IT-EXPLORE
Jurnal Penerapan Teknologi Informasi dan Komunikasi
ISSN 2828-7940, e-ISSN 2829-1727, DOI: 10.24246/itexplore.v4i3.2025.pp282-294
Volume 04 Nomor 03 Tahun 2025
Journal homepage: https://ejournal.uksw.edu/itexplore

Analisis sentimen program makan bergizi gratis menggunakan *bidirectional gated recurrent unit*

Krisnawan [1], Zufar Abdullah Rabbani [2], Trimono [3], Mohammad Idhom [4]
[1,2,3] National Development University East Java, Data Science, Faculty of Computer Science, Surabaya City, East Java, Indonesia

Informasi Artikel

Riwayat Artikel:

Dikirim:
9 Juni 2025
Direvisi:
30 Juli 2025
Diterima:
28 Agustus 2025

Kata Kunci:

Analisis Sentimen
Program Makan Bergizi Gratis
Bidirectional Gated Recurrent Unit

Keywords:

Sentiment Analysis
Free Nutritious Meal Program
Bidirectional Gated Recurrent Unit

This is an open access article under the CC BY-SA license

ABSTRAK

Program Makan Bergizi Gratis (MBG) yang diluncurkan oleh pemerintah Indonesia bertujuan untuk mengatasi masalah gizi buruk pada anak dan pelajar. Namun, penerimaan program ini di masyarakat masih memerlukan evaluasi mendalam karena terdapat banyak sentimen negatif yang dominan di media sosial. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat Indonesia mengenai program Makan Bergizi Gratis di media sosial X (Twitter) menggunakan model *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (BiGRU). Dari 1.405 data tweet yang diperoleh, sebanyak 57% merupakan opini negatif dan 43% merupakan opini positif. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model BiGRU dengan dukungan FastText untuk menangani potensi *overfitting*, dan mampu melakukan klasifikasi sentimen secara efektif, dengan akurasi sebesar 80%. Analisis sentimen menunjukkan bahwa mayoritas tanggapan masyarakat terhadap program Makan Bergizi Gratis (MBG) cenderung negatif, dengan 798 tweet negatif dan 607 positif. Hal ini mencerminkan ketidakpuasan publik terhadap pelaksanaan program dan perlunya evaluasi serta perbaikan program agar manfaatnya lebih dirasakan masyarakat.

ABSTRACT

The Free Nutritious Meals (MBG) program launched by the Indonesian government aims to address the problem of malnutrition in children and students. However, the acceptance of this program in the community still requires in-depth evaluation because there are many negative sentiments that dominate on social media. This study aims to analyze the sentiment of the Indonesian community regarding the Free Nutritious Meals program on social media X (Twitter) using the Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU) model. Of the 1,405 tweet data obtained, 57% were negative opinions and 43% were positive opinions. The evaluation results show that the BiGRU model with FastText support to handle potential overfitting, is able to classify sentiment effectively, with an accuracy of 80%. Sentiment analysis shows that the majority of public responses to the Free Nutritious Meals (MBG) program tend to be negative, with 798 negative tweets and 607 positive. This reflects public dissatisfaction with the implementation of the program and highlights the need for evaluation and improvements so that the benefits can be more widely felt by the community.

Corresponding Author:

Krisnawan
Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur
Jl. Rungkut Madya, Gn. Anyar, Kec. Gn. Anyar, Surabaya, Jawa Timur, Indonesia
Email: 22083010068@student.upnjatim.ac.id

1. PENDAHULUAN

Gizi merupakan salah satu faktor utama yang mempengaruhi kesehatan dan perkembangan manusia, terutama pada masa pertumbuhan anak. Kekurangan gizi dapat menyebabkan masalah kesehatan serius seperti stunting, yaitu kondisi gagal tumbuh pada anak yang berdampak pada gangguan perkembangan fisik dan kognitif. Stunting menjadi salah satu permasalahan utama dalam Kesehatan pada generasi muda di Indonesia, dengan prevalensi yang masih cukup tinggi meskipun telah banyak upaya pencegahan yang dilakukan [1].

Pemerintah Indonesia telah meluncurkan berbagai program untuk mengatasi masalah gizi buruk dan stunting, salah satunya adalah Program Makan Bergizi Gratis (MBG) yang bertujuan untuk meningkatkan asupan gizi anak dan pelajar secara langsung [2]. Namun, penerimaan program ini di masyarakat masih memerlukan evaluasi mendalam, terutama dengan berkembangnya media sosial sebagai wadah opini publik. Analisis sentimen masyarakat terhadap program-program tersebut dapat memberikan wawasan penting terkait persepsi, penerimaan, dan kritik masyarakat [3]. Analisis terhadap 2.400 data dari platform media sosial X (Twitter) mengungkapkan bahwa sentimen negatif mendominasi sebanyak 46%, dengan isu utama yang disoroti adalah tingginya alokasi anggaran dan dampaknya terhadap sektor pendidikan [4]. Penelitian lain yang menganalisis 1.739 tweet menggunakan model *BERT* mengindikasikan bahwa mayoritas pengguna menunjukkan skeptisisme terhadap efektivitas dan keberlanjutan program, dengan sentimen negatif yang mendominasi [5]. Kekhawatiran publik juga mencakup potensi beban fiskal yang tinggi, resiko pemborosan, dan kendala distribusi dalam pelaksanaan program ini. Oleh karena itu, analisis sentimen masyarakat menjadi penting sebagai masukan bagi perumusan strategi kebijakan lanjutan terkait program MBG agar dapat diterima secara luas dan dijalankan secara efektif.

Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU) merupakan model yang memiliki kemampuan untuk memproses data teks dalam dua arah, sehingga dapat menangkap konteks kata secara lebih komprehensif dibandingkan model *unidirectional*. Dalam konteks analisis sentimen, hal ini memungkinkan model untuk memahami nuansa dan makna yang tersembunyi dalam opini masyarakat yang kompleks dan beragam. Dalam sebuah studi, model BiGRU menunjukkan peningkatan akurasi dalam klasifikasi sentimen dibandingkan dengan model *GRU* standar, dengan akurasi mencapai 94,8% dan *F1-score* sebesar 97,4% [6]. Dalam sebuah studi lain juga dibandingkan bahwa analisis sentimen menggunakan model BiGRU menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan model lainnya untuk data Twitter, yaitu 97,7% [7]. Berdasarkan beberapa penelitian terdahulu tersebut, model BiGRU menunjukkan keunggulan sebagai alat yang efektif untuk mengidentifikasi pola sentimen positif atau negatif dalam data media sosial X (Twitter) terkait program MBG. Dengan demikian, penerapan BiGRU pada penelitian ini dapat memberikan wawasan yang lebih tajam bagi pembuat kebijakan dalam merespons dan menyesuaikan program MBG sesuai dengan aspirasi dan kekhawatiran masyarakat karena performa BiGRU yang sudah terbukti bagus pada penelitian sebelumnya.

Terobosan baru yang ditawarkan pada penelitian ini adalah penggunaan metode BiGRU untuk analisis sentimen program makan bergizi gratis di media sosial X (Twitter). Dari beberapa penelitian terdahulu, metode *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (BiGRU) memperoleh nilai akurasi yang tinggi untuk melakukan analisis sentimen. Kemudian metode BiGRU juga belum diteliti lebih lanjut untuk analisis sentimen terhadap program MBG pada platform X (Twitter), yang mana juga menjadi alasan penelitian ini menggunakan metode BiGRU sebagai algoritma untuk menganalisis sentimen program MBG pada platform X (Twitter).

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk, pertama, mengimplementasikan dan mengevaluasi kinerja model *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (BiGRU) dalam menganalisis data teks opini publik guna memperoleh hasil klasifikasi sentimen yang akurat dan efisien. Kedua, memberikan gambaran sentimen publik terhadap program MBG di media sosial X (Twitter). Dengan meningkatnya diskusi dan opini masyarakat di media sosial mengenai program MBG, khususnya pada platform X (Twitter), penting bagi pembuat kebijakan untuk memiliki alat analisis yang mampu menangkap nuansa sentimen secara akurat dan efisien. Harap dicatat bahwa penelitian ini murni ditujukan untuk keperluan ilmiah dan tidak berafiliasi dengan agenda politik manapun. Seluruh analisis dilakukan secara netral berdasarkan data yang diperoleh dari sosial media.

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam mengembangkan metode analisis sentimen yang lebih akurat terkait program makan bergizi gratis di Indonesia. Dengan menggunakan metode BiGRU diharapkan hasil analisis sentimen dapat memberikan wawasan yang lebih baik untuk evaluasi bagi pembuat kebijakan dan pelaksana program, agar program ini lebih diterima oleh masyarakat Indonesia.

2. KAJIAN PUSTAKA

2.1. State of The Art

Terdapat beberapa studi kasus yang melakukan analisis sentimen menggunakan metode BiGRU, diantaranya adalah penelitian yang berjudul *Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi E-Samsat Provinsi Jawa Barat Menggunakan Metode BiGRU* (2023). Penelitian tersebut menggunakan data ulasan dari Google Play Store untuk aplikasi Samsat Mobile Jawa Barat (SAMBARA), dan hasil analisis sentimen menggunakan BiGRU mendapatkan akurasi sebesar 87,37%. Pada penelitian tersebut penggunaan metode BiGRU untuk analisis sentimen dianggap baik dan dapat digunakan untuk membantu perkembangan aplikasi [8].

Studi kasus berikutnya berjudul *Analisis Sentimen Sosial Media dengan Metode Bidirectional Gated Recurrent Unit* (2022). Penelitian tersebut melakukan analisis sentimen pada media sosial Twitter mengenai masalah pilkada DKI Jakarta, penggunaan layanan telekomunikasi, *cyberbullying*, opini tayangan televisi, dan opini film dari tahun 2017 sampai 2018. Metode BiGRU yang digunakan pada penelitian tersebut menghasilkan akurasi sebesar 97,7% dengan F1-score sebesar 97,6% [9]. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode BiGRU menghasilkan akurasi yang tinggi untuk analisis sentimen data media sosial Twitter.

Studi kasus yang ketiga berjudul *Bidirectional Gated Recurrent Unit with Glove Embedding and Attention Mechanism for Movie Review Classification* (2024). Penelitian tersebut bertujuan untuk mengotomatiskan proses penentuan apakah ulasan mencerminkan sentimen positif atau negatif pada data dari IMDb, membantu pengguna memahami penerimaan film secara keseluruhan dengan cepat. Metode yang digunakan pada penelitian tersebut adalah BiGRU dengan *Glove Embedding*, model usulan tersebut menggunakan pretrained word embedding GloVe (*Global Vectors for Word Representation*) untuk representasi kata. Model tersebut juga menambahkan *Attention Mechanism* untuk meningkatkan fokus model pada informasi penting dalam teks. Tingkat akurasi yang dicapai pada penelitian tersebut adalah sebesar 98% [10].

Studi kasus yang keempat berjudul *Analisis Sentimen Publik Terhadap Program Makan Siang Bergizi Gratis Menggunakan BERT Neural Network Pada Platform X* (2024). Penelitian ini bertujuan untuk memahami respons masyarakat terhadap program MBG melalui analisis sentimen pada platform X (Twitter), menggunakan model BERT. Data yang dianalisis sebanyak 1.739 tweet, dan hasil akurasi menunjukkan sebesar 86,2% dengan nilai F1-score sebesar 80,9% [5].

