

DETEKSI SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI X TERHADAP PROGRAM KERJA MAKAN SIANG GRATIS MENGGUNAKAN METODE *LONG SHORT TERM MEMORY*

Fathoni, Muhammad Tri Alfandy, Al Ikhsan Faiq, Imam Syahputra Zaki, Octa Dwiansyah

Sistem Informasi, Universitas Sriwijaya

Jl. Raya Palembang - Prabumulih No.KM. 32, Indralaya Indah, Kabupaten Ogan Ilir, Sumatera Selatan

fathoni@unsri.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini dilatarbelakangi oleh tingginya atensi publik terhadap kebijakan program makan siang gratis yang diusung oleh Presiden Prabowo Subianto dan Wakil Presiden Gibran Rakabuming Raka. Program tersebut menimbulkan beragam reaksi di masyarakat, mulai dari dukungan hingga kritik. Permasalahan utama yang diangkat adalah belum adanya pemetaan sentimen publik secara komprehensif terhadap kebijakan tersebut, terutama di media sosial X (sebelumnya Twitter), yang sering menjadi kanal utama ekspresi masyarakat. Penelitian ini bertujuan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan sentimen publik terhadap program makan siang gratis menjadi dua kategori, yaitu positif dan negatif, guna menyediakan insight berbasis data bagi pengambilan keputusan pemerintah. Metode yang digunakan adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM), salah satu teknik *deep learning* yang efektif dalam memproses data teks berurutan. Data diperoleh melalui *crawling* platform X sebanyak 1.818 tweet, yang kemudian diproses melalui tahapan pelabelan, *preprocessing*, pelatihan, dan pengujian model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model LSTM mampu mengklasifikasikan sentimen dengan akurasi 75,3%. Kategori positif memiliki precision sebesar 0,72 dan recall sebesar 0,82 (F1-score: 0,77), sedangkan kategori negatif memiliki precision sebesar 0,79 dan recall sebesar 0,69 (F1-score: 0,74). Temuan ini menunjukkan bahwa pendekatan LSTM efektif dalam mendeteksi opini publik secara real-time terhadap kebijakan sosial di media sosial.

Kata kunci : Analisis Sentimen, Media Sosial X, Makan Siang Gratis, *Deep Learning*, LSTM

1. PENDAHULUAN

Teknologi yang telah berkembang pesat berdampak pada cara berkomunikasi masyarakat salah satunya cara dalam menyampaikan opini terhadap program yang dibuat oleh pemerintah. Media sosial sendiri menjadi wadah yang sering digunakan oleh banyak orang dalam memberikan pendapat mereka, dapat berupa dukungan maupun kritik. Salah satu kebijakan yang sedang dibicarakan banyak orang adalah program makan siang gratis yang dibuat oleh pasangan presiden Prabowo Subianto dan Wakil Presiden Gibran Rakabuming Raka. Program makan siang gratis ini telah menimbulkan banyak hal sehingga muncul dukungan dan kritik [1]. Program tersebut didesain untuk memasok nutrisi bermutu dan produk susu kepada anak-anak usia sekolah, seraya menyediakan suplementasi nutrisi kepada wanita hamil dan balita. Intervensi gizi ini diestimasi dapat memfasilitasi optimalisasi perkembangan neurokognitif, mereduksi prevalensi malnutrisi kronis, serta meningkatkan angka partisipasi edukasional [2]. Ada sebagian yang mendukung kebijakan ini sebagai langkah positif dalam meningkatkan kesejahteraan masyarakat, ada juga sebagian yang meragukan efektivitas, biaya kebijakan dan lanjutan program ini. Karena banyak masyarakat yang memberikan perhatian pada kebijakan ini membuat kebijakan ini menjadi trending topik di media sosial khususnya X, sehingga perlu untuk mengklasifikasikan sentimen masyarakat secara akurat untuk memberikan wawasan untuk pemerintah dan orang-orang berkepentingan

untuk menentukan strategi komunikasi dan implementasi kebijakan yang tepat kedepannya.

