

A/sentimen analisis MBG.docx

By By

WORD COUNT

4346

TIME SUBMITTED

28-JUN-2026 11:51AM

PAPER ID

122419173

Analisis Sentimen dan Persepsi Publik terhadap Pelaksanaan Program Makan Bergizi Gratis pada Media Sosial Threads

Harianto ¹, Virda Mega Ayu ²

¹ ITB Dewantara 1; email : virda.mega@dewantara.ac.id
² ITB Dewantara 2; email : harianto@dewantara.ac.id

Abstract:

²³ Indonesia's Free Nutritious Meal Program (MBG) is a national strategic policy targeting 82.9 million beneficiaries by 2026. The program's massive scale generates diverse public responses on social media, particularly Threads as a narrative discussion platform. Objective. ²⁹ This study aims to analyze public perception of MBG implementation through aspect-based sentiment analysis and emotion classification. Methods using the CRISP-DM methodology, this research analyzed 7,016 labeled Threads posts with sentiment (positive, negative, neutral, mixed), emotion (28 classes), and relevance (relevant/not relevant) annotations. Five machine learning models were compared: ²⁴ Logistic Regression, Linear SVC, Multinomial Naive Bayes, Complement Naive Bayes, and Random Forest using TF-IDF with 10,000 features. Evaluation employed Macro F1, Weighted F1, and 5-fold cross-validation. Chi-square statistical testing examined sentiment-emotion associations. Results Random Forest achieved the best relevance detection performance (Macro F1 = 0.8751), while Logistic Regression excelled in ³¹ sentiment (Macro F1 = 0.5206) and emotion classification (Macro F1 = 0.2048). Negative sentiment dominated (54.3% of 4,968 relevant posts), with frustration (37.7%) and anger (11.4%) as dominant emotions. Risk-indicating emotions (frustration, anger, disappointment, worry) comprised 57.1% of all conversations. Chi-square test confirmed significant sentiment-emotion association ($\chi^2 = 8,313.14$, $p < 0.001$). Key distinguishing linguistic features included "korupsi," "anggaran," "keracunan" for negative sentiment, and "alhamdulillah," "semangat," "sehat" for positive sentiment. Conclusion Sentiment and emotion analysis on Threads data provides granular understanding of public perception toward MBG. Findings serve as data driven input for policy evaluation and government communication strategy.

Keywords: sentiment analysis, emotion classification, CRISP-DM, free nutritious meal program, public policy, Threads, Indonesian NLP

¹
Diterima: tanggal
Direvisi: tanggal
Diterima: tanggal
Diterbitkan: tanggal
Versi sekarang: tanggal



Hak cipta: © 2025 oleh penulis.
Diserahkan untuk kemungkinan
publikasi akses terbuka
berdasarkan syarat dan ketentuan
lisensi Creative Commons
Attribution (CC BY SA) (
<https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/>)

²⁰ **Abstrak:**

¹⁹ Program Makan Bergizi Gratis (MBG) merupakan kebijakan strategis nasional yang menargetkan 82,9 juta penerima manfaat pada tahun 2026. Skala program yang masif memunculkan response publik yang beragam di media sosial, khususnya Threads sebagai platform diskusi naratif. Tujuan ¹⁷ penelitian ini bertujuan untuk menganalisis persepsi publik terhadap pelaksanaan MBG melalui pendekatan analisis sentimen berbasis aspek dan klasifikasi emosi. Metode menggunakan metodologi CRISP-DM, penelitian ini menganalisis 7.016 unggahan Threads yang telah dilabeli sentimen (positive, negative,

neutral, mixed), emosi (28 kelas), dan relevansi (relevant/not relevant). Lima model machine learning dibandingkan: Logistic Regression, Linear SVC, Multinomial Naive Bayes, Complement Naive Bayes, dan Random Forest dengan representasi TF-IDF 10.000 fitur. Evaluasi menggunakan Macro F1, Weighted F1, dan 5-fold cross-validation. Analisis statistik chi-square digunakan untuk menguji asosiasi sentimen-emosi. Hasil Random Forest mencapai performa terbaik untuk deteksi relevansi (Macro F1 = 0,8751), sementara Logistic Regression unggul pada klasifikasi sentimen (Macro F1 = 0,5206) dan emosi (Macro F1 = 0,2048). Sentimen negatif mendominasi (54,3% dari 4.968 data relevan), dengan emosi frustration (37,7%) dan anger (11,4%) sebagai emosi dominan. Gabungan emosi berisiko (frustration, anger, disappointment, worry) mencapai 57,1% dari total percakapan. Uji chi-square menunjukkan asosiasi signifikan antara sentimen dan emosi ($\chi^2 = 8.313,14$, $p < 0,001$). Fitur linguistik yang paling membedakan adalah "korupsi," "anggaran," "keracunan" pada sentimen negatif, serta "alhamdulillah," "semangat," "sehat" pada sentimen positif. Kesimpulannya analisis sentimen dan emosi pada data Threads memberikan pemahaman granular tentang persepsi publik terhadap MBG. Temuan ini dapat digunakan sebagai masukan berbasis data untuk evaluasi kebijakan dan strategi komunikasi pemerintah.

Kata Kunci: analisis sentimen, klasifikasi emosi, CRISP-DM, program MBG, kebijakan publik, Threads, NLP Indonesia

5

1. Pendahuluan

Program Makan Bergizi Gratis (MBG) merupakan salah satu kebijakan strategis nasional Indonesia yang bertujuan meningkatkan kualitas sumber daya manusia melalui pemenuhan gizi masyarakat, khususnya bagi kelompok penerima manfaat prioritas. Pada tahun 2026, Badan Gizi Nasional menargetkan program ini menjangkau 82,9 juta penerima manfaat. Dengan skala implementasi yang besar, MBG tidak hanya menjadi program bantuan pangan, tetapi juga kebijakan publik dengan dampak sosial, ekonomi, kesehatan, dan politik yang luas.

