

# Analisis Sentimen dan Evolusi Topik terhadap Program Makan Bergizi Gratis Menggunakan IndoBERT dan cDTM

Muhammad Hamzah Fauzi, Ronsen Purba\*

Fakultas Informatika, Program Studi S-2 Teknologi Informasi, Universitas Mikroskil, Medan, Indonesia

Email: <sup>1</sup>hamzahfauzy97@gmail.com, <sup>2,\*</sup>ronsen@mikroskil.ac.id

Email Penulis Korespondensi: ronsen@mikroskil.ac.id

Submitted: 28/05/2026; Accepted: 30/06/2026; Published: 30/06/2026

**Abstrak**—Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik serta perkembangan topik pembahasan terkait program MBG. Analisis sentimen dilakukan menggunakan model IndoBERT, sedangkan analisis evolusi topik menggunakan *continuous-time Dynamic Topic Model* (cDTM). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model IndoBERT mampu mengklasifikasikan sentimen dengan nilai akurasi sebesar 92,5% dan F1-score sebesar 0,924. Integrasi IndoBERT dan cDTM menunjukkan dominasi sentimen negatif, terutama pada topik yang berkaitan dengan implementasi program, sementara sentimen positif lebih banyak muncul pada topik kesehatan dan gizi. Integrasi analisis sentimen dan topik temporal memberikan pemahaman yang lebih komprehensif terhadap dinamika opini publik terkait program MBG.

**Kata Kunci:** Analisis Sentimen; IndoBERT; Topic Modeling; Opini Publik; Media Sosial

**Abstract**—This study aims to analyze public sentiment and the development of discussion topics related to the MBG program. Sentiment analysis was conducted using the IndoBERT model, while evolution topic analysis used the Continuous-Time Dynamic Topic Model (cDTM). The evaluation results showed that the IndoBERT model was able to classify sentiment with an accuracy value of 92.5% and an F1-score of 0.924. Integration between IndoBERT and cDTM showed a dominance of negative sentiment, especially in topics related to program implementation, while positive sentiment appeared more often in topics related to health and nutrition. The integration of sentiment and temporal topic analysis provides a more comprehensive understanding of the dynamics of public opinion regarding the MBG program.

**Keywords:** Sentiment Analysis; IndoBERT; Dynamic Topic Modeling; Public Opinion; Social Media

## 1. PENDAHULUAN

Program Makan Bergizi Gratis (MBG) merupakan program unggulan pemerintahan Prabowo Subianto-Gibran. Program ini dirancang untuk mengatasi permasalahan gizi buruk yang masih tinggi, khususnya di kalangan anak-anak usia sekolah, ibu hamil, dan masyarakat prasejahtera di wilayah terpencil [1]. Program MBG merupakan program unggulan pemerintah yang membutuhkan anggaran sangat besar yang masih banyak menuai kritik dan pertanyaan [2]. Sampai dengan Oktober 2025, program MBG belum memiliki aturan pelaksana yang menjadi dasar hukum bagi penerapan teknis lapangan. Ombudsman RI menjabarkan terdapat 8 permasalahan utama dalam penyelenggaraan program MBG seperti kesenjangan yang lebar antara target dan realisasi capaian, maraknya kasus keracunan, penetapan mitra yayasan dan SPPG yang rawan konflik kepentingan, keterbatasan dan penataan SDM, mutu bahan baku, standar pengolahan makanan, distribusi makanan yang belum tertib, dan pengawasan yang belum terintegrasi [3]. Program MBG tengah diperbincangkan luas dan menimbulkan berbagai opini masyarakat di platform media sosial, jika diolah menggunakan pendekatan teknologi informasi seperti analisis sentimen, maka dapat diketahui berapa banyak opini yang bernilai positif, negatif ataupun netral [4], [5] yang dapat digunakan sebagai informasi untuk membantu dalam mengevaluasi program ini.

Namun demikian, opini publik yang berkembang di media sosial bersifat dinamis dan dapat berubah seiring waktu, dipengaruhi oleh peristiwa tertentu, kebijakan lanjutan, serta respons pemerintah terhadap isu yang muncul. Analisis sentimen yang dilakukan secara statis dalam satu periode waktu tertentu berpotensi mengabaikan perubahan fokus pembahasan dan pergeseran sikap masyarakat yang terjadi secara bertahap. Dalam konteks kebijakan publik seperti Program Makan Bergizi Gratis, pemahaman terhadap dinamika opini publik dari waktu ke waktu menjadi sangat penting, karena perubahan sentimen dapat mencerminkan tingkat penerimaan, munculnya kritik baru, atau pergeseran perhatian masyarakat terhadap aspek tertentu dari program tersebut.

Pendekatan teknologi informasi yang relevan untuk penelitian ini adalah menggunakan analisis sentimen dengan IndoBERT sebagai model pada *Natural Language Processing* (NLP). IndoBERT dipilih karena adaptasi dari BERT yang dilatih pada teks berbahasa Indonesia [6]. IndoBERT dengan *fine-tuning* memiliki akurasi 79,8% serta *f1-score* (*macro*) sebesar 0,699 [7] dibandingkan dengan metode *Long Short-term Memory* (LSTM) dengan memanfaatkan *pre-trained global vector for word representation* berbahasa Indonesia yang diperoleh dari *fasttext* menghasilkan model dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 71,13% [8]. Informasi mengenai statistik dari analisis sentimen tidak akan cukup untuk menjadi acuan evaluasi. Tambahan pendekatan *topic modeling* diperlukan untuk mengetahui apa saja topik permasalahan yang muncul pada opini masyarakat. *Topic modeling* merupakan teknik *unsupervised machine learning* yang digunakan untuk mengidentifikasi tema tersembunyi dari kumpulan dokumen teks besar dengan mengelompokkan kata-kata yang sering muncul bersama melalui pendekatan probabilistik, sehingga efektif dalam menemukan topik utama, mengotomatisasi pengkodean, mengukur fenomena skala besar, serta mendukung interpretasi dan validasi hasil analisis [9], [10], [11], [12], [13]. Hasil dari penerapan NLP dengan *topic modeling* mampu menghasilkan topik yang berbeda [14] sesuai dengan nilai *coherence* tertinggi [15]. Selain itu,