Ada banyak metode yang sering digunakan dalam menganalisis sentimen publik salah satunya adalah menggunakan pendekatan *Deep Learning* dengan metode LSTM (*Long Short Term Memory*). Arsitektur LSTM merepresentasikan peningkatan yang signifikan dari framework *Recurrent Neural Network* (RNN) konvensional dengan diintegrasikannya komponen memori selular yang memiliki kapabilitas retensi informasional dalam spektrum temporal yang ekstensif. Mekanisme ini mengkompensasi fenomena degradasi gradien yang sering termanifestasi pada struktur RNN ketika mengeksekusi pemrosesan data sekuensial berdimensi longitudinal [3]. LSTM mampu menyimpan informasi penting dalam jangka panjang dan membuang yang tidak relevan [4]. Oleh karena itu metode LSTM dapat lebih akurat dalam mendeteksi sentimen dibandingkan metode berbasis machine learning lainnya. Oleh karena itu, pada penelitian ini akan berfokus pada metode LSTM dalam mendeteksi sentimen pada pengguna aplikasi X tentang program makan siang gratis, dengan mengklasifikasikan sentimen tersebut menjadi 2 kategori yaitu positif dan negatif.

Meskipun sejumlah penelitian sebelumnya telah mengimplementasikan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam analisis sentimen terkait kebijakan publik, penelitian ini membedakan diri melalui perbedaan signifikan dalam lingkup topik yang dianalisis serta pendekatan metodologis yang diterapkan. Sebagai contoh hasil dari penelitian [5],

Hasil analisis menunjukkan bahwa algoritma Long Short-Term Memory (LSTM) berhasil mencapai tingkat akurasi, presisi, dan recall masing-masing sebesar 83,33%, sedangkan algoritma Naïve Bayes memperoleh kinerja dengan nilai sebesar 82%. Meskipun demikian, penelitian tersebut belum menyelidiki tanggapan publik terhadap kebijakan sosial seperti program makan siang gratis. Selain itu, tujuan penelitian ini adalah untuk meningkatkan ketepatan analisis sentimen dengan mempertimbangkan berbagai komponen, seperti mengoptimalkan proses preprocessing teks dan mempelajari penggunaan embedding kata yang lebih canggih, seperti Word2Vec atau BERT, untuk meningkatkan pemahaman model tentang makna kata dalam konteks tertentu.

Investigasi empiris ini berorientasi pada akuisisi dan interpretasi korpus data yang bersumber dari ekspresivitas pengguna aplikasi X berkenaan dengan inisiatif subsidi makanan meridian, melalui konstruksi model prediktif sentimen berbasis algoritma LSTM, serta identifikasi pola preferensial komunitas terkait kebijakan tersebut. Eksplorasi kuantitatif ini diproyeksikan untuk menginformasikan elemen eksekutif dan stakeholder dalam kontekstualisasi persepsi sosial. Hasil ekstrapolasi diharapkan dapat menginstrumentasikan formulasi pendekatan komunikasional yang berimplikasi pada elevasi akseptansi dan efektivitas implementasional regulasi terkait.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Studi yang dilakukan oleh Pangestu [5] mengkaji opini publik terhadap implementasi Kurikulum Merdeka dengan menggunakan *FastText* untuk *word embedding* dan LSTM untuk klasifikasi sentimen. Hasilnya menunjukkan bahwa sentimen negatif lebih dominan dalam diskusi mengenai Kurikulum Merdeka, dengan akurasi model mencapai 85%. Perbedaan utama dengan penelitian ini terletak pada objek kajian, di mana penelitian ini berfokus pada program makan siang gratis, sementara studi berfokus mengkaji kebijakan pendidikan.

Eksperimen yang dilakukan oleh Reddy [6] menggunakan LSTM terintegrasi dengan layanan AWS untuk menganalisis sentimen komentar pengguna di *YouTube*. Hasil penelitian mereka menunjukkan akurasi 85% dalam mengklasifikasikan sentimen komentar. Perbedaan dengan penelitian ini adalah fokus objek kajian; penelitian ini mengkaji sentimen terhadap kebijakan sosial, sementara penelitian ini meneliti sentimen dalam konteks komentar video daring.