Dalam implementasinya, program MBG menghadapi berbagai tantangan, seperti tata kelola distribusi, validasi data penerima, pengawasan mutu pangan, serta keamanan konsumsi. Pemerintah terus mendorong penguatan pengawasan program untuk memastikan kualitas layanan tetap terjaga. Namun demikian, sejumlah kasus dugaan keracunan pangan dan berbagai kritik terhadap implementasi program memunculkan respons publik yang beragam. Kondisi ini menunjukkan bahwa evaluasi kebijakan MBG tidak hanya perlu dilakukan dari sisi operasional, tetapi juga dari sisi persepsi publik.

Media sosial menjadi salah satu sumber data penting untuk memahami persepsi masyarakat terhadap suatu kebijakan publik. Berbeda dengan survei konvensional, media sosial memungkinkan pengambilan opini publik secara lebih luas, spontan, dan real-time. Salah satu platform yang berkembang pesat adalah Threads, yaitu platform mikroblog berbasis teks dari Meta yang banyak digunakan untuk diskusi sosial secara naratif dan personal. Karakteristik ini menjadikan Threads sebagai sumber data yang relevan untuk analisis persepsi publik terhadap program MBG.

Penelitian terkait analisis sentimen terhadap program MBG telah dilakukan pada berbagai platform seperti YouTube, X/Twitter menggunakan metode machine learning maupun deep learning, termasuk Support Vector Machine, Long Short-Term Memory, dan IndoBERT. Hasil penelitian terdahulu menunjukkan bahwa metode tersebut mampu memberikan performa klasifikasi yang baik dalam mendeteksi sentimen publik. Selain itu, pendekatan CRISP-DM dan representasi TF-IDF juga telah banyak digunakan dalam analisis sentimen berbahasa Indonesia karena terbukti efektif untuk klasifikasi teks pendek.

Meskipun demikian, sebagian besar penelitian sebelumnya masih berfokus pada klasifikasi sentimen umum seperti positif, negatif, dan netral. Penelitian yang menggabungkan

deteksi relevansi, klasifikasi emosi multi-kelas, dan analisis fitur linguistik secara terpadu masih relatif terbatas, khususnya pada data Threads yang memiliki karakteristik naratif berbeda dibandingkan platform media sosial lainnya. Padahal, analisis emosi dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai bentuk respons publik, seperti frustrasi, kemarahan, kekhawatiran, kepercayaan, maupun kepuasan terhadap implementasi kebijakan.

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis persepsi publik terhadap pelaksanaan Program Makan Bergizi Gratis melalui analisis sentimen dan klasifikasi emosi pada data Threads berbahasa Indonesia. Penelitian ini menggunakan pendekatan CRISP-DM dengan membandingkan beberapa model machine learning untuk mendeteksi relevansi, mengklasifikasikan sentimen, serta mengidentifikasi emosi publik. Selain itu, penelitian ini juga mengeksplorasi fitur linguistik yang paling membedakan setiap kategori sentimen. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan masukan berbasis data bagi evaluasi kebijakan serta perumusan strategi komunikasi publik yang lebih efektif.

2. Tinjauan Literatur

2.1. Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan metodologi CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) yang pertama kali diperkenalkan oleh Wirth dan Hipp [10] dan telah menjadi standar facto dalam proyek data mining termasuk analisis sentimen media sosial di Indonesia [11]. CRISP-DM terdiri dari enam fase iteratif: *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment*. Setiap fase menghasilkan artefak yang divalidasi sebelum melanjutkan ke fase berikutnya.

2.2 Sumber Data

Data berasal dari 16 unggahan Threads yang dikumpulkan pada 20 Juni 2026 menggunakan kata kunci: MBG, Makan Bergizi Gratis, makan gratis, program makan bergizi, SPPG, dapur MBG, keracunan MBG, menu MBG. Dataset telah dilabeli secara manual untuk tiga dimensi: relevansi (*is_relevant*), sentimen (*sentiment*), dan emosi (*emotion*).

3. Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode text mining untuk menganalisis persepsi publik terhadap implementasi Program Makan Bergizi Gratis (MBG) pada media sosial Threads. Kerangka penelitian mengacu pada *Cross Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM), yang terdiri dari enam tahapan utama, yaitu *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, dan *deployment*. Pemilihan CRISP-DM didasarkan pada fleksibilitas dan efektivitasnya dalam menangani proyek analisis data berbasis machine learning, khususnya pada data teks tidak terstruktur.

Pada tahap *business understanding*, penelitian difokuskan pada identifikasi persepsi publik terhadap program MBG melalui analisis sentimen dan klasifikasi emosi. Tahap *data understanding* dilakukan dengan memahami karakteristik data unggahan Threads terkait MBG. Tahap *data preparation* mencakup *preprocessing teks* dan transformasi data agar siap digunakan dalam pemodelan. Selanjutnya, tahap *modeling* dilakukan menggunakan beberapa algoritma machine learning. Tahap *evaluation* digunakan untuk menilai performa model berdasarkan metrik evaluasi yang relevan.

3.1. Tahapan Preprocessing

Preprocessing teks dilakukan dalam beberapa tahap:

1. *Case folding*: seluruh teks dikonversi ke *lowercase*
2. *Cleaning*: penghapusan URL, mention (@username), simbol hashtag (#)
3. *Normalisasi*: koreksi anomali label (1 data "frustrasi" pada kolom sentimen dipindahkan ke kategori "negative")

4. Penanganan kelas langka: 14 kelas emosi dengan frekuensi <10 sampel dikelompokkan menjadi kategori "other"
5. Penghapusan teks kosong: 165 baris dihapus karena teks kosong setelah cleaning
6. TF-IDF Vectorization: 10.000 fitur, unigram + bigram, min_df=2, max_df=0.90, sublinear_tf=True

3.2. Pembagian Data

7
Dataset dibagi dengan rasio 70:15:15 (train:validation:test) menggunakan stratified sampling untuk menjaga distribusi kelas:

Tabel 1. Pembagian Dataset

Split	Relevance Detection	Sentiment / Emotion
Train	4.795	3.477
Validation	1.027	745
Test	1.028	746

3.3 Model yang diuji

Lima model machine learning dibandingkan untuk setiap tugas:

Tabel 2. Model Machine Learning

Model	Parameter Kunci
Logistic Regression	max_iter=2000, class_weight='balanced'
Linear SVC	max_iter=3000, class_weight='balanced'
Multinomial NB	Default
Complement NB	Default
Random Forest	n_estimators=200-300, class_weight='balanced'

