

Analisis Sentimen Program Makan Siang Gratis di Twitter/X menggunakan Metode BI-LSTM

Dimas Tha'qif Attaulah¹, Dewi Soyusiawaty^{1,*}

¹ Program Studi Informatika, Universitas Ahmad Dahlan, Indonesia

* Correspondence: dewi.soyusiawaty@tif.uad.ac.id

Copyright: © 2025 by the authors

Received: 6 Maret 2025 | Revised: 13 Maret 2025 | Accepted: 3 April 2025 | Published: 18 April 2025

Abstrak

Program makan siang gratis menjadi topik yang banyak dibahas di media sosial, mencerminkan opini publik terhadap kebijakan tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap program makan siang gratis guna mengevaluasi efektivitas kebijakan dan memahami persepsi publik. Data dikumpulkan melalui teknik *web crawling* pada platform *twitter/X*, dan menghasilkan 7.441 data. Tahapan pemrosesan meliputi *preprocessing*, pelabelan sentimen menggunakan VADER, visualisasi kata kunci dengan *wordcloud*, serta penerapan *word embedding* menggunakan *word2vec*. Teknik *oversampling* digunakan untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Model klasifikasi sentimen dikembangkan menggunakan Bi-LSTM dan dievaluasi dengan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *f1-score*. Model Bi-LSTM yang dikembangkan mencapai akurasi 88,75%, dengan presisi 88,9%, *recall* 88,8%, dan *f1-score* 88,8%. Hasil analisis menunjukkan bahwa mayoritas respons masyarakat bersifat positif atau netral, meskipun terdapat sentimen negatif yang menyoroti potensi permasalahan seperti korupsi dan peningkatan hutang negara. Hasil ini memberikan wawasan mengenai opini publik terhadap kebijakan makan siang gratis serta menunjukkan efektivitas model Bi-LSTM dalam klasifikasi sentimen media sosial.

Kata kunci: analisis sentimen; bi-lstm; program makan siang gratis; word2vec

Abstract

The free lunch program became a widely discussed topic on social media, reflecting public opinion towards the policy. This research aims to analyze public sentiment towards free lunch program to evaluate the policy's effectiveness and understand public perception. Data was collected through web crawling techniques on the Twitter/X platform, resulting in 7,441 data. Processing stages include preprocessing, sentiment labeling using VADER, keyword visualization with wordcloud, and application of word embedding using Word2Vec. The oversampling technique is used to overcome data imbalance. Sentiment classification was developed using Bi-LSTM and evaluated with accuracy, precision, recall, and F1-score. The developed Bi-LSTM model achieved 88.75% accuracy, with 88.9% precision, 88.8% recall, and 88.8% F1-score. Analysis results show that the majority of public responses are positive or neutral, although there were negative sentiments that highlighted potential problems such as corruption and increasing national debt. These results provide insight into public opinion on the free lunch policy and demonstrate the effectiveness of the Bi-LSTM model in social media sentiment classification.

Keywords: sentiment analysis; bi-lstm; free lunch program; word2vec

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah menjadikan media sosial sebagai platform utama bagi masyarakat dalam menyampaikan opini terhadap suatu kebijakan. Salah satu kebijakan yang mendapat perhatian luas di Indonesia adalah program makan siang gratis, yang



diperkenalkan dalam kampanye Pemilihan Presiden 2024 (Rahma et al., 2024). Program ini menuai beragam reaksi dari masyarakat, baik dukungan maupun kritik. Beberapa pihak menganggapnya sebagai langkah strategis dalam mengatasi masalah *stunting* dan gizi anak, sementara yang lain meragukan implementasinya karena potensi penyalahgunaan anggaran dan korupsi (Novianti et al., 2024).

