosong, emoji, URL, dan data yang tidak relevan, diperoleh sebanyak 4.109 komentar yang digunakan sebagai dataset penelitian.

Sebelum dilakukan proses klasifikasi, data terlebih dahulu melalui tahapan preprocessing untuk meningkatkan kualitas data dan meminimalkan noise. Tahapan preprocessing yang diterapkan ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Tahapan Preprocessing Data

Tahapan	Deskripsi
Case Folding	Mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil
Cleansing	Menghapus URL, emoji, simbol, dan karakter khusus
Normalisasi	Mengubah kata tidak baku menjadi kata baku
Deep Translation	Menerjemahkan komentar ke Bahasa Inggris
Pelabelan Sentimen	Memberikan label positif, netral, dan negatif

Tahap Deep Translation dilakukan karena model BERT yang digunakan merupakan BERT-Base-Uncased yang dilatih menggunakan korpus Bahasa Inggris. Dengan menerjemahkan komentar ke Bahasa Inggris, model diharapkan dapat menghasilkan representasi semantik yang lebih optimal dibandingkan jika menggunakan teks asli yang mengandung banyak bahasa tidak baku dan slang.

B. Implementasi Model

Penelitian ini menggunakan dua metode klasifikasi sentimen yang berbeda. Metode pertama menggunakan BERT-Base-Uncased sebagai model berbasis Transformer yang diimplementasikan melalui proses fine-tuning untuk mengklasifikasikan sentimen ke dalam tiga kategori, yaitu positif, netral, dan negatif. BERT memanfaatkan mekanisme self-attention untuk memahami hubungan antar kata secara kontekstual sehingga mampu menghasilkan representasi bahasa yang lebih baik.

Metode kedua menggunakan Support Vector Machine (SVM) sebagai model machine learning konvensional. Sebelum dilakukan proses klasifikasi, data teks terlebih dahulu diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF). Vektor hasil pembobotan TF-IDF kemudian digunakan sebagai masukan bagi algoritma SVM untuk menentukan hyperplane optimal dalam proses klasifikasi sentimen.

C. Evaluasi dan Validasi

Evaluasi performa dilakukan untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube. Pengujian dilakukan menggunakan data uji yang tidak digunakan pada proses pelatihan model. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score.

Accuracy digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan klasifikasi secara keseluruhan, sedangkan Precision dan Recall digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengidentifikasi setiap kelas sentimen. F1-Score digunakan sebagai metrik utama karena mampu memberikan penilaian yang lebih seimbang pada data yang memiliki distribusi kelas tidak merata.

Persamaan evaluasi yang digunakan adalah sebagai berikut:

Persamaan (1) Accuracy

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Persamaan (2) Precision

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Persamaan (3) Recall

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

Persamaan (4) F1-Score

$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Keterangan:

- **TP (True Positive)** : data positif yang diprediksi positif.
- **TN (True Negative)** : data negatif yang diprediksi negatif.
- **FP (False Positive)** : data negatif yang diprediksi positif.
- **FN (False Negative)** : data positif yang diprediksi negatif.

Selain evaluasi klasifikasi, penelitian ini juga melakukan analisis temporal untuk mengidentifikasi perubahan sentimen publik terhadap Program MBG sebelum dan sesudah terjadinya insiden yang berkaitan dengan pelaksanaan program. Analisis temporal dilakukan menggunakan hasil klasifikasi dari model terbaik untuk memetakan tren sentimen berdasarkan periode waktu pengamatan.

D. Lingkungan Penelitian

Seluruh proses pengolahan data dan pelatihan model dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python pada platform Google Colab. Spesifikasi lingkungan penelitian ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Lingkungan Penelitian

Komponen	Spesifikasi
Bahasa Pemrograman	Python 3.10
Platform	Google Colab
Library	Transformers, Scikit-learn, Pandas, Deep-Translator
Dataset	4.109 Komentar YouTube
Tools Visualisasi	Matplotlib, Seaborn

Lingkungan penelitian tersebut digunakan untuk mendukung proses preprocessing, pelatihan model BERT dan SVM, evaluasi performa, serta visualisasi hasil analisis sentimen dan analisis temporal.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan dan Pra-Pemrosesan Data

Dataset diperoleh melalui crawling komentar YouTube terkait program "Makan Bergizi Gratis" (MBG), menghasilkan 4.246 komentar. Setelah seleksi

(penghapusan duplikat, spam, dan karakter non-alfabet), diperoleh 4.109 komentar valid. Pra-pemrosesan dilakukan melalui empat tahap: (1) case folding untuk penyeragaman huruf kecil; (2) cleaning berbasis Regular Expression untuk menghapus URL, username, dan tanda baca; (3) normalisasi kata dengan dictionary-based mapping untuk memperbaiki slang dan singkatan; serta (4) translasi Bahasa Indonesia ke Bahasa Inggris menggunakan Deep Translator agar kompatibel dengan BERT-Base-Uncased.