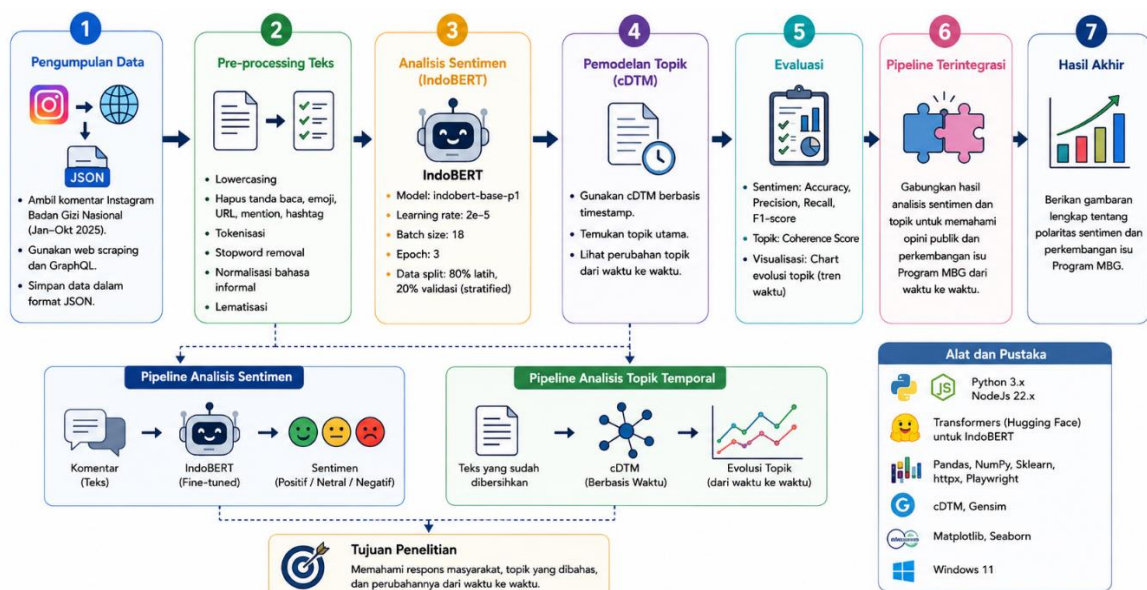
ditemukan juga faktor waktu pada *topic modeling* oleh [16] yang memperkenalkan gagasan bahwa topik tidak statis tetapi berubah seiring waktu. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan analisis yang tidak hanya mampu mengklasifikasikan sentimen dan mengidentifikasi topik pembahasan, tetapi juga mampu menangkap evolusi topik dan sentimen secara berkelanjutan berdasarkan dimensi waktu.

Blei et al (2006) mengatakan pendekatan *topic modeling* menggunakan *Dynamic Topic Models* (DTM) memungkinkan identifikasi kapan sebuah topik mulai muncul, memuncak, dan menurun, sehingga lebih cocok untuk analisis yang berorientasi waktu dibandingkan model topik statis. Kemudian DTM dikembangkan menjadi cDTM (*Continuous-Time Dynamic Topic Model*) yang memodelkan evolusi topik dalam waktu kontinu. cDTM memodelkan parameter topik yang berevolusi mengikuti proses *Brownian motion*, sehingga dapat menangani data dengan cap waktu (*timestamp*) yang bervariasi [17]. Pendekatan ini menekankan bahwa perubahan topik dalam data teks tidak selalu terjadi pada *interval* tetap, melainkan dapat berfluktuasi secara kontinu dan menjadikan analisis temporal lebih realistis pada data sosial media. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan analisis yang tidak hanya mampu mengklasifikasikan sentimen dan mengidentifikasi topik pembahasan, tetapi juga mampu menangkap evolusi topik dan pergeseran sentimen secara berkelanjutan berdasarkan dimensi waktu. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan gambaran yang lebih komprehensif terhadap dinamika opini publik terkait kebijakan Program Makan Bergizi Gratis.

Dengan demikian pendekatan berbasis IndoBERT digunakan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sentimen secara kontekstual dalam bahasa Indonesia, sedangkan cDTM dimanfaatkan untuk memodelkan dinamika perubahan topik secara berkelanjutan. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi ilmiah dalam bidang analisis teks dan pemrosesan bahasa alami, sekaligus menjadi masukan strategis bagi pemerintah dalam mengevaluasi efektivitas dan penerimaan publik terhadap program kebijakan sosial.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan analitik berbasis NLP yang komprehensif, yaitu analisis sentimen menggunakan IndoBERT untuk klasifikasi berbasis konteks dan cDTM untuk mengekstraksi serta memodelkan tren topik secara temporal, sehingga memberikan pemahaman mengenai respons masyarakat, isu yang dibahas, serta perubahannya dari waktu ke waktu [18]. Data dikumpulkan melalui *web scraping* dan *graphql* dari komentar Instagram Badan Gizi Nasional dalam periode Januari–Oktober 2025 dan disimpan dalam format *json*. Metode penelitian menggunakan pendekatan kuantitatif dengan tahapan pengumpulan data, *pre-processing* teks (*lowercasing*, penghapusan tanda baca, *emoji*, URL, *mention*, *hashtag*, tokenisasi, *stopword removal*, normalisasi bahasa informal, dan lematisasi), analisis sentimen menggunakan IndoBERT *fine-tuned* (*indobert-base-p1* dengan *learning rate*  $2e-5$ , *batch size* 18, *epoch* 3, serta pembagian data 80% untuk data latih dan 20% untuk data validasi menggunakan *stratified sampling*), serta pemodelan topik menggunakan cDTM berbasis *timestamp* untuk menangkap evolusi topik secara kontinu. Evaluasi dilakukan menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk model sentimen, *coherence score* untuk *topic modeling*, serta visualisasi melalui *chart* evolusi topik untuk *temporal modeling* [19]. Penelitian ini menerapkan dua *pipeline* terintegrasi, yaitu *pipeline* analisis sentimen untuk mengklasifikasikan opini publik dan *pipeline* analisis topik temporal untuk memodelkan dinamika topik, sehingga mampu memberikan gambaran komprehensif mengenai polaritas sentimen dan perkembangan isu Program MBG dari waktu ke waktu. Dari tahapan tersebut dapat dilihat lebih jelas pada Gambar 1 berikut ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan berbagai alat dan pustaka utama, meliputi Python 3.x dan NodeJs 22.x sebagai bahasa pemrograman untuk implementasi keseluruhan skrip, library NLP *transformers* (*Hugging Face*) untuk model IndoBERT, serta *pandas*, *numpy*, *sklearn*, *htpx*, dan *playwright* untuk pengolahan dan analisis data. Pemodelan topik dilakukan menggunakan cDTM dan *gensim*, sementara visualisasi menggunakan *matplotlib* dan *seaborn* untuk pembuatan grafik tren dan *heatmap*. Seluruh proses penelitian dijalankan pada platform Windows 11 sebagai lingkungan eksekusi dan pengolahan data.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1 Hasil

##### 3.1.1 Hasil Pra-Pemrosesan Data

*Dataset* yang digunakan berasal dari *scrapping* komentar pada akun Instagram Badan Gizi Nasional (BGN) sebanyak 24.848 komentar dari rentang waktu 1 Januari sampai dengan 31 Desember 2025. Selanjutnya, hasil *scrapping* disimpan kedalam *file* berformat *json* dan sebanyak 1.200 data diberi pelabelan secara manual dengan porsi sebanyak 400 data untuk setiap kategori (positif, netral, negatif).

Untuk pra-pemrosesan dataset penelitian ini dilakukan dalam 6 tahapan. Pertama yaitu *lowercasing* yang dilakukan dengan mengubah seluruh karakter teks menjadi huruf kecil. Sebagai contoh, kata “Program” dan “program” akan dianggap sebagai kata yang sama setelah proses ini. Tahapan ini dilakukan dengan memanfaatkan langsung fungsi *toLowerCase()* dari bahasa pemrograman *javascript*. Berikut pada Tabel 1 dapat dilihat contoh *lowercasing* pada *dataset*.