Dari keempat studi kasus tersebut, model BiGRU terbukti memiliki performa tinggi dalam analisis sentimen, tetapi belum diterapkan pada analisis sentimen terhadap program MBG di platform X (Twitter). Ditambah lagi penggunaan FastText sebagai *word embedding* pada model BiGRU masih perlu diteliti lebih lanjut karena penggunaannya yang masih minim diterapkan pada penelitian sebelumnya. Penelitian pertama yang berjudul *Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi E-Samsat Provinsi Jawa Barat Menggunakan Metode BiGRU* (2023), menggunakan metode BiGRU, hanya saja dilakukan untuk analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi E-Samsat, bukan pada program MBG di platform X (Twitter). Penelitian kedua yang berjudul *Analisis Sentimen Sosial Media dengan Metode Bidirectional Gated Recurrent Unit* (2022), menggunakan metode BiGRU untuk analisis sentimen pada platform Twitter mengenai masalah pilkada DKI Jakarta, penggunaan layanan telekomunikasi, *cyberbullying*, opini tayangan televisi, dan opini film, tidak spesifik mengenai opini masyarakat terhadap program MBG. Penelitian ketiga yang berjudul *Bidirectional Gated Recurrent Unit with Glove Embedding and Attention Mechanism for Movie Review Classification* (2024), menggunakan metode BiGRU untuk analisis sentimen tanggapan terhadap film. Dan penelitian keempat yang berjudul *Analisis Sentimen Publik Terhadap Program Makan Siang Bergizi Gratis Menggunakan BERT Neural Network Pada Platform X* (2024), sudah melakukan analisis sentimen pada

program MBG di platform X (Twitter), hanya saja menggunakan metode BERT. Oleh karena itu, penelitian ini mengisi celah (*gap*) tersebut pada penelitian sebelumnya, yaitu dengan menggunakan model BiGRU untuk analisis sentimen terhadap program MBG di platform X (Twitter) dan ditambahkan dengan penggunaan FastText sebagai metode *word embedding*.

2.2. Landasan Teori

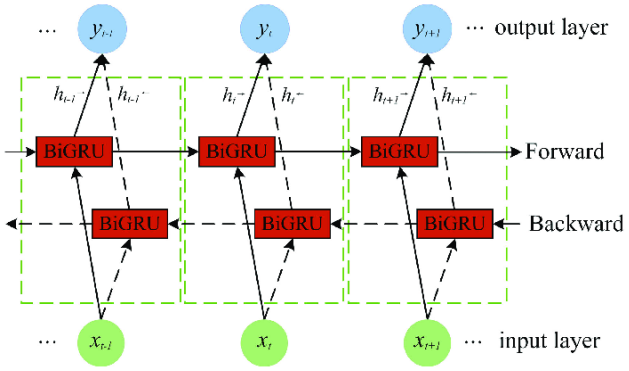
A. Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses menggunakan *text analytics* untuk mendapatkan data dari berbagai sumber di internet. Analisis sentimen bertujuan untuk menilai emosi, sikap, dan pendapat yang disampaikan oleh orang-orang di berbagai media. Metode ini termasuk *machine learning* dan *lexicon-based*, yang memungkinkan data dikategorikan ke dalam kategori seperti positif, netral, dan negatif [11].

Analisis sentimen sering kali memerlukan tahapan *preprocessing*, tahap *preprocessing* merupakan langkah fundamental dalam analisis sentimen pada data media sosial seperti X (Twitter), karena bertujuan untuk membersihkan dan menyusun ulang data teks agar siap digunakan oleh model pembelajaran mesin atau *deep learning*. Proses ini meliputi beberapa tahapan inti, yakni *case folding* (mengubah seluruh huruf menjadi kecil), penghapusan karakter khusus (seperti tanda baca, angka, emoji, mention, URL, dan hashtag), tokenisasi (memecah kalimat menjadi kata-kata atau token), penghapusan *stopword* (kata-kata umum yang tidak bermakna signifikan), serta *stemming* atau *lemmatization* untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya. Dengan menerapkan tahapan ini, data menjadi lebih konsisten dan relevan sehingga meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen [12].

B. Bidirectional Gated Recurrent Unit

Tidak seperti GRU tradisional yang hanya dapat memprediksikan hasil berdasarkan informasi urutan temporal sebelumnya, BiGRU menggabungkan informasi urutan input dalam arah maju (*forward*) dan mundur (*backward*) [13]. Struktur BiGRU ditunjukkan pada Gambar 1. Model ini menggabungkan fitur *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *gating mechanism*, yang secara efektif dapat menangkap ketergantungan jangka panjang dan memiliki kelebihan berupa daya ingat yang kuat dan kemampuan adaptasi yang baik [6]. Urutan *input* biasanya terdiri dari *word embeddings*, diproses dalam dua arah: arah maju (*forward*) dari awal hingga akhir dan arah mundur (*backward*) dari akhir hingga awal. Selama arah maju (*forward*), GRU maju menghitung *hidden state* pada setiap langkah waktu berdasarkan kata *input* saat ini dan *hidden state* sebelumnya. Mekanisme *reset gate* (gerbang yang menentukan seberapa banyak informasi dari masa lalu yang harus dilupakan) dan *update gate* (gerbang yang mengontrol seberapa banyak informasi baru yang akan ditambahkan ke hidden state*)* memungkinkan model untuk menentukan informasi apa yang harus dilupakan dan apa yang harus dipertahankan. Demikian pula, selama arah mundur (*backward*). Model *GRU* akan mundur menghitung *hidden state* (representasi terkompresi dari informasi sekuensial hingga titik waktu tertentu*)* pada setiap langkah waktu berdasarkan kata *input* saat ini dan *hidden state* sebelumnya. Setelah kedua arah dijalankan, *hidden states* dari *GRU* maju dan mundur dirangkai untuk membuat representasi *final hidden* untuk setiap kata dalam urutan *input*. Pemrosesan dua arah ini memungkinkan *BiGRU* untuk menangkap informasi kontekstual dari konteks masa lalu dan masa depan setiap kata, sehingga sangat efektif dalam tugas-tugas yang memerlukan pemahaman konteks urutan keseluruhan [10].