Penelitian yang dilakukan oleh Zahidi [7] berfokus pada tantangan dalam analisis sentimen bahasa Arab dengan mengusulkan penggunaan LSTM dengan *embedding Word2Vec* dan *FastText* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa LSTM dengan

FastText memiliki akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan *Word2Vec*. Meskipun menggunakan LSTM, penelitian ini berbeda dalam objek kajian dan bahasa yang dianalisis.

2.2. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merepresentasikan metodologi yang diimplementasikan untuk mengidentifikasi, mengekstrahir opini, dan memproses korpus tekstual secara terautomatisasi untuk memperoleh sentimen yang terartikulasi dalam opini [8]. Pendekatan ini kerap diutilisasi dalam *marketing* untuk mendiagnosis opini konsumen dan dalam konteks politik serta sosial untuk mengevaluasi opini masyarakat terhadap isu spesifik. Objektif dari sebuah analisis sentimen yaitu untuk mengkomprehensikan dan mengekstrahir informasi subjektif yang termuat dalam teks [9]. Dengan mengeksekusi analisis sentimen memungkinkan identifikasi pendapat dan perspektif mengenai topik partikular.

2.3. Media Sosial X

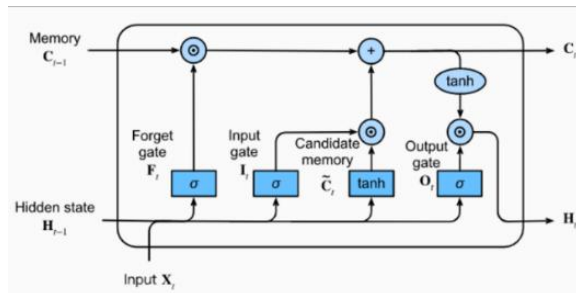
Twitter, yang saat ini beridentitas sebagai X, merupakan ekosistem media sosial dominan yang masif diutilisasi untuk mengekspresikan opini dan respons masyarakat terhadap diversitas isu sosial, politik, dan kebijakan publik secara real-time [10]. Netizen dapat mengkreasikan publikasi singkat atau tweet berupa teks, imagery, atau video, dan melakukan interaksi melalui fitur apresiasi, retweet, serta komentar.

Dalam paradigma analisis sentimen, Twitter berperan sebagai reservoir data yang sangat bernilai karena kuantitas dan heterogenitas pendapat yang aksesibel dalam waktu singkat. Atribut tweet yang bersifat terbuka, publik, dan padat informasional memfasilitasi peneliti untuk memonitoring dinamika opini masyarakat secara simultan, mengkonstruksikannya sebagai salah satu media fundamental dalam akuisisi data untuk mengkomprehensikan persepsi publik terhadap kebijakan, seperti program makan siang gratis yang menjadi fokus eksaminasi ini.

2.4. Long Short Term Memory

Long Short-Term Memory (LSTM) merupakan modalitas jaringan saraf tiruan yang dikonstruksikan oleh Hochreiter dan Schmidhuber pada era 1997 untuk mengatenuasi limitasi Recurrent Neural Networks (RNN) dalam mengeliminasi masalah vanishing gradient, yang mengakibatkan kompleksitas dalam mempelajari korelasi jangka panjang dalam data sekuensial [7]. LSTM mengatasi kekurangan ini dengan memodifikasi pada lapisan RNN dengan menambahkan struktur gerbang, yang memungkinkan informasi mengalir tanpa perubahan signifikan dari satu langkah waktu ke langkah berikutnya [11]. LSTM memiliki arsitektur yang mencakup unit memori, dengan elemen kunci berupa kondisi sel yang dikelola oleh tiga jenis gerbang, yaitu *forget gate*, *input gate*,

dan *output gate*. Masing-masing gerbang ini memiliki peran penting dalam mengatur aliran informasi, termasuk menentukan informasi yang perlu dilupakan, yang harus disimpan, serta yang akan diteruskan ke langkah berikutnya dalam proses komputasi [12]. Dengan adanya kemampuan ini, membuat LSTM lebih baik dalam memproses data dengan urutan panjang, seperti teks pada sosial media dibandingkan RNN.