Tabel 1. Contoh *Lowercasing Dataset*

Data Mentah	Hasil <i>Lowercasing</i>
Saya sudah mendaftar menjadi calon mitra program makan bergizi, sedang dalam fase verifikasi, mohon di bantu informasi kelanjutan nya, apakah peralatan masak dan dapur nya di biyai pemerintah	saya sudah mendaftar menjadi calon mitra program makan bergizi, sedang dalam fase verifikasi, mohon di bantu informasi kelanjutan nya, apakah peralatan masak dan dapur nya di biyai pemerintah

Selanjutnya, dilakukan *cleaning*/pembersihan data dengan cara penghapusan tanda baca, emoji, *URL*, *mention*, dan *hashtag* dilakukan karena elemen-elemen tersebut umumnya tidak memiliki kontribusi langsung terhadap makna semantik teks dalam konteks analisis topik atau sentimen. Tahapan ini dilakukan dengan memanfaatkan fungsi *replace* dan *regular expression* yang ada pada bahasa pemrograman *javascript*. Berikut pada Tabel 2 dapat dilihat contoh dari proses pembersihan data.

Tabel 2. Contoh *Data Cleaning*

Data Mentah	Hasil <i>Cleaning</i>
Apakah sekolah swasta juga akan dapat kak @badangizinasional.ri . Mohon infonya yang kak admin, terima kasih 🙏	Apakah sekolah swasta juga akan dapat kak. Mohon infonya yang kak admin, terima kasih

Tokenisasi merupakan proses memecah teks menjadi unit-unit yang lebih kecil, seperti kata atau token. Dengan tokenisasi, teks dapat direpresentasikan dalam bentuk token yang siap digunakan untuk proses analisis lebih lanjut, seperti pembobotan kata atau pemodelan topik. Tahapan ini dilakukan dengan memanfaatkan pustaka *AutoTokenizer* dari *transformers* bahasa pemrograman *Python*. Pada Tabel 3 dapat dilihat contoh dari tokenisasi.

Tabel 3. Contoh Tokenisasi

Data Mentah	Hasil Tokenisasi
ijin bertanya min alamat diisi tempat tujuan penyediaan makanan atau alamat ktp untuk menjadi relawan nya bagaimana min pendaftaran nya	"ijin", "bertanya", "min", "alamat", "diisi", "tempat", "tujuan", "penyediaan", "makanan", "atau", "alamat", "ktp" "untuk", "menjadi", "relawan", "nya", "bagaimana", "min", "pendaftaran", "nya"

*Stopword removal* dilakukan dengan menghapus kata-kata umum yang sering muncul namun memiliki makna semantik yang rendah, seperti “dan”, “yang”, dan “di” dan model dapat lebih fokus pada kata-kata yang memiliki nilai informasi tinggi, sehingga meningkatkan efektivitas analisis. Tahapan ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan memanfaatkan pustaka dari Sastrawi yaitu *StopWordRemoverFactory*. Contoh *stopword removal* dapat dilihat pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Contoh *Stopword Removal*

Data Mentah	Hasil <i>Stopword Removal</i>
ijin bertanya min alamat diisi tempat tujuan penyediaan makanan atau alamat ktp untuk menjadi relawan nya bagaimana min pendaftaran nya	ijin bertanya alamat diisi tempat tujuan penyediaan makanan alamat ktp untuk menjadi relawan bagaimana pendaftaran
Izin min, mohon info rekrutment Nutritionist min	Izin mohon info rekrutment Nutritionist

Normalisasi bahasa informal bertujuan untuk mengubah kata-kata tidak baku atau slang menjadi bentuk baku sesuai dengan kaidah bahasa Indonesia karena data yang bersumber dari media sosial sering kali mengandung variasi penulisan, singkatan, atau bahasa gaul. Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan fungsi *replaceWith()* pada bahasa pemrograman *javascript* dimana sebelumnya sudah dipersiapkan terlebih dahulu kamus untuk bahasa informal. Berikut adalah contoh Normalisasi Bahasa Informal pada Tabel 5.

Tabel 5. Contoh Normalisasi Bahasa Informal

Data Mentah	Hasil Normalisasi
Banyak anak\" yg lauk maupun nasinya gaenak, sedikit, dingin keras	Banyak anak yang lauk maupun nasinya gak enak, sedikit, dingin keras
Mw nanya, benar kah BGN membuka pendaftaran CPNS	Mau tanya, benar kah BGN membuka pendaftaran CPNS
ganti admin mending lah, di tanya ora nyaut	ganti admin mending lah, di tanya tidak menjawab

Lematisasi merupakan proses mengubah kata ke bentuk dasarnya dengan bertujuan untuk menyatukan berbagai bentuk kata yang memiliki makna yang sama, seperti “makan”, “memakan”, dan “dimakan”, menjadi satu bentuk dasar. Proses ini dilakukan dengan memanfaatkan pustaka dari *SatrawiJS* pada bahasa pemrograman *javascript*. Berikut adalah contoh normalisasi bahasa informal pada Tabel 6.

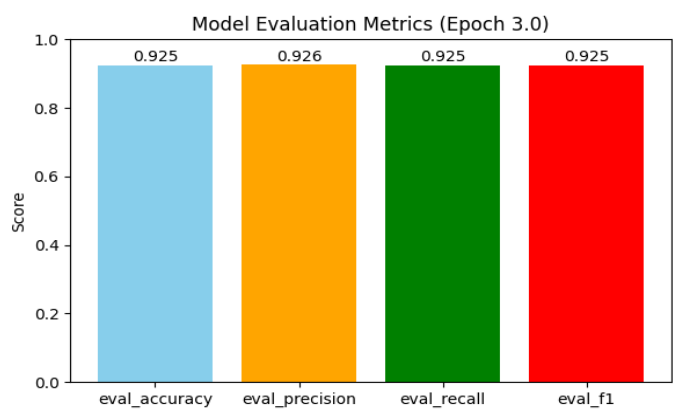
Tabel 6. Contoh Lematisasi

Data Mentah	Hasil Lematisasi
ijin bertanya min alamat diisi tempat tujuan penyediaan makanan atau alamat ktp untuk menjadi relawan nya bagaimana min pendaftaran nya	"ijin", "tanya", "min", "alamat", "isi", "tempat", "tju", "sedia", "makan", "atau", "alamat", "ktp" "untuk", "jadi", "relawan", "nya", "bagaimana", "min", "daftar", "nya"

Total data sebelum dilakukan pra-pemrosesan sebanyak 24.848 data dan setelah pra-pemrosesan, jumlah data berkurang menjadi 23.951 data dan data tersebut digunakan sebagai dataset final untuk analisis sentimen dan topik.

### 3.1.2 Hasil Evaluasi Kinerja Model IndoBERT dalam Klasifikasi Sentimen

Beberapa metrik evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil metrik evaluasi dapat dilihat pada Gambar 1.