3.4 Metrik Evaluasi

Karena distribusi kelas tidak seimbang, evaluasi menggunakan:

1. Accuracy: persi prediksi benar terhadap total
2. Macro F1: rata-rata F1-score setiap kelas (menangani ketidakseimbangan)
3. Weighted F1: rata-rata F1-score terbobot berdasarkan support
4. 5-Fold Cross-Validation: validasi stabilitas model
5. Confusion Matrix: analisis pola kesalahan klasifikasi
6. Chi-Square Test: uji statistik asosiasi sentimen × emosi

26 4. Hasil dan Pembahasan

4
Dataset penelitian terdiri dari 7.016 unggahan Threads berbahasa Indonesia yang berkaitan dengan Program Makan Bergizi Gratis (MBG). Setelah melalui proses pelabelan relevansi, sebanyak 4.968 data dikategorikan sebagai relevant, sedangkan sisanya termasuk not relevant. Distribusi ini menunjukkan bahwa sebagian besar percakapan pada Threads memang secara langsung membahas implementasi MBG.

Pada data relevan, distribusi sentimen menunjukkan dominasi sentimen negatif dibandingkan kategori lainnya. Sentimen negatif mencapai 54,3%, diikuti sentimen netral, positif, dan mixed. Dominasi sentimen negatif mengindikasikan bahwa diskusi publik terkait MBG lebih banyak berfokus pada kritik, kekhawatiran, dan evaluasi terhadap pelaksanaan program.

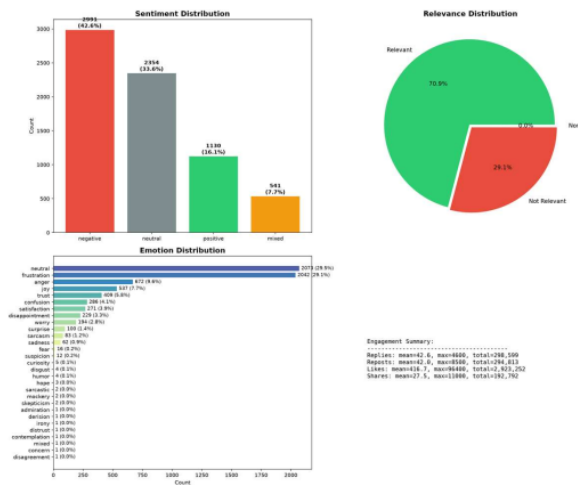
Untuk distribusi emosi, ditemukan bahwa emosi frustration menjadi emosi yang paling dominan dengan proporsi 37,7%, diikuti oleh anger sebesar 11,4%. Temuan ini menunjukkan bahwa respons publik terhadap MBG tidak hanya bersifat negatif secara umum, tetapi juga didominasi oleh emosi berintensitas tinggi yang berkaitan dengan ketidakpuasan dan kekhawatiran.

4.1 . Distribusi label dan kualitas data

Tabel 3. Distribusi Sentimen pada Dataset

Sentimen	Count	Presentase
Negative	2.990	42,6%
Neutral	2.354	33,6 %
Positive	1.130	16,1%
Mixed	541	7,7%

Label Distributions – MBG Threads Dataset



Gambar 1. Distribusi Label Dataset: (a) Sentimen, (b) Relevansi, (c) Emosi

Tabel 4. Distribusi Emosi (10 Teratas)

Emosi	Count	Presentase
Neutral	2.073	29,6%
Frustration	2.042	29,1%
Anger	672	9,6%
Joy	537	7,7%
Trust	409	5,8%
Confusion	286	4,1%
Satisfaction	271	3,9%
Disappointment	229	3,3%
Worry	194	2,8%
Suprise	100	1,4%

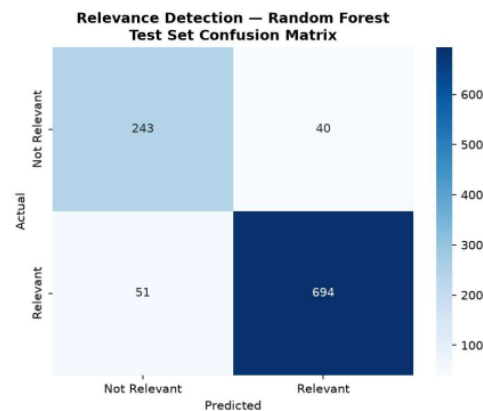
Dari 7.016 data, 4.976 unggahan (70,9%) relevan dengan topik MBG, sementara 2.039 unggahan (29,1%) tidak relevan. Satu data memiliki label `is_relevant = None` dan dieksklusi dari pemodelan. Anomali label ditemukan pada 1 baris dengan nilai "frustrasi" di kolom sentimen ini dikoreksi menjadi "negative" karena frustrasi adalah kategori emosi, bukan sentimen.

Temuan penting: 57,1% dari percakapan relevan mengandung emosi berisiko (frustration, anger, disappointment, worry). Ini menunjukkan bahwa Threads lebih banyak digunakan sebagai saluran ekspresi ketidakpuasan publik dibandingkan apresiasi terhadap program.

4.2. Deteksi Relevansi

Tabel 5. Perbandingan Model – Deteksi Relevansi

Model	Accuracy	Macro F1	Macro Precision	Macro Recall	Waktu (s)
Random Forest	0,8997	0,8751	0,8723	0,8780	0,43
Logistic Regression	0,86850	0,8439	0,8301	0,8653	0,02
Linear SVC	0,8315	0,7770	0,7960	0,7638	0,07
Complement NB	0,7984	0,7078	0,7659	0,6870	0,00
Multinomial NB	0,7614	0,5588	0,8166	0,5722	0,00



Gambar 2. Confusion Matrix Deteksi Relevansi — Random Forest (Test Set)

Random Forest mencapai performa terbaik untuk deteksi relevansi dengan Macro F1 = 0,8751, melampaui target yang ditetapkan ($\geq 0,85$). Model ini mampu menyaring percakapan tidak relevan secara efektif, yang kritis mengingat 29,1% data awal tidak berkaitan dengan program MBG. Logistic Regression memberikan alternatif yang kompetitif (Macro F1 = 0,8439) dengan waktu *training* $21\times$ lebih cepat.