Diskusi mengenai program ini berkembang pesat di media sosial, khususnya *Twitter/X*, yang dikenal sebagai platform dengan dinamika opini publik yang tinggi. Karakteristik *twitter* yang memungkinkan pengguna mengekspresikan pandangan mereka secara singkat dan langsung menjadikannya sumber data untuk analisis sentimen (Husen et al., 2023). Menurut survei, Indonesia merupakan salah satu negara dengan jumlah pengguna *Twitter* terbanyak, dengan tingkat keterlibatan tinggi dalam topik sosial dan politik (Handayani & Zufria, 2023). *Twitter* memiliki API yang terbuka sehingga bisa untuk dijadikan bahan penelitian dan pengambilan data dalam jumlah yang besar. *Twitter* sering menjadi tempat diskusi tentang kebijakan publik dan peristiwa penting (Hidayat et al., 2021). Oleh karena itu, analisis sentimen terhadap program makan siang gratis di *twitter* menjadi relevan untuk memahami bagaimana opini publik terbentuk dan berkembang.

Analisis sentimen adalah cabang dari *Natural Language Processing* (NLP) yang digunakan untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan opini publik berdasarkan teks yang tersedia di media sosial (Yusanto et al., 2024). Metode ini telah digunakan dalam berbagai studi untuk memahami reaksi masyarakat (Aulia et al., 2021). *Deep learning* merupakan pembelajaran mesin yang memanfaatkan jaringan syaraf tiruan berlapis-lapis untuk menganalisis serta mempelajari representasi data yang rumit (Wardianto et al., 2023). *Recurrent Neural Network* (RNN) adalah salah satu arsitektur jaringan syaraf tiruan yang banyak digunakan (Lestandy et al., 2021). *Recurrent Neural Network* (RNN) memiliki kemampuan untuk mempertahankan informasi dari waktu sebelumnya, sehingga mampu mengenali pola dalam data secara lebih efektif (Utami, 2022).

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah teknik dalam *deep learning* yang digunakan untuk tugas klasifikasi dan merupakan pengembangan dari arsitektur RNN (Subowo et al., 2022; Sutrisno & Winarsih, 2024). LSTM adalah salah satu metode *deep learning* yang dapat diterapkan dalam berbagai bidang NLP, seperti pengenalan suara, penerjemahan teks, serta analisis sentimen (Rahman et al., 2021). Salah satu keterbatasan LSTM adalah hanya mengandalkan informasi historis dalam satu arah (ke depan) (Sari, 2024). Untuk mengatasi hal ini, dikenalkan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (Bi-LSTM). Bi-LSTM memperkenalkan dua *input*, yaitu arah maju (*forward*) dan arah mundur (*backward*), memungkinkan sistem untuk belajar dari data masa lalu serta masa depan (Mutmainah et al., 2023).

Berdasarkan penelitian sebelumnya yang telah menerapkan metode Bi-LSTM yang digunakan dalam analisis sentimen aplikasi MyPertamina mendapatkan akurasi yang baik sebesar 90% (Saputra et al., 2024). Penelitian lain juga membuktikan dengan membandingkan metode BI-LSTM dan CNN. Pada metode BI-LSTM mendapatkan akurasi yang cukup baik sebesar 69,48% untuk analisis sentimen dan 84,36% untuk analisis emosi. Sedangkan CNN mendapatkan akurasi sebesar 68,58% untuk analisis sentimen dan 84,21% untuk analisis emosi (Kamarula et al., 2022). Berdasarkan hal tersebut dapat disimpulkan bahwa algoritma BI-LSTM lebih baik dibandingkan algoritma CNN. Juga terdapat pada penelitian lain yang menunjukkan bahwa metode Bi-LSTM memiliki kinerja yang baik dalam memprediksi saham (Puteri, 2023). Namun, masih terdapat kekurangan dalam penelitian sebelumnya, penerapan Bi-LSTM sebagian besar penelitian berfokus pada sentimen terhadap merek atau produk komersial, sementara analisis terhadap kebijakan publik masih terbatas. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap program

makan siang gratis sehingga bisa mengetahui tanggapan positif, netral, dan negatif yang disampaikan masyarakat.