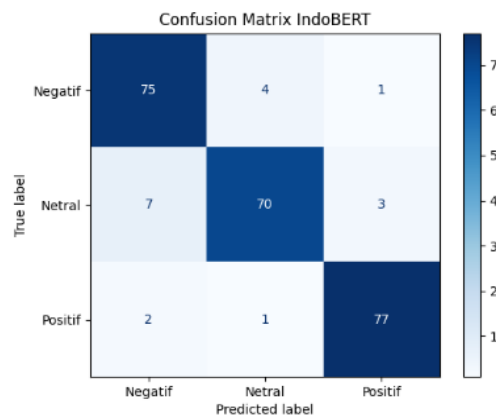


Gambar 1. Hasil Metrik Evaluasi

Hasil menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen, dengan nilai loss sebesar 0.2381 yang menandakan model telah menyesuaikan bobot dengan baik tanpa mengalami *underfitting* signifikan meskipun *dataset* relatif kecil (1.200 sampel). Nilai *accuracy* sebesar 92,5% menunjukkan tingkat ketepatan klasifikasi yang tinggi dan kemampuan diskriminatif yang baik pada tiga kelas sentimen, sementara nilai *precision* dan *recall* yang berada pada kisaran 92% serta *F1-score* sebesar 92,48% mengindikasikan

keseimbangan yang baik tanpa kecenderungan *over-prediction* maupun *under-prediction* pada kelas tertentu. Model dilatih selama 3 epoch, dan hasil evaluasi menunjukkan bahwa *checkpoint* terbaik tercapai di epoch 3, yang berarti model sudah cukup belajar dari dataset dan mencapai performa optimal tanpa perlu *overtraining*. Selanjutnya, validasi model dari hasil tersebut dilakukan menggunakan *Confusion Matrix* yang dapat dilihat pada Gambar 2.

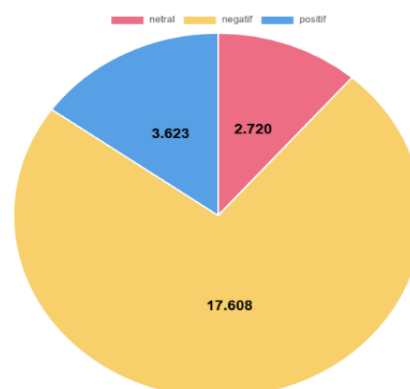
Interpretasi per kelas menunjukkan bahwa pada kelas negatif (80 sampel) model benar diprediksi sebanyak 75 data dengan *recall*  $\pm 93,75\%$  dan *precision*  $\pm 88,2\%$ , pada kelas netral (80 sampel) benar diprediksi sebanyak 70 data dengan *recall*  $87,5\%$  dan *precision*  $\pm 93,2\%$ , serta pada kelas positif (80 sampel) menunjukkan kinerja terbaik dengan 77 prediksi benar, *recall*  $\pm 96,25\%$ , dan *precision*  $\pm 94,3\%$ . Secara keseluruhan, model memiliki performa terbaik pada kelas positif, sementara kelas negatif dan netral sedikit lebih banyak mengalami kesalahan namun tetap stabil dengan *recall* di atas 87%, tanpa bias signifikan antar kelas, dan kesalahan yang terjadi umumnya pada kelas dengan kemiripan konteks, khususnya antara netral dan negatif, sehingga masih dalam batas wajar dan menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik.



Gambar 2. *Confusion Matrix*

Berdasarkan analisis *confusion matrix*, kesalahan klasifikasi paling sering terjadi antara kelas netral dan negatif, yang menunjukkan adanya ambiguitas semantik pada teks, terutama pada komentar dengan kritik implisit atau opini informatif bernuansa evaluatif ringan. Kesalahan ini dipengaruhi oleh beberapa faktor, seperti ambiguitas bahasa (sarkasme, kritik halus, dan kalimat informatif bernada negatif) serta konteks yang pendek sehingga model sulit memahami makna secara utuh. Selain itu, meskipun data uji seimbang, distribusi data nyata yang cenderung negatif (73%) membuat model sedikit lebih sensitif terhadap sinyal negatif. Secara umum, *error* pada model IndoBERT dipengaruhi oleh kompleksitas bahasa alami dan karakteristik komentar media sosial yang singkat dan tidak baku, namun distribusi kesalahan yang relatif merata menunjukkan bahwa model tidak mengalami bias sistematis terhadap kategori tertentu.

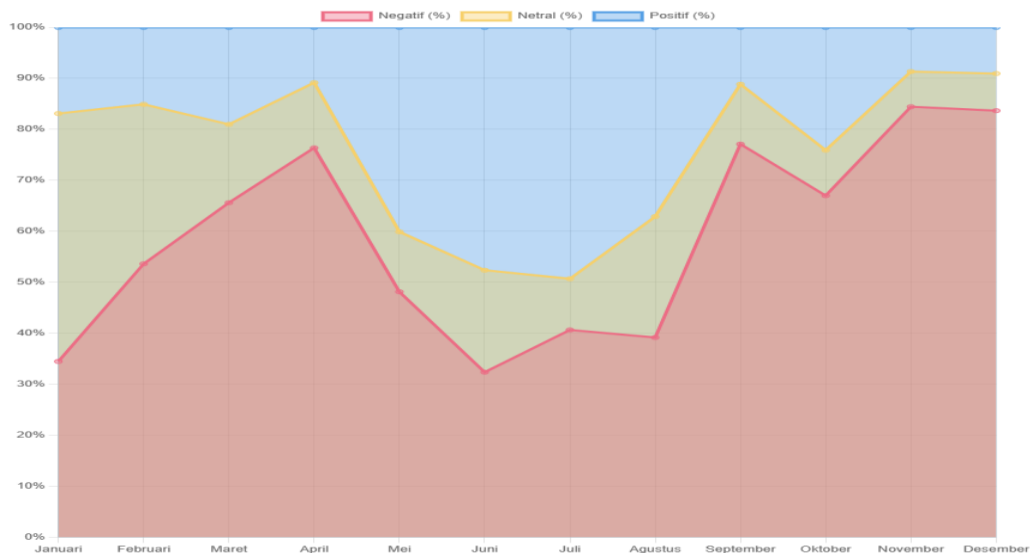
Hasil distribusi sentimen publik pada Gambar 3. Hasil klasifikasi terhadap seluruh data menunjukkan bahwa sentimen negatif merupakan sentimen yang paling dominan, dengan 17.608 data (73,52%), diikuti sentimen positif sebanyak 3.623 data (15,13%) dan sentimen netral sebanyak 2.720 data (11,36%). Dominasi sentimen negatif mengindikasikan bahwa respons atau opini publik cenderung bersifat kritis, keluhan, atau ketidakpuasan, sementara sentimen positif menunjukkan adanya sebagian masyarakat yang memberikan tanggapan positif, dan sentimen netral mencerminkan opini yang bersifat informatif atau tidak secara eksplisit mendukung maupun menentang.



Gambar 3. Distribusi Sentimen Secara Keseluruhan

Grafik hasil analisis sentimen menunjukkan bahwa distribusi dan dinamika sentimen publik terhadap program Makan Bergizi Gratis (MBG) bersifat fluktuatif dengan dominasi sentimen negatif yang mencolok dibandingkan sentimen netral dan positif. Pada periode awal tahun (Januari hingga Juni), ketiga kategori sentimen berada pada level

rendah dan relatif berdekatan, mencerminkan perhatian publik yang masih moderat. Namun, mulai bulan Juli terjadi peningkatan signifikan pada sentimen negatif, yang kemudian mencapai puncaknya pada kuartal keempat, khususnya pada bulan September dan November, dengan lonjakan tertinggi di bulan November yang mengindikasikan adanya peristiwa krusial yang memicu respons kritis secara masif. Sementara itu, sentimen positif dan netral cenderung stabil dengan intensitas rendah sepanjang tahun dan tidak mampu mengimbangi lonjakan sentimen negatif, meskipun terdapat sedikit peningkatan pada bulan September. Secara keseluruhan, temuan ini menunjukkan bahwa pola sentimen terhadap program MBG sangat dipengaruhi oleh faktor temporal, di mana dinamika isu pada paruh kedua tahun memicu peningkatan signifikan pada opini negatif, sehingga menegaskan bahwa sentimen publik bersifat dinamis dan responsif terhadap peristiwa yang terjadi, serta mengindikasikan adanya tantangan besar dalam persepsi publik terhadap implementasi program tersebut. Distribusi sentimen berdasarkan waktu dapat dilihat pada Gambar 4.