Pelabelan dilakukan oleh pakar bahasa (Dr. Een Nurhasanah, S.S., M.A.) secara manual untuk memastikan akurasi ground truth, khususnya pada kalimat ambigu dan sarkastik. Distribusi label sentimen disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Dataset setelah Seleksi dan Pelabelan

Kategori Sentimen	Jumlah Data	Persentase (%)
Negatif (0)	1.853	45,10%
Netral (1)	1.503	36,58%
Positif (2)	753	18,33%
Total	4.109	100%

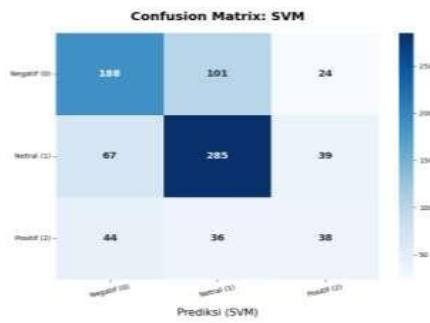
Sentimen negatif mendominasi dataset (45,10%), mencerminkan tingginya kritik dan skeptisisme publik terhadap implementasi program MBG.

B. Implementasi dan Evaluasi Model SVM

Model SVM diimplementasikan sebagai baseline menggunakan ekstraksi fitur TF-IDF. Parameter optimal kernel linear dan C=1.0 ditentukan melalui Grid Search 5-fold cross-validation. Dataset dibagi dengan rasio 80:10:10 (train: 3.287, val: 411, test: 411) menggunakan Stratified Sampling.

Tabel 2. Metrik Evaluasi Model SVM

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif (0)	0.63	0.60	0.62	313
Netral (1)	0.61	0.73	0.66	391
Positif (2)	0.69	0.32	0.44	118
Macro Avg	0.64	0.55	0.57	822
Accuracy			0.62 (62,17%)	822



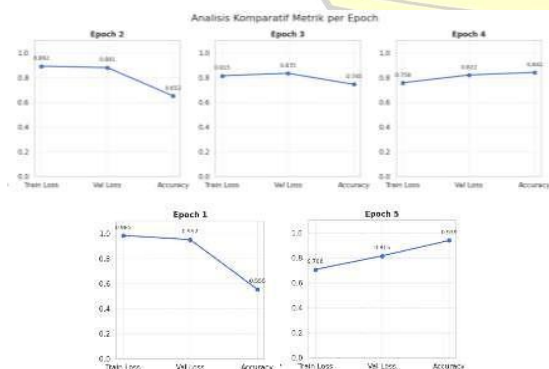
Gambar 1. Confusion Matrix Model SVM Linear

Model SVM mencapai akurasi 62,17%. Performa terbaik pada kelas Netral (F1-score 0,66), namun recall kelas Positif hanya 0,32, mengindikasikan kelemahan SVM dalam menangani class imbalance dan menangkap nuansa semantik teks media sosial.

C. Implementasi dan Evaluasi Model BERT

BERT diimplementasikan menggunakan arsitektur bert-base-multilingual-cased melalui Hugging Face Transformers dengan WordPiece Tokenization (max length 128 token, padding & truncation). Fine-tuning dilakukan selama 5 epoch dengan learning rate 2×10^{-5} , batch size 16, optimizer AdamW, loss Cross-Entropy, dan akselerasi GPU NVIDIA Tesla T4.

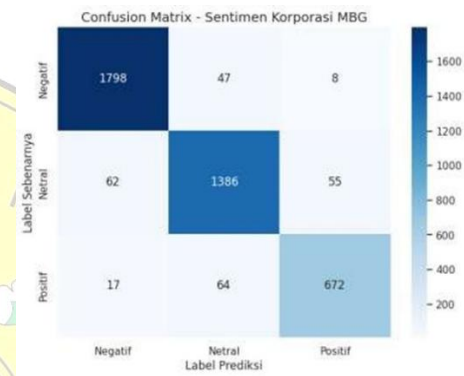
Epoch	Train Loss	Val Loss	Accuracy
1	0.98	0.95	0.55
2	0.89	0.88	0.65
3	0.81	0.83	0.74
4	0.75	0.82	0.84
5	0.70	0.81	0.93



Gambar 2. Grafik Metrik per Epoch Fine-Tuning Model BERT

Model mencapai konvergensi optimal pada epoch ke-5 (accuracy 0.93) tanpa indikasi overfitting. Tabel 4 menyajikan hasil evaluasi pada data uji.