METODE

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan utama, yaitu pengumpulan, *preprocessing* data, *labelling*, *resampling*, *word embedding*, pemodelan dan pengujian, dan evaluasi model. Data penelitian dikumpulkan dari *website* media sosial *Twitter/X*. Penelitian ini menggunakan metode BI-LSTM karena lebih efektif dibanding LSTM yang hanya memproses teks dalam satu arah. Bi-LSTM mampu memproses *input* secara maju dan mundur. Model ini memiliki beberapa gerbang utama, seperti *forget gate* yang menentukan apakah informasi tertentu akan dipertahankan dalam sel memori atau tidak, dan ditentukan menggunakan persamaan 1.

$$f_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

Keterangan:

- f_t = Output dari *forget gate* pada waktu t.
- σ = Sigmoid.
- W_i = Matriks bobot untuk *input gate*.
- h_{t-1} = Output pada waktu sebelumnya.
- x_t = Input pada waktu t.
- b_f = Bias untuk *input gate*.

Input gate memproses informasi melalui *sigmoid* dan *tanh*, lalu *cell state* diperbarui. *Output gate* menentukan informasi yang digunakan, dengan lapisan *sigmoid* menyaring *output* berdasarkan *cell state* (Alghifari et al., 2022). Untuk mengoptimalkan model, dilakukan uji coba parameter dengan menggunakan *Grid Search* dengan parameter *batch size* 16, 32, 64, *epoch* 10, 20, 50, *embedding size* 16, 32, 64, dan jumlah *neuron* 16, 32, 64. Data dikumpulkan dari *Twitter/X* menggunakan *tweet harvest* dengan kata kunci yang sering dicari “Makan Bergizi Gratis” dan “Program Makan Siang Gratis Prabowo Gibran”. *Preprocessing* dilakukan dengan *library* *nlk* dan *sastrawi*, mencakup *cleaning data* untuk menghapus kata-kata yang tidak diperlukan, *case folding* mengubah semua huruf menjadi huruf kecil, *tokenizing* memisahkan teks menjadi individual, *stopword removal* menghilangkan kata yang dianggap tidak memiliki makna, dan *stemming* untuk mengubah kata menjadi bentuk dasarnya.

Tahap *labelling* menggunakan VADER untuk menentukan label secara otomatis. Klasifikasi untuk nilai positif, negatif, dan netral dihitung dengan menggunakan nilai polaritas per kata dan dijumlahkan menjadi nilai gabungan (Furqon et al., 2025). Pada tahap *Word2Vec* dengan model CBOW diterapkan untuk mengonversi kata ke dalam vektor numerik, model CBOW memiliki keunggulan efisiensi waktu dan bekerja dengan baik pada setiap dataset. Penelitian ini juga dihadapi permasalahan dataset yang tidak seimbang. Maka dari itu pada penelitian ini menggunakan teknik *oversampling*. *Oversampling* bertujuan untuk meningkatkan sampel kelas minoritas sampai sama dengan kelas mayoritas. Pada tahap pengujian model, beberapa aspek yang diuji dalam penelitian ini meliputi pengaruh *batch size*, jumlah *epoch*, dan *dropout* terhadap performa model. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk menghitung *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* (Arrasyid et al., 2021).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Data penelitian diperoleh melalui teknik *crawling* dari media sosial *Twitter/X* dengan rentang waktu pengambilan dari 1 Januari 2024 hingga 14 Januari 2025. Tabel 1 menyajikan

cuplikan data hasil *crawling*, proses *crawling* menghasilkan total 7.441 *tweet* yang mengandung opini masyarakat terhadap program makan siang gratis. Selanjutnya, data ini akan melalui tahap *preprocessing* data.