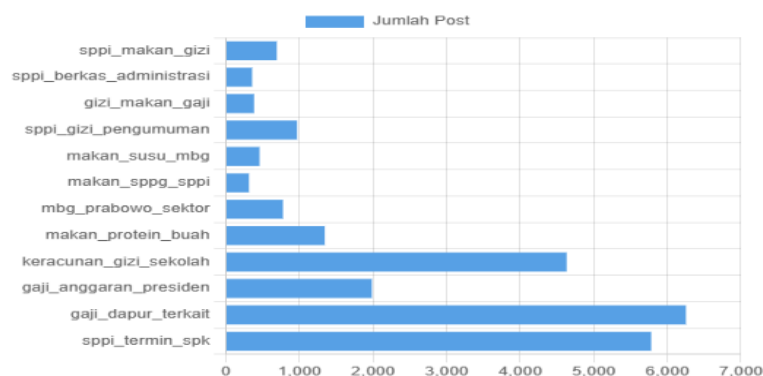
Gambar 4. Distribusi Sentimen Berdasarkan Waktu

Distribusi sentimen yang tidak seimbang dengan dominasi sentimen negatif menunjukkan bahwa model IndoBERT mampu menangkap kecenderungan opini publik yang sesungguhnya dalam data dan tidak menghasilkan bias klasifikasi terhadap kelas tertentu, melainkan mencerminkan pola alami data. Dengan didukung hasil evaluasi model yang menunjukkan nilai akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi, dapat disimpulkan bahwa hasil klasifikasi bersifat reliabel dan layak digunakan sebagai dasar analisis lanjutan, seperti integrasi dengan analisis topik maupun analisis temporal yang lebih mendalam.

Berdasarkan hasil evaluasi yang telah dipaparkan, model IndoBERT menunjukkan performa yang tinggi dengan *accuracy* 92,5% serta keseimbangan *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada kisaran 92%. Temuan ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang akurat dan stabil dalam mendeteksi sentimen berbasis aspek pada data opini publik. Dengan demikian, rumusan masalah pertama mengenai kinerja model IndoBERT dalam klasifikasi sentimen dapat dijawab secara empiris melalui hasil evaluasi yang menunjukkan performa sangat baik dan layak untuk digunakan pada analisis lanjutan.

### 3.1.3 Hasil Analisis Topik Menggunakan cDTM

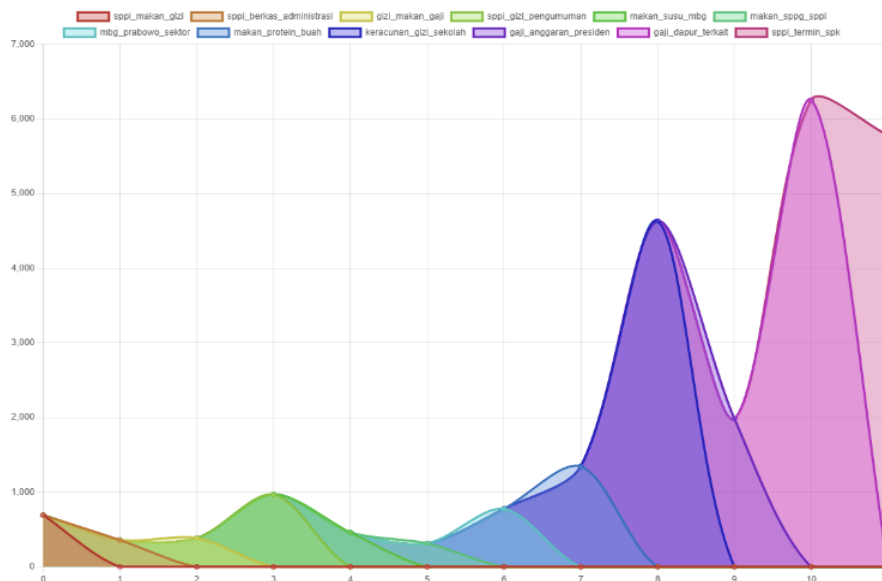
Berdasarkan hasil pemodelan topik menggunakan metode cDTM, diperoleh sejumlah topik utama yang merepresentasikan diskursus publik terkait isu yang diteliti yang dapat dilihat pada Gambar 5 berikut.



Gambar 5. Topik Utama yang Teridentifikasi

Grafik batang di atas memvisualisasikan distribusi volume unggahan (*post count*) berdasarkan kategori kata kunci atau kluster isu utama dan mengungkapkan adanya disparitas perhatian publik yang cukup tajam terhadap berbagai aspek program Makan Bergizi Gratis (MBG). Dapat diidentifikasi bahwa tiga topik yang mendominasi diskursus publik adalah "gaji\_dapur\_terkait", "sppi\_termin\_spk", dan "keracunan\_gizi\_sekolah", dengan volume unggahan jauh melampaui topik lainnya, masing-masing melebihi 4.000 hingga 6.000 unggahan, yang mengindikasikan perhatian publik lebih terfokus pada isu operasional, transparansi anggaran/administrasi, serta keamanan pangan (*food safety*) yang sensitif. Sementara itu, topik lain seperti "mbg\_prabowo\_sektor", "makan\_protein\_buah", dan "sppi\_makan\_gizi" memiliki frekuensi jauh lebih rendah, di bawah 1.500 unggahan, menunjukkan bahwa narasi kebijakan umum atau detail gizi kurang mendapat atensi dibanding isu kontroversial atau administratif. Secara teknis, distribusi ini mengonfirmasi adanya *topical imbalance* dalam percakapan publik dan relevan dengan lonjakan sentimen negatif pada periode tertentu yang kemungkinan dipicu oleh intensitas pembahasan topik utama tersebut, sehingga diskursus publik terhadap program MBG didominasi oleh isu-isu kritical dan operasional di media sosial.