Gambar 1: Arsitektur BiGRU

Setiap *hidden state* pada langkah waktu *t* dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$Zt = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (1)$$

$$\mathrm{r}t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (2)$$

$$\tilde{h}_t = tanh(W_h \cdot [r_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$h_t = (1 - Zt) \times h_{t-1} + Z_t \times \tilde{h}_t \quad (4)$$

Keterangan:

Zt = *update reset*

$\mathrm{r}t$ = *reset gate*

$\tilde{h}_t$ = *candidate hidden state*

h_t = *final hidden state*

h_{t-1} = *state*

σ = lapisan jaringan gerbang sigmoid

tanh = lapisan jaringan fungsi aktivasi tanh

W_h, W_z, W_r = matriks bobot

C. FastText

FastText adalah *library* yang dikembangkan oleh Facebook, yang dapat digunakan untuk membantu menghasilkan representasi kata secara efisien dan dapat membantu mengklasifikasikan kata di luar Pustaka. *FastText* merupakan salah satu metode *word embedding* yang merupakan pengembangan dari *Word2Vec*. *FastText* adalah metode yang digunakan untuk proses pembobotan yang mengubah kata menjadi vektor dengan dimensi 128, dan dapat digunakan untuk memecah sebagai N-gram untuk menerima vektor. Contoh implementasi N-gram pada kata "bahagia" dengan trigram (n=3) berupa "bah", "aha", "hag", "agi", "gia" [14]. *FastText* memiliki kelebihan dapat mengubah kata slang menjadi kata formal sehingga dapat lebih mudah untuk dimengerti dan diproses [15]. *FastText* juga memiliki kelebihan proses pelatihan data dan prediksi yang cepat pada beberapa model klasifikasi [16].

D. Matriks Evaluasi

Untuk mengukur kinerja model klasifikasi sentimen maka digunakan *confusion matrix*. Matriks ini merangkum hasil prediksi dengan membandingkannya terhadap label aktual dengan empat komponen utama, yaitu *True Positive* (TP) sebagai jumlah data positif yang diprediksi dengan benar, *True Negative* (TN) sebagai jumlah data negatif yang diprediksi dengan benar, *False Positive* (FP) sebagai jumlah data negatif yang salah diprediksi sebagai positif, dan *False Negative* (FN) sebagai jumlah data positif yang salah diprediksi sebagai negatif. Beberapa metrik yang umum digunakan antara lain akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* [17]. Rumus dari masing-masing matriks dapat dijelaskan sebagai berikut:

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

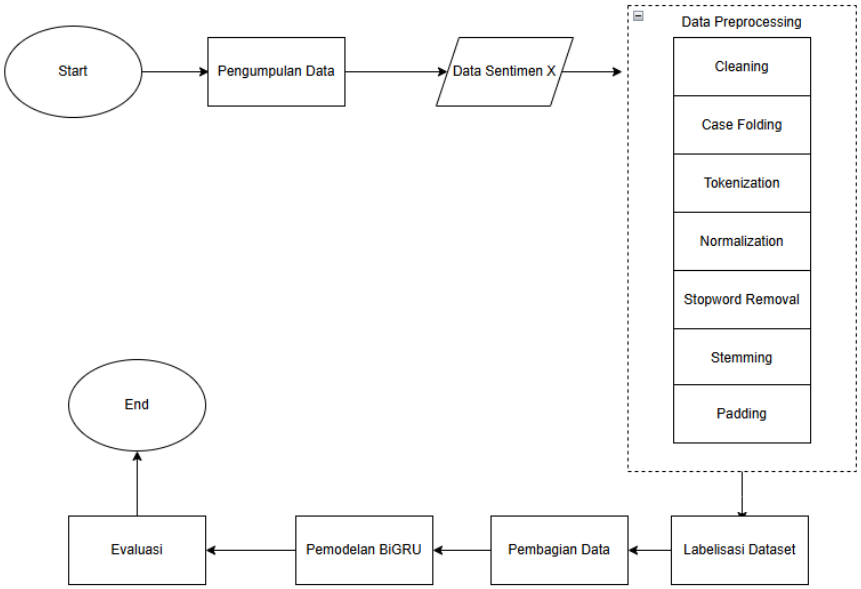
$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (6)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (7)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi \times Recall} \quad (8)$$

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode *Bidirectional Gated Recurrent Unit,* yang merupakan model *supervised learning* untuk klasifikasi sentimen. Analisis sentimen terhadap program MBG dari media sosial X (Twitter) menggunakan bantuan *software Google Collab* dan *Python Programming Language*. Berikut visualisasi dari langkah-langkah metode penelitian:



Gambar 2: Flowchart Analisis Sentimen dengan BiGRU

Tahapan penelitian dirancang mengikuti alur sistematis sesuai flowchart penelitian, meliputi pengumpulan data hingga evaluasi model, sebagai berikut:

3.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data opini masyarakat di media sosial X (Twitter) yang berjumlah 1.405 data menggunakan teknik *Harvest Crawling*. Data dikumpulkan melalui media sosial X (Twitter) dengan topik yang membahas Program Makan Bergizi Gratis. Proses ini bertujuan memperoleh opini dan sentimen masyarakat secara representatif. Berikut ini adalah contoh data sentimen dengan teknik *Harvest Crawling* pada Tabel 1.

Tabel 1 Data Crawling X

user_Id	username	created_at	tweet
1.69E+18	User 1	Wed Apr 30 14:25:27 +0000 2025	@LeonPriceleon48 Program MBG keren banget terima kasih Presiden Prabowo semoga Ciomas juga bisa merdeka dari masalah gizi
1.70E+18	User 2	Wed Apr 30 14:16:38 +0000 2025	@IndonesiaJadi Makin cinta sama program MBG pelatihan dari Polri bener-bener bikin program makin dikenal

Tabel 1 di atas menampilkan contoh data hasil *Harvest Crawling* dari X (Twitter) yang berisi opini masyarakat terkait Program Makan Bergizi Gratis, mencakup informasi seperti ID pengguna, nama akun, waktu unggahan, dan isi tweet. Untuk menjaga privasi, dan menghindari penyebutan nama asli secara langsung, serta memenuhi etika penelitian, identitas pengguna seperti *username* telah disamarkan menjadi format umum (misalnya "User 1", "User 2").