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif (0)	0.96	0.97	0.96	1.853
Netral (1)	0.93	0.92	0.92	1.503
Positif (2)	0.91	0.89	0.90	753
Macro Avg	0.93	0.93	0.93	4.109
Accuracy			(94,00%)	4.109



Gambar 3. Confusion Matrix Model BERT

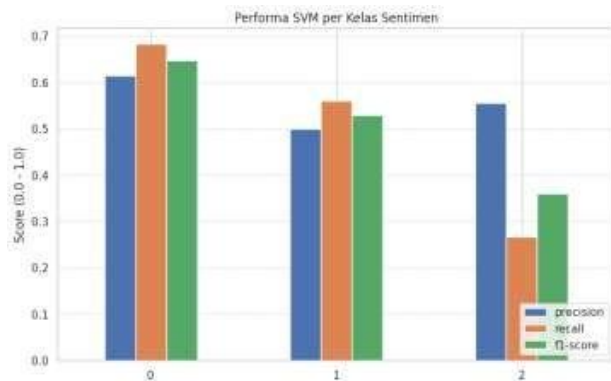
BERT mencapai akurasi 94,00% dengan F1-score 0,96 pada kelas Negatif dan 0,90 pada kelas Positif, membuktikan kemampuan bidirectional self-attention dalam memahami konteks semantik bahasa media sosial secara menyeluruh.

BERT mencapai akurasi 94,00% dengan F1-score 0,96 pada kelas Negatif dan 0,90 pada kelas Positif, membuktikan kemampuan bidirectional self-attention dalam memahami konteks semantik bahasa media sosial secara menyeluruh.

D. Perbandingan Model BERT dan SVM

Tabel 5. Perbandingan Metrik Evaluasi SVM vs BERT

Kelas	Model	Precision	Recall	F1-Score	Macro Avg F1	Accuracy
Negatif	SVM	0.63	0.60	0.62	0.57	62,17%
	BERT	0.96	0.97	0.96	0.93	94,00%
Netral	SVM	0.61	0.73	0.66	0.57	62,17%
	BERT	0.93	0.92	0.92	0.93	94,00%
Positif	SVM	0.69	0.32	0.44	0.57	62,17%
	BERT	0.91	0.89	0.90	0.93	94,00%



Gambar 4. Perbandingan Akurasi Model SVM dan BERT

Tabel 5 dan Gambar 4 memperlihatkan keunggulan BERT yang signifikan di seluruh metrik. Peningkatan akurasi sebesar 31,83% (62,17% ke 94,00%) dan macro F1-score dari 0,57 menjadi 0,93 mengonfirmasi superioritas Transformer dibandingkan machine learning konvensional. Keunggulan ini bersumber dari mekanisme bidirectional self-attention yang mampu menangkap relasi semantik secara kontekstual, berbeda dengan SVM yang hanya mengandalkan representasi bag-of-words TF-IDF. Analisis Word Cloud mengungkap tiga pola diskursus publik: optimisme terhadap manfaat program (kata kunci: 'food', 'good', 'better' pada sentimen positif), tuntutan transparansi anggaran ('corruption', 'money', 'budget' pada sentimen negatif), dan diskusi administratif implementasi kebijakan pada sentimen netral. Dominasi sentimen negatif (45,10%) mencerminkan skeptisisme publik terhadap tata kelola program MBG, meskipun terdapat harapan besar terhadap dampak jangka panjangnya bagi gizi anak-anak Indonesia.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menganalisis sentimen publik terhadap Program Makan Bergizi Gratis (MBG) berdasarkan komentar pengguna YouTube menggunakan pendekatan Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) dan Support Vector Machine (SVM). Hasil penelitian menunjukkan bahwa model BERT menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan SVM dalam melakukan klasifikasi sentimen. Model BERT memperoleh akurasi sebesar 94,00%, sedangkan model SVM memperoleh akurasi sebesar 61,80%. Perbedaan hasil tersebut menunjukkan bahwa model berbasis Transformer lebih efektif dalam memahami konteks

bahasa pada data media sosial dibandingkan pendekatan machine learning konvensional berbasis TF-IDF.