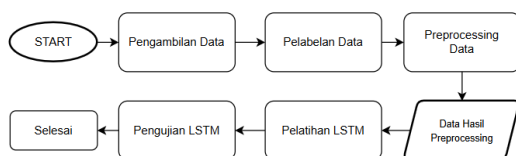
Gambar 1. Arsitektur LSTM

2.5. Program Kerja Makan Siang Gratis

Program makan siang gratis merupakan salah satu program kerja yang diinisiasi oleh Presiden Prabowo Subianto dan Wakil Presiden Gibran Rakabuming Raka, dengan tujuan untuk meningkatkan kualitas gizi siswa di tingkat sekolah. Inisiatif ini ditargetkan untuk mengkultivasi generasi yang pintar, sehat dan unggul dalam daya saing, serta memberikan kontribusi pada produktivitas ekonomi demi merealisasikan visi Indonesia Emas 2045 [13]. Dengan implementasi program ini, diproyeksikan dapat mengkonstruksikan kebiasaan menabung bagi para peserta didik dan mengintensifikasi kecerdasan generasi muda untuk masa yang akan datang. Program inisiatif ini yang dialokasikan kepada kurang lebih 82,9 juta orang dengan karakteristik anak balita, anak sekolah dan ibu hamil, dengan proyeksi besaran dana yang mencapai kuantifikasi di Rp 450 triliun pertahun yang pendistribusiannya 2024-2025 dari APBN 2025 [13].

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengadopsi metode *Deep Learning* untuk menganalisis data yang diperoleh melalui proses *crawling* dari media sosial X. Alur penelitian yang diterapkan dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Alur Penelitian

3.1 Pengambilan Data

Pada tahap ini, dilakukan proses akuisisi data dari berbagai sumber yang relevan, termasuk platform media sosial (seperti X/Twitter), portal berita daring, serta kumpulan data publik. Informasi yang diperoleh

berupa teks yang mencerminkan opini masyarakat terkait kebijakan pemberian makan siang secara gratis. Sebanyak 1818 data berhasil dikumpulkan untuk dianalisis lebih lanjut.

3.2 Pelabelan Data

Setelah proses pengumpulan data selesai, tahap selanjutnya adalah anotasi sentimen yang dilakukan melalui metode manual maupun teknik semi-otomatis. Anotasi sentimen ini bertujuan untuk mengkategorikan teks berdasarkan ekspresi yang terkandung di dalamnya. Dalam penelitian ini, kategori sentimen yang digunakan terbagi menjadi dua klasifikasi utama yaitu sebagai berikut:

- Positif, yang merujuk pada teks yang menunjukkan dukungan atau apresiasi terhadap kebijakan yang diterapkan.
- Negatif, yang mencakup teks yang mengandung ekspresi penolakan, kritik, atau ketidaksetujuan terhadap kebijakan tersebut.

Proses anotasi ini memiliki peranan krusial dalam menjamin bahwa data yang dianalisis dapat mencerminkan dengan tepat perspektif masyarakat terhadap kebijakan yang sedang diteliti.

3.3 Preprocessing Data

Pada tahap ini, dilakukan serangkaian proses pemrosesan awal untuk membersihkan serta menyiapkan data agar dapat digunakan dalam proses pelatihan model. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi:

- Pembersihan Teks: Proses ini melibatkan penghapusan karakter yang tidak relevan, seperti simbol, angka, tanda baca, dan karakter khusus lainnya, yang tidak memberikan kontribusi signifikan dalam analisis.
- Case Folding*: Seluruh teks diubah menjadi huruf kecil untuk memastikan konsistensi dalam pengolahan data dan menghindari perbedaan interpretasi akibat variasi kapitalisasi.
- Tokenisasi: Teks dipisahkan menjadi unit kata individual, yang memungkinkan pemrosesan lebih lanjut oleh model.
- Stopword Removal*: Penghilangan kata-kata umum yang tidak memberikan informasi substansial dalam konteks analisis sentimen.
- Stemming/Lemmatization*: Proses mengkonversi kata-kata ke bentuk dasarnya untuk menyederhanakan pemrosesan teks dan meningkatkan kemampuan model dalam memahami konteks dan makna yang terkandung dalam kata tersebut.