3.2. Data Preprocessing

Seluruh data yang diperoleh kemudian melalui tahap praproses agar siap untuk analisis lebih lanjut. Tahapan ini mencakup proses *cleaning* untuk menghapus karakter khusus, emoji, URL, dan simbol yang

tidak relevan; *case folding* guna mengubah semua huruf menjadi huruf kecil agar konsisten; serta *tokenization* untuk memecah teks menjadi token atau unit kata. Selanjutnya, dilakukan *normalization* untuk standarisasi ejaan, diikuti oleh *stopword removal* untuk menghapus kata-kata umum yang tidak memberikan kontribusi informasi signifikan. Proses *stemming* kemudian digunakan untuk mengubah kata ke bentuk dasarnya, dan akhirnya *padding* diterapkan agar panjang input sekuensial seragam. Seluruh tahapan ini mengacu pada praktik terbaik dalam pemrosesan teks yang terbukti mampu meningkatkan kinerja model analisis sentimen [18].

3.3. Labelisasi Dataset

Setelah melalui tahap pembersihan data pada proses *text preprocessing*, dilakukan pelabelan sentimen menggunakan metode *lexicon*. Pada metode ini, setiap kalimat dianalisis berdasarkan keberadaan kata-kata yang terdapat dalam kamus *lexicon*, yang telah diklasifikasikan sebagai kata bermuatan positif atau negatif. Setiap kata yang terdeteksi akan diberi skor sesuai kategorinya, kemudian seluruh skor dalam satu kalimat dijumlahkan. Jika skor kata-kata positif lebih tinggi daripada negatif, maka kalimat tersebut dikategorikan sebagai sentimen positif. Sebaliknya, jika skor kata-kata negatif lebih tinggi, maka dikategorikan sebagai sentimen negatif [19]. Meskipun metode ini juga memungkinkan klasifikasi sentimen netral, dalam konteks penelitian ini tidak menggunakan label netral. Pemilihan dua label ini didasarkan pada kebutuhan untuk memperoleh interpretasi yang lebih jelas dan langsung terhadap sikap atau reaksi pengguna terhadap suatu isu. Oleh karena itu, klasifikasi difokuskan pada sentimen positif dan negatif untuk memperoleh hasil analisis yang lebih jelas dan mendukung pemahaman terhadap opini publik lebih efektif.

3.4. Pembagian Data

Dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu 70% untuk data pelatihan (training set) dan 30% untuk data pengujian (*testing set*). Rasio ini dipilih karena pada penelitian ini memberikan keseimbangan antara jumlah data yang cukup untuk membangun model (melatih parameter) dan jumlah data yang cukup untuk menguji performa model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan proporsi ini, model diharapkan mampu belajar secara efektif dan mampu melakukan generalisasi dengan baik. Fitur yang digunakan dalam proses pelatihan adalah teks *tweet* yang telah melalui proses *preprocessing* dan direpresentasikan dalam bentuk vektor menggunakan *embedding* FastText. Representasi vektor ini bertindak sebagai input ke model BiGRU.

3.5. Pemodelan BiGRU

Data sentimen dari media sosial X (Twitter) yang telah melalui proses prapemrosesan dan pelabelan, diklasifikasikan menggunakan model BiGRU dengan bantuan representasi kata dari FastText. Model *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (BiGRU) digunakan untuk tugas klasifikasi sentimen dengan memanfaatkan arsitektur jaringan dua arah. Pemilihan BiGRU didasarkan pada keunggulannya dalam menangkap dependensi urutan secara efektif dan efisiensi komputasi yang lebih baik dibandingkan dengan *Long Short-Term Memory* (LSTM) maupun *Bidirectional LSTM* (BiLSTM). Parameter pelatihan dioptimalkan berdasarkan karakteristik dataset dan permasalahan yang dihadapi [20].

3.6. Evaluasi

Tahap akhir dalam penelitian ini adalah evaluasi kinerja model menggunakan beberapa metrik, yaitu akurasi, presisi, recall, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Evaluasi ini bertujuan untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen secara akurat. Akurasi mengukur proporsi prediksi yang benar secara keseluruhan, presisi menunjukkan ketepatan dalam memprediksi kelas positif, *recall* mengukur seberapa baik model mendeteksi semua data positif, sedangkan *F1-score* merepresentasikan keseimbangan antara presisi dan *recall*. Sementara itu, *confusion matrix* memberikan gambaran menyeluruh terhadap pola klasifikasi dan kesalahan yang terjadi. Melalui metrik ini, dapat diketahui sejauh mana model mampu membedakan sentimen positif dan negatif secara efektif [21].

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berikut adalah hasil dan pembahasan penelitian dengan metodologi pemodelan analisis sentimen Program MBG (Makan Bergizi Gratis) menggunakan *Bidirectional Recurrent Unit* (BiGRU).

4.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data opini masyarakat dilakukan melalui teknik *scraping* pada platform X (Twitter) menggunakan metode *Harvest Crawling*. Teknik ini memungkinkan pengambilan data berdasarkan beberapa parameter, seperti kata kunci "Program MBG", rentang waktu unggahan, dan jumlah tweet dari masyarakat. Data opini masyarakat yang dikumpulkan dari platform X (Twitter) berjumlah 1.405 tweet dengan rentang waktu dari bulan Januari hingga Mei 2025 dengan bantuan library Openjs.

4.2. Data Preprocessing

Sebelum dilakukan proses klasifikasi sentimen, data terlebih dahulu melalui serangkaian tahapan *preprocessing* untuk membersihkan data, dan menyiapkannya dalam format yang sesuai bagi model. Tabel berikut memperlihatkan contoh hasil dari setiap tahapan *preprocessing* yang diterapkan pada tweet terkait program MBG (Makan Bergizi Gratis).