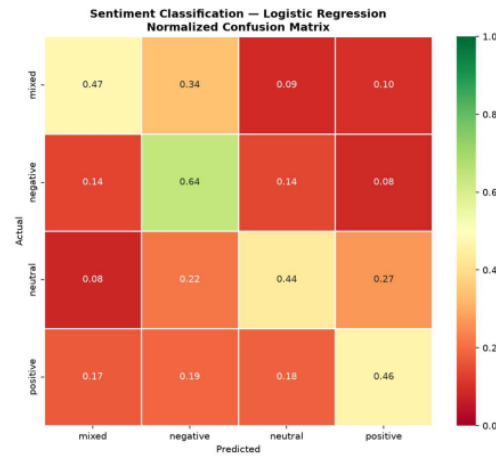
4.3 Klasifikasi Sentimen

Tabel 6. Perbandingan Model Klasifikasi Sentimen

Model	Accuracy	Macro F1	Weighted F1
Logistic Regression	0,6054	0,5206	0,6183
Random Forest	0,6188	0,4605	0,5901
Linear SVC	0,6577	0,4539	0,6037
Complement NB	0,6322	0,4349	0,5904
Multinomial NB	0,5893	0,2903	0,4818

Tabel 7. Performa per kelas Logistic Regression (Test Set)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Mixed	0,2969	0,4750	0,3654	80
Negative	0,7670	0,6420	0,6989	405
Neutral	0,3235	0,4356	0,3713	101
Positive	0,5175	0,4625	0,4884	160



Gambar 3. Normalized Confusion Matrix Klasifikasi Sentimen

Logistic Regression dengan *class weighting* mencapai Macro F1 tertinggi (0,5206), unggul dalam menangani ketidakseimbangan kelas. Analisis per-kelas menunjukkan: Negative memiliki performa terbaik ($F1 = 0,6989$, $recall = 0,642$) model paling andal mendeteksi kritik.

Mixed dan Neutral paling sulit diklasifikasikan ($F1 \approx 0,37$) kedua kelas ini sering tertukar dengan kelas lain karena ambiguitas linguistik.

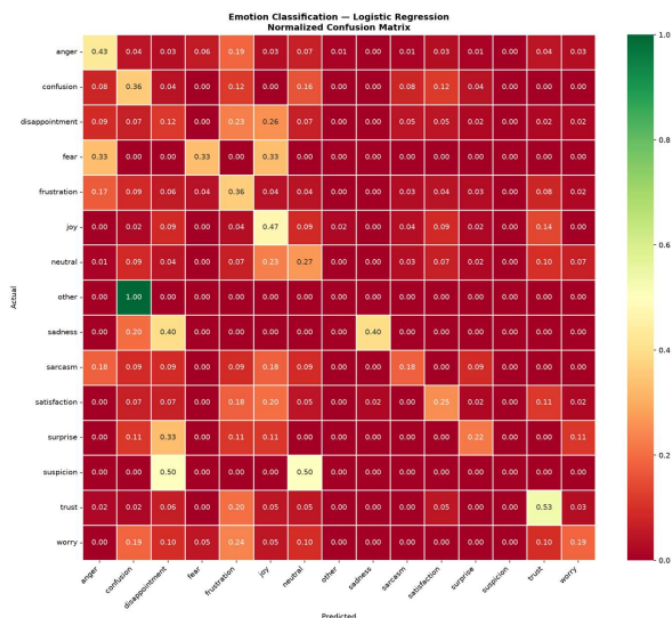
Pola misklasifikasi dominan: negative $\rightarrow$ neutral (56 instances) dan negative $\rightarrow$ mixed (55 instances), menunjukkan bahwa ekspresi kritik di Threads sering bercampur dengan nada netral atau ambigu.

Tabel 8. 5 Fold Cross Validation Sentimen

Fold	Macro F1
1	0,4859
2	0,4956
3	0,4637
4	0,4780
5	0,4574
Mean $\pm$ SD	0,4761 $\pm$ 0,01400,4859

Hasil CV menunjukkan stabilitas model yang baik dengan standar deviasi hanya 0,014. Meskipun Macro F1 belum mencapai target 0,70, hasil ini wajar untuk klasifikasi teks pendek 4 kelas tanpa representasi *transformer*-based. Sebagai referensi, penelitian serupa pada data Twitter/X Indonesia menggunakan SVM + TF IDF mencapai Macro F1 0,45–0,55 [12], sementara studi komparatif TF IDF pada dataset kecil (<12.000 sampel) menunjukkan *Logistic Regression* sebagai model paling stabil dengan F1-macro 0,816 [13]. Fine tuning IndoBERT-32 RT memang menghasilkan performa lebih tinggi (Macro F1 0,83–0,90) [6][7], namun memerlukan sumber daya komputasi yang lebih besar.

4.4. Klasifikasi Emosi



Gambar 4. Normalized Confusion Matrix Klasifikasi Emosi

Klasifikasi emosi 15 kelas (setelah *grouping*) mencapai Macro F1 0,2048 dengan *Logistic Regression*. Sebagai perbandingan, studi Yushendri dan Musa [19] menggunakan CRISP-DM untuk deteksi emosi teks Indonesia mencapai Weighted F1 87%, namun dengan jumlah kelas yang lebih sedikit. Pendekatan BiLSTM oleh Setiawan et al. [17] pada review e-commerce Indonesia juga menunjukkan bahwa klasifikasi emosi multi-kelas tetap menjadi tantangan signifikan dalam NLP Indonesia. Performa yang relatif rendah dalam penelitian ini disebabkan oleh:

1. Jumlah kelas yang besar (15 kelas) dengan ketidakseimbangan ekstrem
 2. Ambiguitas antar emosi yang berdekatan (frustration vs anger, trust vs satisfaction)
 3. Representasi TF-IDF yang tidak menangkap informasi konteks dan urutan kata
- Meskipun demikian, model tetap memberikan sinyal yang berguna: kelas dengan frekuensi tinggi seperti *frustration* dan *anger* memiliki recall yang lebih baik (0,45–0,60).