Tabel 1. Hasil *crawling* data

No	conversati on_id_str	created_at	tweet_url	full_text	user_id_ str	userna me
1	1.8e+18	Sun Jun 09 12:43:40 +0000 2024	https://x.com/ gentsemane/st atus/17997844 25741508736	program makan siang gratis ternyata yang dikasih makan ego	1648959 325.0	gentse mane
...
7.441	18762300 00000000 000	Mon Jan 06 12:22:21 +0000 2025	https://x.com/ nyetmooo/stat us/187623403 7293203714	@txtdrimedi a Ini Gibran yg kalian carirumah lebih enak dan sehat	1650300 0000000 00000	nyetmo oo

Setelah proses *crawling*, didapatkan hasil *preprocessing* data pada tabel 2 yaitu dilakukan menggunakan library NLTK dan *Sastrawi*. Tahapan *preprocessing* melibatkan lima tahap, yaitu pembersihan data (*cleaning*), pengubahan huruf kapital menjadi huruf kecil (*case folding*), tokenisasi untuk memisahkan kata (*tokenizing*), penghapusan kata-kata umum (*stopword removal*), dan *stemming* untuk menghapus kata imbuhan.

Tabel 2. *Preprocessing* data

<i>Cleaning</i>	<i>Case_folding</i>	<i>Tokenizing</i>	<i>Stopword_removal</i>	<i>Stemming</i>
program makan siang gratis ternyata yang dikasih makan ego	program makan siang gratis ternyata yang dikasih makan ego	['program', 'makan', 'siang', 'gratis', 'ternyata', 'yang', 'dikasih', 'makan', 'ego']	['program', 'makan', 'siang', 'gratis', 'dikasih', 'makan', 'ego']	program makan siang gratis kasih makan ego

Tabel 3. *Labelling* data

No	<i>Stemming</i>	<i>Scores</i>	<i>Compound</i>	<i>Sentiment</i>
1	program makan siang gratis kasih makan ego	"{'neg': 0.0, 'neu': 0.548, 'pos': 0.452, 'compound': 0.5106}"	0,5106	<i>positive</i>
2	dhemit is back gabisa pake program makan siang gratis coba pake program nuklir jok jokowi	"{'neg': 0.172, 'neu': 0.828, 'pos': 0.0, 'compound': - 0.4023}"	-0,4023	<i>negative</i>
3	salab thefob yuhuu liat huru hara lantik aja udah palak rakyat palagi lantik sederhana deh program makan siang gratis Ganti	"{'neg': 0.134, 'neu': 0.732, 'pos': 0.134, 'compound': 0.0}"	0,0	<i>neutral</i>

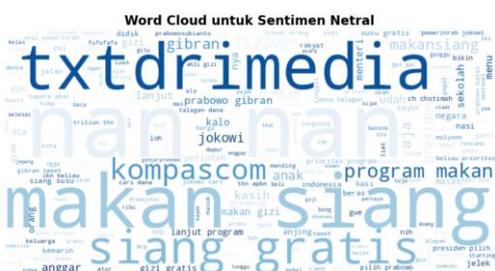
Tabel 3 menampilkan hasil pelabelan data, yang terdiri dari empat kolom yaitu *stemming*, *scores*, *compound*, dan *sentiment*. *Stemming* didapatkan setelah hasil dari *preprocessing data*. Penentuan jenis sentimen di tentukan dengan *compound score* dengan kriteria positif dengan *compound* lebih dari 0,50, netral dengan *compound* 0,0, dan negatif dengan *compound* kurang dari 0,0.