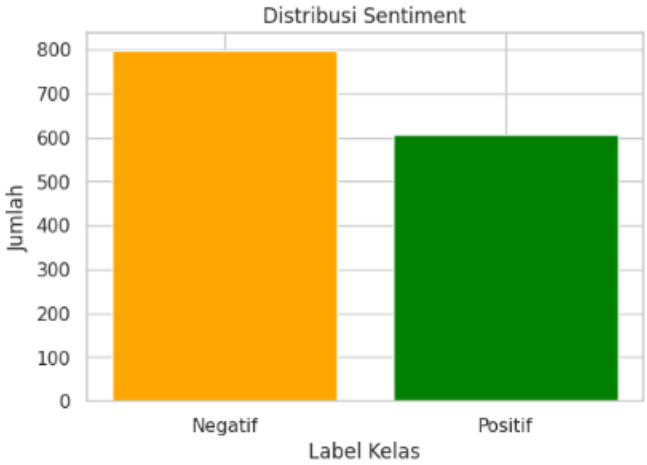
Tabel 2 Data Preprocessing

Langkah	Hasil
Cleaning	Sukoharjo semangat jalanin Program MBG dukungan dari Presiden Prabowo benarbenar diacungi jempol
Case Folding	sukoharjo semangat jalanin program mbg dukungan dari presiden prabowo benarbenar diacungi jempol
Tokenizing	'sukoharjo', 'semangat', 'jalanin', 'program', 'mbg', 'dukungan', 'dari', 'presiden', 'prabowo', 'benarbenar', 'diacungi', 'jempol'
Normalization	'sukoharjo', 'semangat', 'menjalani', 'program', 'mbg', 'dukungan', 'dari', 'presiden', 'prabowo', 'benarbenar', 'diacungi', 'jempol'
Stopword Removal	'sukoharjo', 'semangat', 'menjalani', 'program', 'mbg', 'dukungan', 'presiden', 'prabowo', 'benarbenar', 'diacungi', 'jempol'
Stemming	'sukoharjo', 'semangat', 'jalan', 'program', 'mbg', 'dukung', 'presiden', 'prabowo', 'benarbenar', 'acung', 'jempol'
Padding	[341 134 18 3 2 17 6 9 315 821 613 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0]

Tahapan ini bertujuan untuk merapikan teks, menyamakan format, menghapus kata-kata yang tidak relevan (stopwords), serta mengubah kata ke bentuk dasarnya (stemming). Pada tahap akhir, *padding* dilakukan untuk menyamakan panjang input sehingga dapat diproses oleh model secara efisien. Proses preprocessing ini penting untuk memastikan bahwa data input bersih, terstruktur, dan konsisten, sehingga meningkatkan akurasi dalam proses klasifikasi sentimen.

4.3. Labelisasi Dataset

Ada dua label sentimen yang digunakan dalam penelitian, yaitu "Positif" dan "Negatif". Proses pelabelan 1.405 data dilakukan dengan menjumlahkan total nilai pembobotan setiap kata berdasarkan kamus lexicon. Label "Positif" mencakup tweet yang berisi dukungan, persetujuan, atau pujian terhadap topik yang dibahas. Sementara itu, label "Negatif" diberikan pada *tweet* yang mengandung penolakan, kritik, sindiran, atau ungkapan tidak setuju. Distribusi jumlah data untuk masing-masing label ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3: Grafik Distribusi Label Data

Berdasarkan gambar di atas, distribusi sentimen pada *tweet* terkait program MBG (Makan Bergizi Gratis) didominasi oleh sentimen negatif sebanyak 798 tweet (57%), sedangkan sentimen positif berjumlah 607 tweet (43%). Berikut ini disajikan tabel contoh tweet untuk masing-masing jenis sentimen.

Tabel 3 Contoh Tweet

Kelas Sentimen	Jumlah Sentimen	Contoh Hasil Kelas Sentimen
Negatif	798	Susah kakk di indo mentalnya udah mental pengemis, kalo masih ada harapan mah program mbg ga bakal ada yang dukung dari awal nyatanya fakta berkata lain
Positif	607	Program MBG keren banget di Bandung, moga Bandung Barat bisa bikin gebrakan sehat kayak gini juga

4.4. Pembagian Data

Dalam penelitian ini, dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih untuk melatih model klasifikasi dan data uji untuk mengevaluasi kinerjanya. Pembagian data dilakukan dengan proporsi 70% untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian. Fitur yang digunakan adalah tweet yang telah melewati tahap *preprocessing*, sementara variabel target merupakan label yang menunjukkan sentimen dari setiap tweet masyarakat (positif atau negatif).

4.5. Pemodelan Bidirectional Gated Recurrent Unit

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah arsitektur *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (BiGRU) yang dilengkapi dengan lapisan Attention dan diakhiri dengan lapisan *Dense* yang menggunakan fungsi *SoftMax* untuk mengklasifikasikan teks ke dalam dua kategori sentimen, yaitu negatif dan positif. Pembagian data untuk pelatihan dan pengujian dilakukan dengan rasio 70:30, dimana 70% data digunakan untuk pelatihan dan 30% sisanya untuk pengujian. Representasi kata diperoleh melalui lapisan *FastText embedding* dengan dimensi 300 yang tidak dilatih ulang. Setelah proses *embedding*, diterapkan *SpatialDropout* untuk melakukan regularisasi, diikuti dengan penggunaan *dropout* dan regularisasi L2 pada model untuk menghindari *overfitting*.

Lapisan *Attention* berfungsi untuk memfokuskan perhatian model pada bagian input yang paling relevan. Hasil dari *Attention* kemudian diproses melalui beberapa lapisan *Dense* bertingkat untuk menghasilkan klasifikasi akhir. Model ini dilatih selama 30 *epoch* dengan ukuran *batch* 16 dan learning rate 0.001, menggunakan fungsi *loss binary cross-entropy* dan *optimizer Adam* (Adaptive Moment Estimation). Konfigurasi ini kemudian digunakan untuk membandingkan performa model dengan dan tanpa penggunaan *FastText* berdasarkan hasil pada epoch terakhir untuk mengidentifikasi potensi *overfitting*. Perbandingan tersebut disajikan dalam Tabel 4.