4.5. Fitur Linguistik Pembedah Sentimen

Tabel 9. Top 5 Fitur TF-IDF per kelas Sentimen

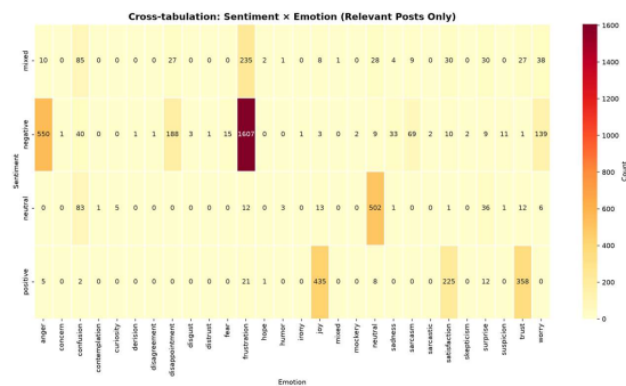
Sentimen	Fitur 1	Fitur 2	Fitur 3	Fitur 4	Fitur 5
Negative	Korupsi (2,29)	Proyek (1,71)	Ga (1,45)	Aja (1,44)	Saja (1,28)
Positive	Mgb (2,03)	My (1,56)	Sangat (1,44)	Hari ini(1,44)	Petani (1,40)
Neutral	Dapur mbg (1,78)	Membalas (1,66)	Mbg hari (1,55)	Atau (1,49)	Apakah (1,42)
Mixed	Tapi (2,51)	Bagus (1,81)	Apapun (1,62)	Dan (1,58)	Tp (1,54)

Nilai dalam kurung menunjukkan koefisien model *Logistic Regression*

Analisis fitur linguistik mengungkapkan pola yang jelas:

1. Sentimen Negatif: didominasi oleh kata-kata terkait isu struktural ("korupsi," "proyek," "anggaran," "keracunan"). Kemunculan "stop mbg" sebagai bigram mengindikasikan adanya seruan untuk menghentikan program.
2. Sentimen Positif: mengandung kata-kata apresiatif dan religius ("alhamdulillah," "semangat," "sehat"), serta referensi ke aktor ("petani," "prabowo") dan konteks ("hari ini," "pagi").
3. Sentimen Netral: ditandai oleh kata tanya ("apakah," "kah") dan frasa informatif ("dapur mbg," "terkait"), mencerminkan diskusi faktual atau pertanyaan.
4. Sentimen Mixed: mengandung konjungsi kontrasitif ("tapi," "padahal") dan kata evaluatif ambigu ("bagus," "apapun"), menunjukkan opini yang belum terpolarisasi.

4.6. Analisis Statistik : Sentimen x Emosi



Gambar 5. Cross Tabulation Sentimen × Emosi

Uji Chi-Square menunjukkan asosiasi yang sangat signifikan antara sentimen dan emosi ($\chi^2 = 8.313,14$, $df = 81$, $p < 0,001$). Pola hubungan yang menonjol:

1. Negative + Frustration: kombinasi paling dominan publik mengekspresikan kritik dengan nada frustrasi
2. Negative + Anger: kritik yang lebih intens sering terkait isu keracunan dan tata kelola
3. Positive + Trust: dukungan terhadap tujuan program, terutama terkait gizi anak
4. Mixed + Confusion: publik belum yakin karena informasi kontradiktif
5. Neutral + Neutral: diskusi informatif tanpa muatan emosi kuat

4.5. Word Cloud per Sentimen

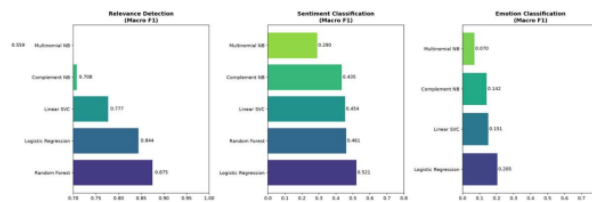


Gambar 6. Word Cloud Berdasarkan Kategori Sentimen

Visualisasi word cloud memperkuat temuan dari analisis TF-IDF. Kata "mbg" mendominasi di semua kategori, namun konteks penggunaannya berbeda:

1. Positive: "anak," "sehat," "semangat," "alhamdulillah"
2. Negative: "korupsi," "anggaran," "rakyat," "negara"
3. Neutral: "dapur," "apakah," "program"
4. Mixed: "tapi," "bagus," "banyak"

4.6. Perbandingan Model



Gambar 7. Perbandingan Performa Model (Macro F1) untuk Tiga Tugas Klasifikasi

Tabel 10. Ringkasan Model Terbaik

Tugas	Model Terbaik	Macro F1 (Test)	Waktu Train
Deteksi Relevansi	Random Forest	0,8751	0,43s
Klasifikasi Sentimen	Logistic Regression	0,5206	0,17s
Klasifikasi Emosi	Logistic Regression	0,2048	0,32s

Model *Logistic Regression* konsisten menjadi pilihan terbaik untuk tugas multi-kelas dengan ketidakseimbangan tinggi berkat mekanisme `class_weight='balanced'`. Random Forest unggul pada tugas biner (relevansi) di mana *ensemble learning* dapat menangkap pola *non-linear*.

RQ1: Distribusi Sentimen : Sentimen negatif mendominasi (54,3% dari data relevan), diikuti positif (21,4%), netral (13,5%), dan mixed (10,7%). Dominasi sentimen negatif mengindikasikan bahwa masyarakat cenderung menggunakan Threads untuk menyampaikan kritik dan kekhawatiran.

- RQ2: Emosi Dominan : Lima emosi teratas: frustration (37,7%), anger (11,4%), neutral (11,0%), joy (9,2%), trust (8,0%). Gabungan emosi berisiko mencapai 57,1% — sinyal kuat bagi pembuat kebijakan.
- RQ3: Performa Model : Logistic Regression adalah model paling seimbang untuk klasifikasi sentimen (Macro F1 = 0,5206) dan emosi (Macro F1 = 0,2048) dengan class weighting. Random Forest unggul untuk deteksi relevansi (Macro F1 = 0,8751).
- RQ4: Fitur Linguistik : Setiap kelas sentimen memiliki penanda linguistik yang berbeda: "korupsi" dan "anggaran" (negatif), "alhamdulillah" dan "sehat" (positif), "apakah" dan "dapur mbg" (netral), "tapi" dan "padahal" (mixed).
- RQ5: Implikasi Kebijakan. Lihat Bagian 3.10.