Selain itu, analisis temporal menunjukkan adanya perubahan distribusi sentimen publik terhadap Program MBG selama periode pengamatan. Sentimen masyarakat dipengaruhi oleh perkembangan informasi dan implementasi program yang terjadi di lapangan. Hasil penelitian membuktikan bahwa model BERT tidak hanya mampu menghasilkan klasifikasi sentimen dengan tingkat akurasi yang tinggi, tetapi juga efektif digunakan untuk memetakan dinamika opini publik secara temporal. Temuan ini diharapkan dapat menjadi bahan evaluasi bagi pemangku kebijakan dalam memahami persepsi masyarakat terhadap Program MBG serta menjadi referensi bagi penelitian selanjutnya dalam bidang analisis sentimen berbasis media sosial.

6. UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Program Studi Informatika Universitas Persada Indonesia Y.A.I yang telah memberikan dukungan selama pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada dosen pembimbing atas arahan, masukan, dan bimbingan yang diberikan selama proses penelitian hingga penyusunan artikel ini. Selain itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak yang telah membantu dalam proses pengumpulan data, pengolahan data, dan penyelesaian penelitian ini sehingga penelitian dapat terlaksana dengan baik.

7. DAFTAR PUSTAKA

- Akib, A., & Karim, J. (2025). *Strengthening False Information Propagation Detection : Leveraging SVM and Sophisticated Text Vectorization Techniques in Comparison to BERT*. August.
- Al-ghifari, M. G., Pratama, K. N., Saputro, B. D., & Mawardi, V. C. (2025). *ANALISIS SENTIMEN BAHASA INDONESIA LIVE CHAT STREAMING YOUTUBE MENGGUNAKAN ROBERTA tidak terstruktur adalah menganalisis sentimen komentar live chat dalam siaran langsung YouTube . dapat diterapkan pada bidang lain , seperti ulasan produk , ulasan film , dan tanggapan pengguna berbagai sumber*

tulisan menggunakan teknik-teknik canggih (Nayana , 2018). Kemajuan dalam Dengan memanfaatkan model modern RoBERTa yang telah disesuaikan dengan Bahasa Indonesia , penelitian ini berkontribusi untuk menganalisis sentimen dalam komentar chat live YouTube secara real-time . Penelitian ini menggunakan pendekatan deep learning berbasis mendalam . Ini berbeda dengan penelitian sebelumnya yang sebagian besar menggunakan metode A . Analisis Sentimen dalam Teks Live Streaming Analisis sentimen adalah bagian dari proses Natural Language Processing (NLP) yang bertujuan untuk menemukan dan mengategorikan emosi atau pendapat dalam teks menjadi kategori seperti. 03(01), 105–112.

- Al-kadzim, M. G. (2024). Analisis Perubahan Sentimen Publik di Media Sosial X terhadap Konflik Palestina-Israel Menggunakan Model IndoBERT. 4(2), 1167–1174.
- Alvin, F., Anisa, N., & Winarsih, S. (2025). Perbandingan Kinerja Model IndoBERT , IndoBERTweet , dan Algoritma Klasik pada Analisis Sentimen Isu Indonesia Gelap. 7(3), 1601–1613.
<https://doi.org/10.47065/bits.v7i3.8636>
- Azzouzy, O. El, Chanyour, T., & Andaloussi, S. J. (2025). Transformer-based models for sentiment analysis of YouTube video comments. *Scientific African*, 29, e02836.
<https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2025.e02836>
- Gunasekaran, K. P., Sciences, C., & States, U. (n.d.). *Exploring Sentiment Analysis Techniques in Natural Language Processing : A Comprehensive Review*. 1–6.
- Kenton, M. C., Kristina, L., & Devlin, J. (1953). *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*. *Mlm*.
- Kunaefi, A., Abidin, Z., & Kusumawati, R. (2025). Klasifikasi berita hoaks bahasa indonesia menggunakan indobert. 10(2), 1706–1714.
- Zheng, C., Xue, J., Sun, Y., & Zhu, T. (n.d.). *Public Opinions and Concerns Regarding the Canadian Prime Minister ' s Daily COVID-19 Briefing : Longitudinal Study of YouTube Comments Using Machine Learning Techniques Corresponding Author : 23*, 1–12. <https://doi.org/10.2196/23957>