Tabel 4 Hasil Perbandingan Pelatihan Model

Model	Training Accuracy	Training Loss	Validation Accuracy	Validation Loss
Bi-GRU	0.98	0.15	0.86	0.71
Bi-GRU + FastText	0.79	0.52	0.81	0.51

Tabel hasil perbandingan pelatihan menunjukkan model tanpa *FastText* mencapai akurasi pelatihan yang sangat tinggi sebesar 98%, tetapi disertai dengan selisih cukup besar terhadap akurasi validasi yaitu 86% dan peningkatan nilai loss pada data validasi sebesar 71%, artinya model mengalami *overfitting*. Sebaliknya, model dengan *FastText* menunjukkan performa yang lebih stabil antara data pelatihan dan validasi, dengan akurasi validasi sebesar 81% dan loss validasi yang lebih rendah di angka 51%. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan *FastText* dapat membantu model melakukan generalisasi lebih baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Gambar 4: Plot Loss Pelatihan dan Akurasi

Gambar 4 menunjukkan kurva *training loss* dan *validation loss*, serta akurasi pelatihan dan validasi akurasi selama 30 *epoch* pelatihan pada model dengan *FastTex*t. Terlihat bahwa nilai loss pada data pelatihan menurun dari sekitar 74% menjadi sekitar 52%, sementara *validation loss* juga turun secara konsisten hingga mencapai nilai 50%. Penurunan ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari representasi data dengan baik seiring waktu.

Sementara itu, validasi akurasi meningkat secara konsisten hingga mencapai lebih dari 80%, bahkan melampaui *training accuracy* yang berada pada kisaran 75% di akhir pelatihan. Hal ini menunjukkan bahwa strategi regularisasi melalui *embedding FastText* berhasil menjaga keseimbangan performa model sehingga model mampu melakukan generalisasi dengan baik.

4.6. Evaluasi Model

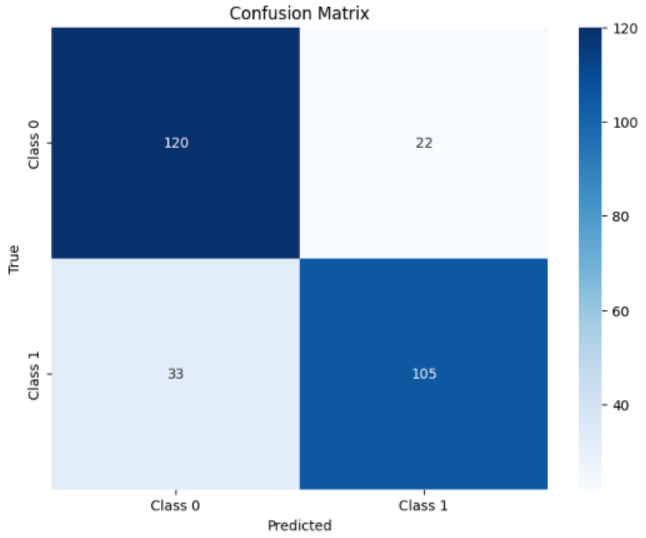
Evaluasi Model dilakukan dengan nilai optimum dari tiap model ditentukan dari parameter terbaik yang telah diuji dalam model. Berikut ini adalah evaluasi model dengan *Classification Report* di Tabel 5.

Tabel 5 Classification Report

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	78%	84%	81%	142
Positif	82%	76%	79%	138
		Accuracy:80%		

Tabel evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki rata-rata *precision* sebesar 80% dan rata-rata *recall* sebesar 80%. Hal ini menunjukkan kemampuan model yang baik dalam melakukan klasifikasi. Sementara itu, rata-rata *F1-Score* model sebesar 80% menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan

recall. Secara keseluruhan, model ini menunjukkan performa yang cukup efektif dalam mengklasifikasikan data sentimen. Selain itu, performa model juga diukur menggunakan *confusion matrix* di gambar 5.



Gambar 5: Confusion Matrix

Hasil *confusion matrix* menunjukkan bahwa model secara akurat mengklasifikasikan 120 tweet bersentimen negatif dan sebanyak 105 untuk positif dari total 280 tweet terkait program MBG (Makan Bergizi Gratis). Kesalahan klasifikasi masing-masing sebanyak 22 sentimen negatif dan 33 tweet sentimen positif. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik dan seimbang dalam mengenali sentimen publik.

V. SIMPULAN DAN SARAN

Hasil Penelitian menunjukkan bahwa model *Bidirectional Gated Recurrent Unit* (BiGRU) dengan dukungan *embedding FastText* mampu melakukan klasifikasi sentimen secara efektif terhadap opini masyarakat terkait program Makan Bergizi Gratis (MBG). Hasil evaluasi menunjukkan performa yang cukup seimbang antara sentimen positif dan negatif, dengan akurasi sebesar 80%. Model menunjukkan kemampuan generalisasi yang baik tanpa *overfitting*. Namun, masih terdapat sejumlah kesalahan klasifikasi, khususnya dalam mendeteksi sentimen positif yang diklasifikasikan sebagai negatif. Dari data yang didapatkan sebanyak 1.405 data tweet dari media sosial X (Twitter), model berhasil memprediksi 120 tweet opini negatif, dan 105 opini positif.

Analisis sentimen menunjukkan bahwa mayoritas tanggapan masyarakat terhadap program Makan Bergizi Gratis (MBG) cenderung negatif, dengan 798 tweet negative (57%) dan 607 tweet positif (43%) dari total 1.405 tweet. Hal ini mencerminkan ketidakpuasan publik terhadap pelaksanaan program, yang mungkin dipengaruhi oleh kekhawatiran tentang kelangsungan dana, pemborosan, dan tantangan distribusi. Sentimen skeptis ini menunjukkan perlunya evaluasi dan perbaikan program agar manfaatnya lebih dirasakan masyarakat.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk mengeksplorasi model berbasis transformer seperti *IndoBERT* atau *IndoRoBERTa* yang memiliki kemampuan lebih baik dalam memahami konteks bahasa Indonesia secara mendalam. Selain itu, peningkatan kualitas dan pelabelan data secara manual, serta menambah variasi bahasa informal yang lebih banyak dapat membantu model mengenali sentimen dengan lebih akurat.

DAFTAR PUSTAKA

[1] O. Martony, “Stunting di Indonesia: Tantangan dan Solusi di Era Modern,” *Journal of Telenursing (JOTING)*, vol. 5, no. 2, pp. 1734–1745, 2023, doi: 10.31539/joting.v5i2.6930.