4.7. Rekomendasi Kebijakan Berbasis Data

Berdasarkan temuan penelitian, disusun enam rekomendasi kebijakan:

- Penguatan Komunikasi Keamanan Pangan: Emosi worry dan anger paling kuat terkait isu keamanan pangan. Pemerintah perlu membangun dashboard insiden real-time dan mengomunikasikan hasil sertifikasi hygiene SPPG secara proaktif di Threads.
- Peningkatan Transparansi Anggaran: Frustration dominan dalam diskusi anggaran. Publikasi breakdown anggaran dalam format infografis yang mudah dipahami dan melibatkan auditor independen dapat mengurangi sentimen negatif.
- Perbaikan Manajemen Distribusi: Keterlambatan dan kesenjangan jangkauan memicu frustration signifikan. Real-time delivery tracking yang dapat diakses sekolah dan masyarakat, serta hotline pengaduan terintegrasi, perlu diimplementasikan.
- Amplifikasi Sentimen Positif: Sentimen positif terkait dengan tujuan program dan manfaat gizi. Success stories dan testimoni penerima manfaat perlu diperbanyak di Threads. Kemitraan dengan influencer gizi dapat memperkuat narasi positif.
- Monitoring Media Sosial Berkelanjutan: Model klasifikasi yang dikembangkan dapat di-deploy untuk pemantauan opini publik secara real-time. Dashboard policy intelligence yang diperbarui mingguan dapat diintegrasikan ke dalam siklus evaluasi program MBG.

6. Intervensi Tertarget Berdasarkan Pemetaan Aspek-Emosi: Setiap aspek memicu respons emosional berbeda dan memerlukan pendekatan komunikasi yang disesuaikan — kekhawatiran keamanan pangan ($\rightarrow$ reassurance faktual), kritik anggaran ($\rightarrow$ transparansi data), keluhan distribusi ($\rightarrow$ respons operasional cepat), dukungan tujuan program ($\rightarrow$ engagement positif berkelanjutan).

6. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menerapkan metodologi CRISP-DM untuk menganalisis persepsi publik terhadap Program MBG pada 7.016 unggahan Threads. Temuan utama meliputi:

1. Sentimen negatif mendominasi (54,3%) percakapan relevan, menunjukkan bahwa masyarakat menggunakan Threads sebagai saluran penyampaian kritik.
2. Emosi berisiko mencapai 57,1% frustration, anger, disappointment, dan worry mengindikasikan perlunya perhatian serius terhadap isu-isu implementasi MBG.
3. Random Forest adalah model terbaik untuk deteksi relevansi (Macro F1 = 0,8751), sementara Logistic Regression dengan *class weighting* paling seimbang untuk klasifikasi sentimen dan emosi.
4. Fitur linguistik pembedah mengonfirmasi bahwa isu anggaran, korupsi, dan keracunan adalah pemicu utama sentimen negatif.
5. Asosiasi sentimen-emosi sangat signifikan ($\chi^2 = 8.313$, $p < 0,001$), membuktikan bahwa analisis emosi memberikan dimensi pemahaman tambahan yang tidak tertangkap oleh klasifikasi sentimen saja.

Keterbatasan Penelitian

1. Data bersumber dari satu platform (Threads) dan satu titik waktu (20 Juni 2026), sehingga belum merepresentasikan dinamika temporal dan perbandingan antar platform [14][15].
2. Performa model sentimen dan emosi masih di bawah target, terutama karena penggunaan TF-IDF + model klasik tanpa representasi kontekstual. Studi sebelumnya menunjukkan fine-tuning IndoBERT dapat meningkatkan Macro F1 hingga 0,83–0,90 [6][7].
3. Analisis aspek masih bergantung pada label manual ekstraksi aspek otomatis menggunakan BERTopic atau KeyBERT belum dilakukan, sebagaimana telah berhasil diterapkan pada data YouTube MBG [8].
4. 14 kelas emosi langka dikelompokkan menjadi "other," menghilangkan nuansa emosi spesifik. Pendekatan *few-shot learning* dengan LLM atau *data augmentation* berbasis SMOTE dapat menjadi solusi [16].

Saran Penelitian Lanjutan

1. Fine-tuning IndoBERT/IndoBERTweet untuk meningkatkan performa klasifikasi sentimen dan emosi — studi Shaw et al. (2025) menunjukkan transfer learning dengan IndoBERT pada 4.401 tweet berbahasa Indonesia mencapai F1 0,791, membuktikan 1.000 sampel sudah cukup untuk hasil kompetitif [16].
2. Analisis multi-platform mengintegrasikan data dari X/Twitter, Instagram, dan TikTok untuk cakupan opini yang lebih luas, mengikuti pendekatan Zhang et al. (2025) yang membandingkan migrasi pengguna Instagram ke Threads [14].
3. Analisis longitudinal melacak pergeseran sentimen dan emosi dari waktu ke waktu, terutama sebelum dan sesudah pengumuman kebijakan, sebagaimana direkomendasikan oleh studi IEEE pada data YouTube MBG [9].
4. Unsupervised aspect extraction menggunakan BERTopic atau LDA untuk menemukan aspek implementasi secara otomatis, mengikuti keberhasilan BERTopic pada 19.843 komentar YouTube MBG dengan skor koherensi 0,46 [8].

5. LLM-assisted classification membandingkan performa model klasik dengan pendekatan *few-shot learning* menggunakan *large language models* untuk klasifikasi emosi 28 kelas penuh, merujuk pada tren riset NLP Indonesia terkini [7][16].
6. Causal inference mengukur dampak kausal dari pengumuman kebijakan atau insiden (seperti kasus keracunan) terhadap perubahan sentimen publik, memperkuat dimensi *policy intelligence* dari analisis media sosial.