Grafik evolusi topik memvisualisasikan pergeseran fokus diskursus publik mengenai program Makan Bergizi Gratis (MBG) secara kronologis dari fase awal hingga akhir, di mana sisi kiri merepresentasikan fase inisiasi dan sisi kanan fase perkembangan serta evaluasi. Pada fase awal, topik seperti *sppi\_makan\_gizi*, *sppi\_berkas\_administrasi*, dan *gizi\_makan\_gaji* mendominasi, menunjukkan fokus pada aspek teknis administrasi dan mekanisme program. Memasuki fase tengah, perhatian bergeser ke implementasi yang lebih spesifik seperti *makan\_susu\_mbg*, *mbg\_prabowo\_sektor*, dan *makan\_protein\_buah*. Sementara itu, pada fase akhir terjadi eskalasi signifikan pada topik krusial seperti *keracunan\_gizi\_sekolah*, *gaji\_anggaran\_presiden*, *gaji\_dapur\_terkait*, dan *sppi\_termin\_spk*. Pola ini menunjukkan peningkatan kompleksitas isu, dari yang semula administratif menjadi isu operasional yang *high-impact* dan sensitif, di mana lonjakan pada fase akhir mencerminkan pergeseran respons publik dari sekadar pengamatan menjadi pengawasan kritis terhadap implementasi dan keamanan program. Hasil dari evaluasi topik dari waktu ke waktu dapat dilihat pada Gambar 6 berikut.



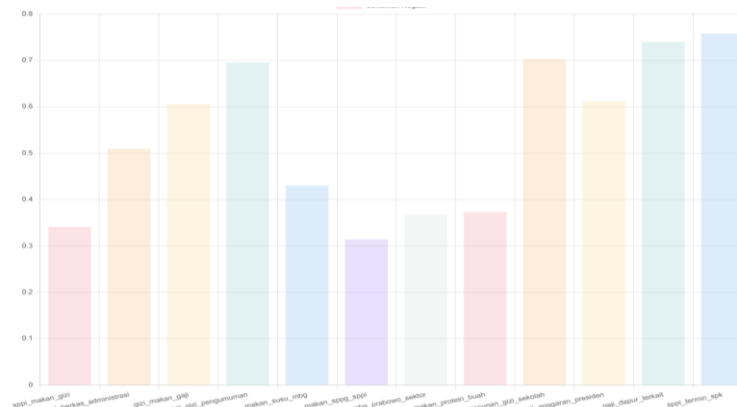
Gambar 6. Evolusi Topik dari Waktu ke Waktu

Meskipun pemodelan menggunakan *Continuous-Time Dynamic Topic Model* (cDTM) berhasil mengidentifikasi pola evolusi topik secara temporal, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan, yaitu adanya *overlapping* topik akibat kemiripan distribusi kata kunci sehingga batas antar topik tidak tegas, munculnya kata generik (*noise residual*) yang memengaruhi kemurnian topik, serta sensitivitas model terhadap distribusi temporal di mana lonjakan data dapat memengaruhi proporsi topik. Selain itu, ketiadaan *ground truth* membuat evaluasi bersifat interpretatif dan berpotensi subjektif. Namun demikian, meskipun memiliki keterbatasan tersebut, model cDTM tetap mampu menangkap pola evolusi diskursus publik secara sistematis dan hasilnya tetap valid dengan catatan perlu kehati-hatian dalam interpretasi dan generalisasi.

### 3.1.4 Hasil Integrasi Analisis Sentimen dan Evolusi Topik

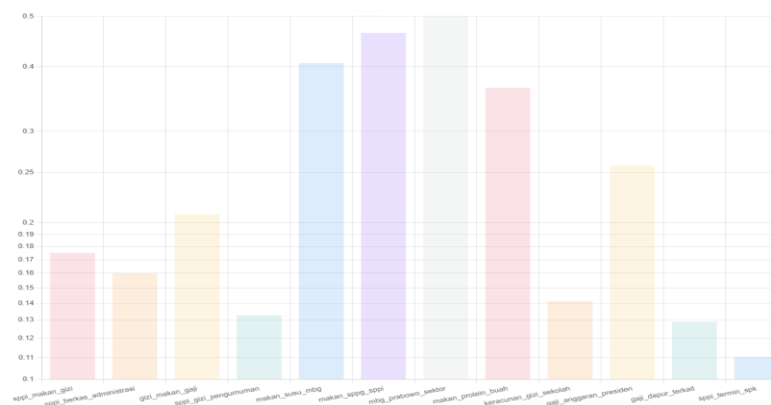
Analisis menunjukkan bahwa topik dengan volume unggahan tertinggi juga memiliki persentase sentimen negatif paling dominan, seperti *sppi\_termin\_spk* dan *gaji\_dapur\_terkait* yang menjadi sumber utama resistensi publik, serta *keracunan\_gizi\_sekolah* dan *sppi\_gizi\_pengumuman* yang mencerminkan kuatnya korelasi antara isu keamanan pangan dan transparansi informasi dengan ketidakpuasan publik. Sebaliknya, topik seperti *makan\_sppi\_sppi*, *mbg\_prabowo\_sektor*, dan *makan\_protein\_buah* menunjukkan tingkat sentimen negatif yang lebih rendah hingga moderat, sehingga mengindikasikan bahwa aspek teknis dan komponen gizi tidak memicu reaksi negatif sebesar isu

tata kelola dan risiko operasional. Secara keseluruhan, integrasi dengan analisis evolusi topik menegaskan bahwa peningkatan sentimen negatif berbanding lurus dengan pergeseran isu dari yang bersifat teknis/normatif menuju operasional/kontroversial. Hasil topik dengan dominasi sentimen negatif dapat dilihat pada Gambar 7 berikut.



Gambar 7. Topik dengan Sentimen Negatif

Berdasarkan data, topik `makan_sppg_sppi`, `makan_susu_mbg`, dan `makan_protein_buah` menunjukkan proporsi sentimen positif yang relatif lebih menonjol, yang mengindikasikan bahwa aspek teknis dan komponen gizi program MBG cenderung mendapatkan penerimaan serta respons yang konstruktif dari publik. Sebaliknya, topik dengan volume percakapan tertinggi justru memiliki proporsi sentimen positif paling rendah, sehingga memperkuat bahwa isu terkait administrasi keuangan dan operasional lebih banyak memicu diskursus kritis dibandingkan narasi dukungan. Hasil topik dengan dominasi sentimen positif dapat dilihat pada Gambar 8 berikut.



Gambar 8. Topik dengan Dominasi Sentimen Positif

Analisis komparatif antara sentimen negatif dan positif pada setiap topik MBG menunjukkan bahwa topik `gaji_dapur_terkait` dan `sppi_termin_spk` didominasi sentimen negatif yang sangat signifikan, diikuti oleh `keracunan_gizi_sekolah` yang juga mencerminkan tingginya sensitivitas publik terhadap isu keamanan pangan. Sebaliknya, topik `makan_susu_mbg` dan `makan_protein_buah` menunjukkan kecenderungan sentimen positif, sementara `makan_sppg_sppi` mencatatkan tingkat sentimen positif tertinggi yang mengindikasikan penerimaan publik terhadap kerangka teknisnya, dan `mbg_prabowo_sektor` memperlihatkan dinamika yang lebih moderat tanpa polarisasi tajam. Secara keseluruhan, topik terkait nutrisi dan kualitas program cenderung memperoleh sentimen positif, sedangkan isu tata kelola keuangan, administrasi, dan keamanan operasional lebih banyak memicu sentimen negatif, sehingga menunjukkan bahwa publik mengapresiasi tujuan program namun tetap kritis terhadap implementasi dan akuntabilitasnya.