[2] F. Nooraini, L. Ling, and S. Asmorowati, “PERAN POLICY ENTREPRENEUR DALAM

PROGRAM MAKAN BERGIZI GRATIS," in *POLICY ENTREPRENEUR DALAM EKOSISTEM KEBIJAKAN*, E. Setijaningrum, Ed., Surabaya: PT. Pustaka Saga Jawadwipa, 2025, ch. 8, pp. 150–167.

[3] F. Yuliardi, F. Fauzi, and T. Utami, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Stunting Pasca Debat Cawapres Pertama 2024 Dengan Algoritma Bootstrap Aggregating Naïve Bayes," *Prosiding Seminar Nasional UNIMUS*, vol. 7, no. 16, pp. 1129–1139, 2024.

[4] E. Triningsih, Afdal, I. Permana, and N. Rozanda, "Analisis Sentimen Terhadap Program Makan Bergizi Gratis Menggunakan Algoritma Machine Learning Pada Sosial Media X," *BUILDING OF INFORMATICS, TECHNOLOGY AND SCIENCE*, vol. 6, no. 4, 2025.

[5] M. Ilham and B. Priambodo, "Analisis Sentimen Publik Terhadap Program Makan Siang Gratis Menggunakan BERT Neural Network Pada Platform X," *Jurnal Ekonomi Manajemen Sistem Informasi*, vol. 6, no. 2, 2024, doi: 10.38035/jemsi.v6i2.

[6] W. Xu, J. Chen, Z. Ding, and J. Wang, "Text Sentiment Analysis and Classification Based on Bidirectional Gated Recurrent Units (GRUs) Model," 2024.

[7] P. Riyantoko, T. Fahrudin, D. Prasetya, Trimono, and T. Timur, "Analisis Sentimen Sederhana Menggunakan Algoritma LSTM dan BERT untuk Klasifikasi Data Spam dan Non-Spam," *Prosiding Seminar Nasional Sains Data 2022*, 2022.

[8] R. K. Dewi, B. Tantular, J. Suprijadi, and A. A. Pravitasari, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi E-Samsat Provinsi Jawa Barat Menggunakan Metode BiGRU," *Inferensi*, vol. 1, no. 1, p. 1, Oct. 2023, doi: 10.12962/j27213862.v1i1.19113.

[9] F. Faturrohman and D. Rosmala, "Analisis Sentimen Sosial Media dengan Metode Bidirectional Gated Recurrent Unit," 2022.

[10] M. Greeshma and P. Simon, "Bidirectional Gated Recurrent Unit with Glove Embedding and Attention Mechanism for Movie Review Classification," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2024, pp. 528–536. doi: 10.1016/j.procs.2024.03.242.

[11] L. Nursinggah, R. Ruuhwan, and T. Mufizar, "ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI X TERHADAP PROGRAM MAKAN SIANG GRATIS DENGAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3, Aug. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i3.4336.

[12] F. Panjaitan, W. Ce, H. Oktafiandi, G. Kanugrahan, Y. Ramdhani, and V. H. C. Putra, "Evaluation of Machine Learning Models for Sentiment Analysis in the South Sumatra Governor Election Using Data Balancing Techniques," *Journal of Information Systems and Informatics*, vol. 7, no. 1, pp. 461–478, Mar. 2025, doi: 10.51519/journalisi.v7i1.1019.

[13] Z. Zhang *et al.*, "An Improved Bidirectional Gated Recurrent Unit Method for Accurate State-of-Charge Estimation," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 11252–11263, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3049944.

[14] A. Zikri and S. Agustian, "Penerapan Support Vector Machine dan FastText untuk Mendeteksi Hate Speech dan Abusive pada Twitter," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 7, no. 1, p. 436, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i1.5408.

[15] P. M. S. Ardinata, A. A. J. Permana, I. N. S. W. Wijaya, F. Teknik, and D. Kejuruan, "IDENTIFIKASI DAN NORMALISASI TEKS SLANG DENGAN FASTTEXT PADA TWITTER DALAM BAHASA INDONESIA," *Jurnal Pendidikan Teknologi dan Kejuruan*, vol. 21, no. 1, 2024.

[16] D. Retnoningrum, D. A. Putri, I. Budi, A. B. Santoso, and P. K. Putra, "Stance Analysis of Policies Related to Emission Test Obligations using Twitter Social Media Data," *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, vol. 12, no. 3, pp. 472–481, 2024, doi: 10.23887/janapati.v12i3.69004.

[17] I. Habib Kusuma and N. Cahyono, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penggunaan E-Commerce Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor," *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 8, no. 3, 2023.

[18] M. A. Palomino and F. Aider, “Evaluating the Effectiveness of Text Pre-Processing in Sentiment Analysis,” *Applied Sciences*, vol. 12, no. 17, p. 8765, Aug. 2022, doi: 10.3390/app12178765.

[19] A. R. Ismail and Raden Bagus Fajriya Hakim, “Implementasi Lexicon Based Untuk Analisis Sentimen Dalam Menentukan Rekomendasi Pantai Di DI Yogyakarta Berdasarkan Data Twitter,” *Emerging Statistics and Data Science Journal*, vol. 1, no. 1, pp. 37–46, Jan. 2023, doi: 10.20885/esds.vol1.iss.1.art5.

[20] E. Setiawan, F. Ferry, J. Santoso, S. Sumpeno, K. Fujisawa, and M. Purnomo, “Bidirectional GRU for Targeted Aspect-Based Sentiment Analysis Based on Character-Enhanced Token-Embedding and Multi-Level Attention,” *International Journal of Intelligent Engineering and Systems*, vol. 13, no. 5, pp. 392–407, Oct. 2020, doi: 10.22266/ijies2020.1031.35.

[21] J. Anggraini and D. Alita, “Implementasi Metode SVM Pada Sentimen Analisis Terhadap Pemilihan Presiden (Pilpres) 2024 Di Twitter,” *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, vol. 9, no. 2, pp. 102–111, Aug. 2024, doi: 10.30591/jpit.v9i2.6560.