3.4 Data Hasil Preprocessing

Setelah tahap pemrosesan awal selesai, data yang telah dibersihkan siap untuk digunakan dalam proses pelatihan model berbasis LSTM. Selanjutnya, data ini akan dibagi menjadi dua subset, yakni data latih (training data) dan data uji (testing data), dengan rasio

pembagian tertentu, misalnya 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian.

3.5 Pelatihan Model LSTM

Model berbasis *Long Short-Term Memory* (LSTM) dilatih menggunakan data yang telah melewati tahap pemrosesan awal untuk mempelajari pola sentimen yang terdapat dalam teks. Model ini bekerja dengan mempertahankan informasi dari kata-kata sebelumnya dalam sebuah kalimat, sehingga lebih sesuai untuk analisis sentimen berbasis teks yang memiliki keterkaitan antar kata.

3.6 Pengujian Model LSTM

Setelah tahap pelatihan selesai, model dievaluasi dengan menggunakan data uji untuk mengukur kinerjanya dalam mengklasifikasikan sentimen yang terkandung dalam teks. Beberapa metrik evaluasi yang digunakan dalam pengukuran kinerja model meliputi:

- Akurasi: Mengukur persentase prediksi yang benar dibandingkan dengan total data uji yang tersedia.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP + TN}{TS} \quad (1)$$

Keterangan:

True Positives (TP): jumlah prediksi yang benar untuk kelas positif.

True Negatives (TN): jumlah prediksi yang benar untuk kelas negatif.

Total Samples (TS): jumlah total data yang diuji..

- Precision, Recall, dan F1-Score: Digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana keseimbangan antara data positif dan negatif yang terklasifikasi secara benar dapat tercapai.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

Keterangan:

False Positives (FP): jumlah prediksi yang salah untuk kelas positif.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

Keterangan:

False Negatives (FN): jumlah prediksi yang salah untuk kelas negatif.

$$F1 - \text{Scores} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

- Confusion Matrix: Digunakan untuk menganalisis distribusi kesalahan klasifikasi dan memahami sejauh mana model dapat membedakan kategori sentimen.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

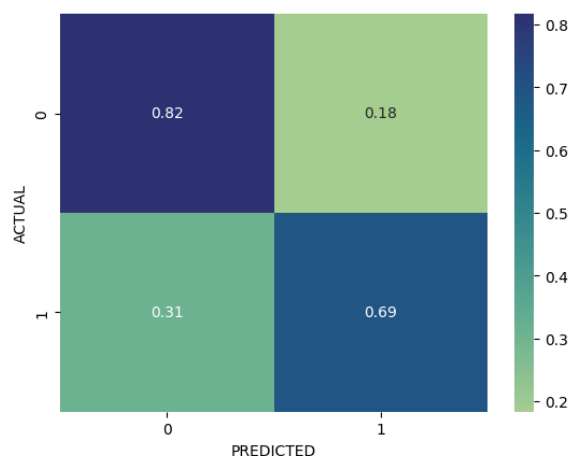
Berdasarkan hasil dari eksperimen yang dilakukan didapatkan hasil *accuracy model* untuk tes dataset sebesar 75.3%. Hal ini menandakan bahwa model secara umum memiliki performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen sesuai kategori namun ada beberapa sentimen yang dikategorikan tidak tepat.