### 3.2 Pembahasan

Hasil analisis sentimen menggunakan model IndoBERT menunjukkan bahwa model mampu menangkap kecenderungan persepsi publik terhadap program Makan Bergizi Gratis (MBG) secara kontekstual dan berbasis pada spesifikasi topik. Dominasi sentimen negatif yang terdeteksi secara konsisten pada isu-isu seperti `gaji_dapur_terkait`, `sppi_termin_spk`, dan `keracunan_gizi_sekolah` menunjukkan bahwa IndoBERT efektif dalam mengidentifikasi ekspresi ketidakpuasan masyarakat yang berkaitan dengan aspek operasional, tata kelola kontrak, dan keamanan pangan.

Di sisi lain, dominasi sentimen positif yang tertangkap pada topik-topik seperti `makan_sppg_sppi`, `makan_susu_mbg`, dan `makan_protein_buah` menunjukkan kemampuan IndoBERT dalam membedakan ekspresi

apresiasi terhadap manfaat langsung, variasi menu, dan kualitas gizi program. Perbedaan distribusi sentimen yang tajam antar topik ini mengindikasikan bahwa model tidak hanya melakukan klasifikasi sentimen secara general, tetapi juga mampu menangkap nuansa konteks dalam wacana kebijakan publik yang kompleks [20], [21].

Selain itu, fluktuasi sentimen negatif dan positif sepanjang periode pengamatan (Januari hingga Desember) menunjukkan bahwa IndoBERT sangat sensitif terhadap dinamika opini publik yang dipengaruhi oleh peristiwa-peristiwa *event-driven* dalam fase implementasi kebijakan. Hal ini memperkuat temuan bahwa penggunaan model berbasis *transformer* seperti IndoBERT lebih unggul dalam menangani bahasa informal, sarkasme, dan konteks lokal yang sering muncul dalam media sosial dibandingkan pendekatan berbasis leksikon atau model statistik tradisional yang cenderung kaku dalam menangkap makna kontekstual.

Secara keseluruhan, implementasi IndoBERT dalam penelitian ini berhasil menyajikan pemetaan persepsi publik yang akurat, di mana model mampu mendeteksi pergeseran fokus diskursus dari aspek administratif ke arah pengawasan operasional yang lebih kritis seiring berjalannya waktu.

Hasil pemodelan topik menggunakan *continuous Dynamic Topic Modeling* (cDTM) berhasil mengidentifikasi kluster topik utama terkait program MBG serta memetakan evolusi intensitasnya secara kronologis. Topik-topik yang berkaitan dengan administrasi dan operasional, seperti *gaji\_dapur\_terkait*, *sppi\_termin\_spk*, dan *keracunan\_gizi\_sekolah*, menunjukkan lonjakan *volume* yang signifikan pada periode akhir pengamatan, yang mencerminkan fase krusial dalam implementasi kebijakan.

Temuan ini menunjukkan bahwa cDTM sangat efektif dalam menangkap pergeseran fokus diskursus publik, dari topik-topik administratif yang muncul pada fase inisiasi seperti *sppi\_makan\_gizi* dan *sppi\_berkas\_administrasi* menuju topik-topik evaluatif dan operasional yang mendominasi pada fase implementasi lapangan. Perubahan intensitas topik yang tidak bersifat linier ini mengindikasikan bahwa diskursus publik terhadap MBG sangat dipengaruhi oleh peristiwa kebijakan tertentu, seperti insiden kesehatan atau agenda koordinasi pusat yang memicu lonjakan atensi masyarakat.

Selain itu, keberhasilan cDTM dalam membedakan topik-topik yang secara semantik saling berdekatan, seperti pemisahan kluster *sppi\_makan\_gizi* dan *sppi\_gizi\_pengumuman*, menunjukkan keunggulan pendekatan kontekstual dibandingkan dengan model topik statis tradisional. Model statis cenderung mengabaikan dimensi waktu, sehingga sering gagal dalam mendeteksi bagaimana suatu topik bermutasi atau berkembang menjadi isu yang lebih spesifik seiring berjalannya waktu.

Secara keseluruhan, implementasi cDTM dalam penelitian ini membuktikan bahwa dinamika opini publik terhadap program MBG bersifat dinamis dan berevolusi secara substansial. Kemampuan model untuk memetakan aliran topik dari waktu ke waktu memberikan bukti empiris bahwa masyarakat terus melakukan penyesuaian fokus pengawasan terhadap program, mulai dari aspek persiapan administratif hingga pada isu-isu substantif mengenai kesejahteraan pelaksana dan keamanan pangan di sekolah.

Integrasi antara model klasifikasi sentimen berbasis IndoBERT dengan pemodelan topik dinamis (cDTM) menghasilkan kerangka analisis yang lebih komprehensif dalam membedah wacana publik terkait program MBG. Pendekatan hibrida ini melampaui analisis teks konvensional dengan memungkinkan identifikasi yang mendalam mengenai apa yang dibicarakan oleh masyarakat, bagaimana sikap atau polaritas emosional yang menyertainya, serta kapan titik perubahan persepsi tersebut terjadi secara temporal.

Hasil analisis menunjukkan adanya dikotomi antara intensitas pembahasan dengan sentimen publik. Kluster topik yang berkaitan dengan tata kelola operasional dan administrasi kontrak menunjukkan volume pembahasan yang tinggi, namun didominasi oleh sentimen negatif yang tajam. Sebaliknya, topik yang berfokus pada substansi gizi dan kualitas nutrisi memiliki intensitas pembahasan yang lebih rendah tetapi didominasi oleh sentimen positif. Temuan ini menegaskan pentingnya integrasi topik dan sentimen dalam evaluasi kebijakan, karena volume pembicaraan saja tidak cukup untuk merepresentasikan tingkat dukungan publik terhadap suatu kebijakan.

Secara metodologis, kombinasi IndoBERT dan cDTM terbukti efektif dan presisi untuk menganalisis opini publik yang bersifat dinamis, dipicu oleh peristiwa, dan kontekstual. Pendekatan ini memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan metodologi analisis teks berbahasa Indonesia, khususnya dalam penangkapan dinamika temporal dan presisi kontekstual.

Dengan demikian, integrasi ini tidak hanya menjadi instrumen teknis untuk klasifikasi data, tetapi juga menjadi alat evaluasi kebijakan yang kuat. Kerangka kerja ini mampu memberikan wawasan bagi pemangku kebijakan untuk membedakan narasi yang membutuhkan intervensi segera dibandingkan dengan narasi yang memerlukan penguatan komunikasi.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis sentimen dan pemodelan topik temporal terhadap data pembahasan MBG menggunakan IndoBERT dan cDTM, dapat ditarik kesimpulan bahwa model IndoBERT menunjukkan kinerja yang sangat baik dibuktikan dengan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang tinggi serta terbukti sangat efektif untuk klasifikasi sentimen di media sosial berbahasa Indonesia. Pemodelan topik menggunakan cDTM berhasil memetakan evolusi diskursus publik secara kronologis, yang menunjukkan adanya pergeseran fokus isu dari aspek administratif pada fase inisiasi menuju aspek operasional dan keamanan pangan pada fase implementasi, serta mampu menangkap



dinamika temporal yang krusial dalam evolusi isu. Integrasi antara IndoBERT dan cDTM membuktikan bahwa persepsi publik terhadap program MBG sangat bersifat kontekstual, di mana model berhasil mengidentifikasi fokus masyarakat yaitu pada akuntabilitas dan keamanan operasional yang secara konsisten memicu respons kritis masyarakat. Berdasarkan kesimpulan tersebut, hasil penelitian ini dapat dijadikan bahan evaluasi bagi pembuat kebijakan untuk meningkatkan kualitas pelaksanaan MBG, khususnya pada aspek kesejahteraan pelaksana program dan mekanisme administratif, serta bagi pelaksana program untuk meningkatkan konsistensi dan pemerataan kualitas layanan, dan bagi peneliti selanjutnya disarankan menggunakan data yang lebih luas serta menggabungkan pendekatan kuantitatif dan kualitatif serta mengeksplorasi penggunaan model lain atau pendekatan multimodal.