Kontribusi Penulis: Konseptualisasi: Harianto dan Virda Mega Ayu; Metodologi: Harianto; Perangkat Lunak: Harianto; Validasi: Harianto dan Virda Mega Ayu; Analisis formal: Virda Mega Ayu; Investigasi: Harianto; Sumber daya: Harianto; Kurasi data: Virda Mega Ayu dan Harianto; Penulisan persiapan draf asli: Virda Mega Ayu; Penulisan peninjauan dan penyuntingan: Harianto dan Virda Mega Ayu; Visualisasi: Virda Mega Ayu; Supervisi: Harianto; Administrasi proyek: Harianto. Semua penulis telah membaca dan menyetujui versi final naskah.

Pendanaan: Penelitian ini dilaksanakan tanpa dukungan pendanaan eksternal dan sepenuhnya didanai secara mandiri oleh penulis.

Pernyataan Ketersediaan Data: Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa data unggahan publik dari platform Threads yang telah melalui proses preprocessing, pelabelan, dan anonimisasi. Data pendukung hasil penelitian tersedia dari penulis korespondensi berdasarkan permintaan yang wajar, dengan mempertimbangkan batasan privasi, etika penelitian, dan kebijakan platform.

Ucapan Terima Kasih: Penulis mengucapkan terima kasih kepada Badan Gizi Nasional dan Kementerian Kesehatan RI yang telah mempublikasikan data dan informasi terkait Program MBG sehingga penelitian ini memiliki konteks kebijakan yang kuat.

Konflik Kepentingan: Penulis menyatakan tidak terdapat konflik kepentingan dalam penelitian ini, baik yang bersifat finansial, profesional, maupun personal, yang dapat memengaruhi hasil, interpretasi, atau penyajian penelitian.

Referensi

- [1] Badan Gizi Nasional, "MBG 2026 Targetkan 82,9 Juta Penerima, Fondasi Indonesia Emas," 2026. [Online]. Available: <https://www.bgn.go.id/news/berita/mbg-2026-targetkan-829-juta-penerima-fondasi-indonesia-emas>
- [2] Kementerian Kesehatan RI, "Pemerintah Perkuat Tata Kelola Program MBG, Keselamatan Anak Jadi Prioritas," 2026. [Online]. Available: <https://kemkes.go.id/id/pemerintah-perkuat-tata-kelola-program-mbg-keselamatan-anak-jadi-prioritas>
- [3] Universitas Gadjah Mada, "33 Ribu Pelajar Keracunan MBG, Target 3000 Porsi per SPPG Dinilai Melebihi Kapasitas," 2026. [Online]. Available: <https://ugm.ac.id/id/berita/33-ribu-pelajar-keracunan-mbg-target-3000-porsi-per-sppg-dinilai-melebihi-kapasitas/>
- [4] A. P. Nugroho, R. Hartono, dan S. Nurmaini, "Classification of Public Opinion on the Free Nutritional Meal Program on YouTube Media Using the LSTM Method," *arXiv preprint*, arXiv:2604.26312, 2026.
- [5] A. R. Putri, D. Haryanto, dan F. A. Bachtiar, "Public Opinion on The MBG Program: Comparative Evaluation of InSet and VADER Lexicon Labeling Using SVM on Platform X," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 9, no. 2, pp. 115–124, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC/article/view/9978>
- [6] A. Z. Muhabbab, R. Ramadhan, dan M. Fadhil, "Sentiment Analysis of Indonesia's Free Nutritious Meal Program on Platform X (Formerly Twitter) Using IndoBERT," *Jurnal ZERO*, vol. 6, no. 1, pp. 45–58, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.uinsu.ac.id/index.php/zero/article/view/27629>
- [7] F. D. Ananda, H. Susanto, dan G. Wijaya, "Exploring Public Opinion on the 'Makan Bergizi Gratis' Program on X: A Comparative Analysis of IndoBERT-Large and NusaBERT-Large Models," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 10, no. 1, pp. 33–47,

2026. [Online]. Available: <https://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC/article/view/11757>
- [8] R. Pratama, B. Setiawan, dan D. P. Hostiadi, "Implementation of BERTopic for Topic Modeling Analysis of the Free Nutritious Meal Program Based on YouTube Comments," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 9, no. 3, pp. 201–215, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC/article/view/9754>
- [9] A. Kusuma, N. Lim, dan S. Karim, "Every Tweet Counts? Sentiment Analysis of Public Response Toward Indonesia's Free Nutritious Meal Program," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)*, 2025, pp. 112–121. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/11248005>
- [10] R. Wirth dan J. Hipp, "CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining," in *Proceedings of the 4th International Conference on the Practical Applications of Knowledge Discovery and Data Mining*, Manchester, UK, 2000, pp. 29–39.
- [11] Y. A. Singgalen, "Comprehensive Analysis of Sentiment and Toxicity Dynamics in Tourist Vlog Reviews: A CRISP-DM Approach," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 5, no. 3, pp. 512–527, 2024. doi: 10.47065/josyc.v5i3.5154
- [12] F. Nugraha, A. Wibowo, dan R. Kusuma, "The Sentiment Analysis of Indonesian Startup Application Reviews Using TF-IDF+SVM and FastText: A Comparative Study," *Journal of Information Technology and Computer Science (JITeCS)*, vol. 11, no. 1, pp. 45–59, 2026. [Online]. Available: <https://jitecs.ub.ac.id/index.php/jitecs/article/view/807>
- [13] M. F. Kono, D. Anggraeni, dan H. Setiawan, "Comprehensive Comparison of TF-IDF and Word2Vec in Product Sentiment Classification Using Machine Learning Models," *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, vol. 9, no. 5, pp. 317–328, 2026. [Online]. Available: <https://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC/article/view/11582>
- [14] P. Zhang, Y. He, E. U. Haq, J. He, dan G. Tyson, "The Emergence of Threads: The Birth of a New Social Network," in *Proceedings of the IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*, 2025, pp. 88–95. [Online]. Available: <https://repository.hkust.edu.hk/ir/Record/1783.1-152248>
- [15] R. Khairunnas, B. P. Pagua, dan T. Arifin, "User Sentiment Dynamics in Social Media: A Comparative Analysis of X and Threads," *LAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, vol. 14, no. 2, pp. 1502–1515, 2025. [Online]. Available: <https://www.semanticscholar.org/paper/User-sentiment-dynamics-in-social-media%3A-a-analysis-Khairunnas-Pagua/d6054a5407a4f5f17ca1b034439ab36edcfdb0a1>
- [16] C. Shaw, P. LaCasse, dan L. Champagne, "Exploring Emotion Classification of Indonesian Tweets Using Large Scale Transfer Learning via IndoBERT," *Social Network Analysis and Mining*, vol. 15, no. 1, article 22, 2025. doi: 10.1007/s13278-025-01439-6
- [17] A. Setiawan, R. Puspita, dan D. Hartanto, "Sentiment and Emotion Classification of Indonesian E-Commerce Reviews via Multi-Task BiLSTM and AutoML Benchmarking," *arXiv preprint*, arXiv:2604.24720, 2026.
- [18] Badan Gizi Nasional, "Awal 2026, Program MBG Jangkau Hampir 60 Juta Penerima Manfaat," 2026. [Online]. Available: <https://www.bgn.go.id/news/siaran-pers/awal-2026-program-mbg-jangkau-hampir-60-juta-penerima-manfaat>
- [19] J. Yushendri dan P. Musa, "Application of Natural Language Processing for Emotion Detection and Motivational Response Generation in Indonesian Text Using the CRISP-DM Method," *Jurnal Sistemasi*, vol. 15, no. 5, pp. 1689–1705, 2025. [Online]. Available: <https://sistemasi.fuk.unisi.ac.id/index.php/stmsi/article/view/6334>
- [20] Kementerian Koperasi dan UKM, "Evaluasi Makan Bergizi Gratis Jateng, Menko Pangan Soroti Data dan Mutu," 2026. [Online]. Available: <https://kemenkopangan.go.id/detail-berita/evaluasi-makan-bergizi-gratis-jateng-menko-pangan-soroti-data-dan-mutu>