Tabel 1. Hasil Precision, Recall, Dan F1-Scores

Kelas Sentimen	Precision	Recall	F1-Score
Positif	0.72	0.82	0.77
Negatif	0.79	0.69	0.74

Merujuk pada tabulasi yang disajikan, parameter Precision mengindikasikan derajat akurasi prediktif model. Untuk klasifikasi Afirmatif, model mendemonstrasikan precision sebesar 0.72, mengindikasikan bahwa dari totalitas prediksi yang terkategori sebagai "Afirmatif", sekitar 72% di antaranya merupakan kategorisasi yang tervalidasi Afirmatif. Di sisi lain, untuk klasifikasi Pejoratif, model menampilkan precision sebesar 0.79, mengimplikasikan bahwa model memiliki kapabilitas yang lebih superior dalam memprediksi klasifikasi Pejoratif dibandingkan dengan klasifikasi Afirmatif.

Parameter Recall merefleksikan kapasitas model dalam mengakomodasi seluruh sampel yang relevan dari suatu klasifikasi spesifik. Model menunjukkan recall sebesar 0.82 untuk klasifikasi Afirmatif, mengindikasikan bahwa model sukses mengidentifikasi 82% dari keseluruhan sampel Afirmatif yang aktual. Sebaliknya, untuk klasifikasi Pejoratif, recall sebesar 0.69 mengindikasikan bahwa model memiliki kapabilitas yang sedikit inferior dalam mendeteksi totalitas sampel Pejoratif yang ada dibandingkan dengan sampel Afirmatif. F1-Score merupakan metrik komposit yang mengharmonisasikan parameter Precision dan Recall. Untuk klasifikasi Afirmatif, nilai F1-Score sebesar 0.77 mendemonstrasikan keseimbangan yang optimal antara Precision dan Recall. Sementara itu, klasifikasi Pejoratif memiliki nilai F1-Score sebesar 0.74, yang meskipun sedikit lebih rendah, tetap mendemonstrasikan kapabilitas performatif yang adekuat.



Gambar 3. Confusion Matrix

Berdasarkan gambar dari *confusion matrix* pada gambar 3, *True Negative* (TN) memiliki nilai 0.82, yang menunjukkan bahwa model dengan akurat mengklasifikasikan 82% dari data yang sebenarnya Negatif sebagai Negatif. Sebaliknya, *False Positive*