## REFERENCES

- [1] U. Agustini, “Efektivitas dan Tantangan Kebijakan Program Makan Bergizi Gratis sebagai Intervensi Pendidikan di Indonesia,” *J. Kiprah Pendidik.*, vol. 4, no. 3, pp. 362–368, 2024, doi: <https://doi.org/10.33578/kpd.v4i3.p362-368>.
- [2] A. Kiftiyah, Palestina, F. A., F. U. Abshar, and K. Rofiah, “Program makan bergizi gratis (MBG) dalam perspektif keadilan sosial dan dinamika sosial-politik,” *Pancasila J. Keindonesiaan*, vol. 5, no. 1, pp. 101–112, 2025, doi: <https://doi.org/10.52738/pjk.v5i1.726>.
- [3] Ombudsman Republik Indonesia, “Ombudsman RI Temukan Empat Potensi Maladministrasi dalam Program Makan Bergizi Gratis,” 2025.
- [4] Z. Purwanti and Sugiyono, “Pemodelan text mining untuk analisis sentimen terhadap program makan siang gratis di media sosial X menggunakan algoritma support vector machine (SVM),” *J. Indones. Manaj. Inform. dan Komun.*, vol. 5, no. 3, pp. 3065–3079, 2024, doi: [10.35870/jimik.v5i3.1001](https://doi.org/10.35870/jimik.v5i3.1001).
- [5] A. Putriyeki, Delia Sulistiawati, N. Khairani, and R. R. A. Kusuma, “Analisis multidimensional sentimen masyarakat terhadap program makan bergizi gratis pada media sosial X,” *Integr. Perspect. Soc. Sci. J.*, vol. 2, no. 1, pp. 1004–1024, 2025, doi: <https://ipsj.com/index.php/ojs/article/view/142>.
- [6] G. F. Situmorang and R. Purba, “Deteksi Potensi Depresi dari Unggahan Media Sosial X Menggunakan IndoBERT,” *Build. Informatics, Technol. Sci.*, 2024, doi: <https://doi.org/10.47065/bits.v6i2.5496>.
- [7] M. R. Nur, Y. Wibisono, and R. Megasari, “Analisis sentimen dan pemodelan topik pada post tentang merek teknologi di X menggunakan fine-tuning IndoBERT dan BERTopic,” *JUKTISI*, vol. 4, no. 2, pp. 743–750, Jul. 2025, doi: <https://doi.org/10.62712/juktisi.v4i2.508>.
- [8] M. M. Naury, D. H. Fudholi, and A. F. Hidayatullah, “Topic modelling pada sentimen terhadap headline berita online berbahasa Indonesia menggunakan LDA dan LSTM,” *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 5, no. 1, pp. 24–30, 2021, doi: [10.30865/mib.v5i1.2556](https://doi.org/10.30865/mib.v5i1.2556).
- [9] A. H. Marani and E. P. S. Baumer, “A review of stability in topic modeling: Metrics for assessing and techniques for improving stability,” *ACM Comput. Surv.*, 2023, doi: [10.1145/3623269](https://doi.org/10.1145/3623269).
- [10] F. F. Roji, Nava Gia Ginasta, Y. Cahyan, D. Rahayu, and D. Ramdani, “Review analysis of SatuSehat application using support vector machine and latent Dirichlet allocation modeling,” *RISTEC Res. Inf. Syst. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 50–62, 2023, doi: <https://doi.org/10.31980/ristec.v4i1.120>.
- [11] E. Puspita, D. F. Shiddiq, and F. F. Roji, “Pemodelan topik pada media berita online menggunakan latent Dirichlet allocation (studi kasus merek Somethinc),” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. 2, pp. 481–489, 2024, doi: [10.57152/malcom.v4i2.1204](https://doi.org/10.57152/malcom.v4i2.1204).
- [12] N. Cahyono, *Fundamental Topic Modelling: Memahami Tren & Topik dalam Text Mining*. Sumedang: CV Mega Press Nusantara, 2024.
- [13] S. B. Panuntun, Dewi Krismawati, S. Pramana, and E. T. Astuti, “Analisis teks pemberitaan telemedicine di Indonesia: Pendekatan sentimen, NER, topic modeling, dan social network dalam memahami isu dan persepsi,” *Indones. Heal. Inf. Manag. J.*, vol. 11, no. 1, pp. 56–67, 2023, doi: <https://doi.org/10.47007/inohim.v11i1.500>.
- [14] W. Wahyuni, T. P. Lestari, M. Apriliana, and R. Gumelta, “Implementation of BERTopic for topic modeling analysis of the free nutritious meal program based on YouTube comments,” *JAIC*, vol. 9, no. 4, pp. 1964–1971, Aug. 2025, doi: <https://doi.org/10.30871/jaic.v9i4.9754>.
- [15] E. Nurmawati and A. Amanda, “Analisis sentimen dan pemodelan topik pada tweet terkait data Badan Pusat Statistik,” *J. Sist. Inf. dan Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 165–176, 2023, doi: [10.47080/simika.v6i2.2789](https://doi.org/10.47080/simika.v6i2.2789).
- [16] D. M. Blei and J. D. Lafferty, “Dynamic topic models,” in *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning*, 2006, pp. 113–120. doi: [10.1145/1143844.1143859](https://doi.org/10.1145/1143844.1143859).
- [17] C. Wang, D. Blei, and D. Heckerman, “Continuous time dynamic topic models,” in *Proceedings of the 24th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI)*, 2008, pp. 579–586.
- [18] R. C. Tarumingkeng, *Natural language processing (NLP)*. Bogor: RUDYCT e-PRESS, 2024.
- [19] G. Hakim, T. N. Fatyanosa, and A. W. Widodo, “Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Kereta Cepat Whoosh pada Platform X menggunakan IndoBERT,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 10, 2024, doi: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/14291>.
- [20] B. Wilie et al., “IndoNLU: Benchmark and resources for evaluating Indonesian natural language understanding,” in *Proceedings of the 1st Conference of the Asia-Pacific Chapter of the Association for Computational Linguistics and the 10th International Joint Conference on Natural Language Processing*, Association for Computational Linguistics, 2020, pp. 843–857. doi: [10.18653/v1/2020.aacl-main.85](https://doi.org/10.18653/v1/2020.aacl-main.85).
- [21] A. Putra, Ismarmiaty, and Apriani, “Pengukuran tingkat akurasi pada ulasan e-commerce menggunakan metode IndoBERT dengan optimizer Adam,” *J. Komputer, Inf. dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, p. 14, 2025, doi: [10.53697/jkomitek.v5i1.2448](https://doi.org/10.53697/jkomitek.v5i1.2448).