A/sentimen analisis MBG.docx

ORIGINALITY REPORT

18%

SIMILARITY INDEX

PRIMARY SOURCES

1	journalcenter.org Internet	365 words — 9%
2	jpti.journals.id Internet	25 words — 1%
3	repository.itpln.ac.id Internet	25 words — 1%
4	Muhamad Azril, Giatika Crisnawati. "Klasifikasi Sentimen Komentar Pengguna Tiktok Mengenai Program Makan Bergizi Gratis (MBG) Dengan Support Vector Machine (SVM)", RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 2026 Crossref	23 words — 1%
5	ojs.stmik-banjarbaru.ac.id Internet	23 words — 1%
6	"Speech and Language Technologies for Low-Resource Languages", Springer Science and Business Media LLC, 2026 Crossref	19 words — < 1%
7	jurnal.itg.ac.id Internet	19 words — < 1%
8	rama.uniku.ac.id Internet	17 words — < 1%
9	timikaexpress.com Internet	16 words — < 1%

10	repository.ubpkarawang.ac.id Internet	15 words — < 1%
11	publikasi.dinus.ac.id Internet	14 words — < 1%
12	Kelvin Dwi Pranata Sembiring, Agam Setiawan, Harun Rosyid. "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi TikTok Menggunakan Convolutional Neural Network", RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 2025 Crossref	13 words — < 1%
13	adoc.pub Internet	12 words — < 1%
14	id.xjcistanche.com Internet	12 words — < 1%
15	jagowebdev.com Internet	12 words — < 1%
16	jurnal.polibatam.ac.id Internet	12 words — < 1%
17	Nikki Prafitri, Feriyansah Adi Saputra, Teodora Maelani Setiyawati, Gema Rheksa Maulana Ibrahim. "Analisis Big Data Sentimen Publik Terhadap Implementasi Kebijakan Makan Bergizi Gratis di Indonesia", Sawala : Jurnal Administrasi Negara, 2025 Crossref	11 words — < 1%
18	Anastasia Irawati, Muhammad Syihabuddin. "Pengaruh Inovasi Produk Dan Harga Terhadap Keputusan Pembelian Femishion.id di Industri Kemeja Wanita Online", Journal of Business, Finance, and Economics (JBFE), 2025 Crossref	10 words — < 1%
19	bgn.go.id Internet	10 words — < 1%

20	ejournal.unikama.ac.id Internet	10 words — < 1%
21	www.pajak.com Internet	10 words — < 1%
22	Tarwoto, Rizki Nugroho, Najmul Azka, Wakhid Sayudha Rendra Graha. "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Mobile JKN di Google PlayStore Menggunakan IndoBERT", Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi), 2025 Crossref	9 words — < 1%
23	ojs.uma.ac.id Internet	9 words — < 1%
24	"Health Information Science", Springer Science and Business Media LLC, 2026 Crossref	8 words — < 1%
25	Fatkhurrohman Fatkhurrohman, Bangkit Indarmawan Nugroho, Nurul Fadillah. "Analisis Sentimen Program Makan Bergizi Gratis Pemerintah RI Melalui Twitter Menggunakan Metode SVM", RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 2025 Crossref	8 words — < 1%
26	Rahmi Rahmi Burhanuddin. "KLASIFIKASI PENYAKIT PADI MELALUI CITRA DAUN MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2024 Crossref	8 words — < 1%
27	ceur-ws.org Internet	8 words — < 1%
28	journal.unm.ac.id Internet	8 words — < 1%
29	jurnal.unpad.ac.id	

Internet

8 words — < 1%

30 kc.umn.ac.id
Internet

8 words — < 1%

31 repository.uir.ac.id
Internet

8 words — < 1%

32 Rahmadya Trias Handayanto, Herlawati Herlawati.
"Prediksi Kelas Jamak dengan Deep Learning
Berbasis Graphics Processing Units", Jurnal Kajian Ilmiah, 2020
Crossref

7 words — < 1%

EXCLUDE QUOTES OFF
EXCLUDE BIBLIOGRAPHY ON

EXCLUDE SOURCES OFF
EXCLUDE MATCHES OFF