(FP) sebesar 0.18 mengindikasikan bahwa 18% dari data yang sebenarnya Negatif diprediksi sebagai Positif oleh model. Untuk kelas Positif, model memiliki *True Positive* (TP) sebesar 0.69, yang menunjukkan bahwa model dapat mengidentifikasi 69% dari data Positif dengan benar. Namun, *False Negative* (FN) tercatat sebesar 0.31, yang berarti bahwa model gagal mendeteksi 31% dari data yang sebenarnya Positif, mengklasifikasikannya sebagai Negatif.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Investigasi ini telah berhasil mengonstruksi model identifikasi sentimen berbasis Long Short-Term Memory (LSTM) untuk mengeksplorasi persepsi publik mengenai inisiatif kebijakan makan siang gratis yang menjadi topik perbincangan pada platform media sosial X (sebelumnya dikenal sebagai Twitter). Temuan investigasi mengindikasikan bahwa arsitektur LSTM mampu mengategorikan sentimen ke dalam dua klasifikasi fundamental positif dan negatif dengan performa yang relatif memuaskan. Arsitektur komputasional tersebut mencapai tingkat ketepatan sebesar 75,3%, disertai nilai-nilai precision, recall, dan F1-score yang mencerminkan keseimbangan dalam pengidentifikasian sentimen afirmatif dan pejoratif. Kategori afirmatif menunjukkan precision 0.72 dan recall 0.82 (dengan F1-score 0.77), sementara kategori pejoratif memperlihatkan precision 0.79 dan recall 0.69 (dengan F1-score 0.74), yang menyiratkan bahwa konstruksi model sedikit lebih superior dalam mendeteksi nuansa sentimen afirmatif dibandingkan dengan pejoratif. Secara komprehensif, hasil penelusuran ini mengafirmasi efisiensi pendekatan pembelajaran mendalam berbasis LSTM dalam analitika sentimen konten tekstual media sosial, terutama dalam konteks regulasi publik. Hasil elaborasi ini diproyeksikan dapat menyumbangkan kontribusi substansial bagi institusi pemerintahan dan pemangku kepentingan kebijakan dalam merumuskan strategi komunikasi dan evaluasi kebijakan yang berbasis pada opini masyarakat secara real-time.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. I. Septiani, N. Rosiana, and A. Azzahra, "Dampak Makan Siang Gratis Pada Kondisi Keuangan Negara Dan Peningkatan Mutu Pendidikan," *Jurnal Pendidikan Universal*, vol. 1, no. 3, pp. 192–196, May 2024.
- [2] 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, pp. 1039–1047, Nov. 2024, doi: 10.38035/jemsi.v6i2.
- [3] R. S. Pontoh *et al.*, "Jakarta Pandemic to Endemic Transition: Forecasting COVID-19 Using NNAR and LSTM," *Applied Sciences (Switzerland)*, vol. 12, no. 12, 2022, doi: 10.3390/app12125771.
- [4] B. A. H. Kholifatullah and A. Prihanto, "Penerapan Metode Long Short Term Memory Untuk Klasifikasi Pada Hate Speech," *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 2023, doi: 10.26740/jinacs.v4n03.p292-297.
- [5] A. F. Pangestu, B. Rahmat, and A. N. Sihananto, "ANALISIS SENTIMEN PADA MEDIA SOSIAL X TERHADAP IMPLEMENTASI KURIKULUM MERDEKA MENGGUNAKAN METODE FASTTEXT DAN LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)," *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 9, no. 4, pp. 2271–2280, Nov. 2024, doi: 10.29100/jupi.v9i4.5665.
- [6] P. N. Reddy, S. Aswath, R. Alapati, and D. Beena, "AWS-Enhanced Sentiment Analysis Using LSTM For Online Video Comments *," May 2024.
- [7] Y. Zahidi, Y. Al-Amrani, and Y. El Younoussi, "Improving Arabic Sentiment Analysis Using LSTM Based on Word Embedding Models," *Vietnam Journal of Computer Science*, vol. 10, no. 3, 2023, doi: 10.1142/S2196888823500069.
- [8] I. Pakpahan and Jasman Pardede, "Analisis Sentimen Penanganan Covid-19 Menggunakan Metode Long Short-Term Memory Pada Media Sosial Twitter," *Jurnal Publikasi Teknik Informatika*, vol. 2, no. 1, 2023, doi: 10.55606/jupti.v1i1.767.
- [9] Y. Ardian Pradana, I. Cholissodin, and D. Kurnianingtyas, "Analisis Sentimen Pemindahan Ibu Kota Indonesia pada Media Sosial Twitter menggunakan Metode LSTM dan Word2Vec," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 7, no. 5, 2023.
- [10] N. N. Aini and R. Sugeng Basuki, "Pengaruh Electronic Word Of Mouth Media Sosial Instagram @gartenhaus_co Dan Store Atmosphere Terhadap Minat Beli Di Cafe Gartenhaus Malang Jawa Timur," *Jurnal Aplikasi Bisnis*, vol. 6, no. 1, 2020.
- [11] K. Setyo Nugroho, I. Akbar, and A. Nizar Suksmawati, "Seminar Nasional Hasil Riset Prefix-RTR DETEKSI DEPRESI DAN KECEMASAN PENGGUNA TWITTER MENGGUNAKAN BIDIRECTIONAL LSTM," pp. 287–295, Dec. 2021.
- [12] S. Jurnalis Pipin and H. Kurniawan, "Analisis Sentimen Kebijakan MBKM Berdasarkan Opini Masyarakat di Twitter Menggunakan LSTM," *Jurnal SIFO Mikroskil*, vol. 23, no. 2, 2022, doi: 10.55601/jsm.v23i2.900.
- [13] Welasari, G. A. Gunadi, J. S. Raharjo, S. Setianingsih, and M. Amazihoro, "Analisis Kemanfaatan Kebijakan Program Makan Siang Gratis bagi Peserta Didik dan Pemerintahan," *Jurnal Pendidikan Tambusai*, vol. 9, no. 1, pp. 7403–7411, 2025.