Gambar 1. WordCloud sentimen positif



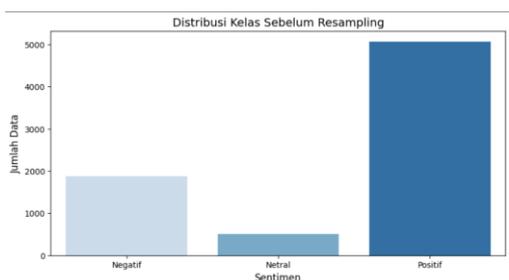
Gambar 2. WordCloud sentimen negatif



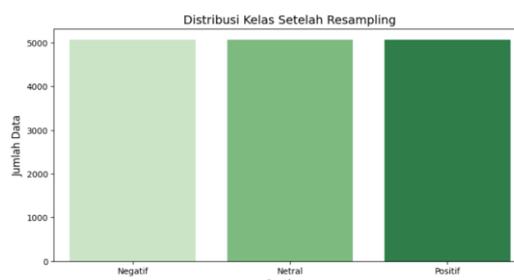
Gambar 3. WordCloud sentimen netral

Diagram *wordcloud* memvisualisasi kata kunci sentimen positif negatif dan netral dengan perbedaan ukuran kata. Pada gambar 1 terdapat *wordcloud* sentimen positif dapat diketahui kata gizi, susu dan gratis paling sering muncul. Sedangkan gambar 2 didapatkan bahwa kata yang sering muncul pada sentimen negatif adalah hutang dan jelek serta kata-kata lainnya. Sementara itu, gambar 3 didapatkan bahwa kata yang sering muncul di sentimen netral adalah *stunting* dan makan gizi.

Tahap *resampling data* ini perlu dilakukan untuk memastikan bahwa sampel data sudah seimbang. Pada gambar 4 didapatkan jumlah data per labelnya adalah positif sebanyak 5.066 data *tweet*, negatif sebanyak 1.872 data *tweet*, dan netral sebanyak 503 data *tweet*. Data tersebut didominasi data positif sehingga perlu dilakukan *resampling* dengan metode *oversampling*. Pada gambar 5, merupakan hasil dari teknik *oversampling* yang meningkatkan sampel kelas minoritas sampai sama dengan kelas mayoritas sehingga masing-masing label memiliki data sebanyak 5.066 data *tweet*.



Gambar 4. Hasil sebelum *resampling*



Gambar 5. Hasil sesudah *resampling*

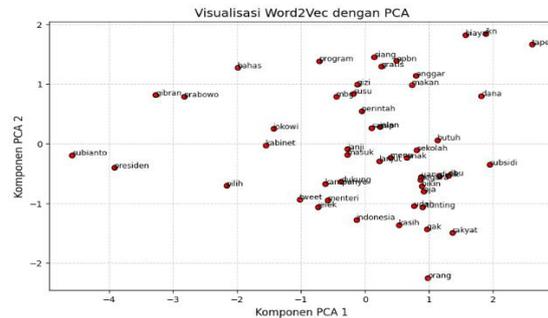
Selanjutnya, hasil *word embedding* menggunakan *Word2Vec*, yang dimana proses ini dilakukan untuk menangkap konteks kata dalam suatu dokumen. Hasil dari *Word2Vec* dapat

dilihat pada gambar 6 yang menampilkan vektor dari kata-kata tertentu. Kata seperti “makan” memiliki vector $[-0.843, -0.6183, 2.8315]$, yang menunjukkan posisi kata tersebut dalam ruang vektor berdasarkan hubungan dengan kata lain. Representasi *Word2Vec* dengan PCA dapat dilihat pada gambar 7 yang menunjukkan bahwa kata-kata dengan makna serupa atau sering muncul bersama cenderung berkelompok dalam ruang vektor. Kata seperti "program", "makan", "siang", "gratis", "gizi", dan "subsidi" membentuk satu klaster, mencerminkan keterkaitannya dalam diskusi kebijakan publik.

Vektor Word2Vec untuk 10 kata pertama:

Kata	Vektor
makan	$[-0.843, -0.6183, 2.8315, 0.1883, 1.1614, -0.4931, 1.0632, -0.5759, -2.0352]$
gratis	$[-0.6957, -0.7394, 3.1122, -0.1676, 1.6024, -0.6543, 0.8867, -0.6234, -1.7984]$
siang	$[-0.0045, -1.1355, 3.1798, 0.4339, 1.3242, -1.1515, 1.1968, -1.2042, -1.2388]$
program	$[-0.3089, -1.0303, 3.1727, 0.2328, 1.6962, -1.1406, 0.8605, -0.7473, -1.3358]$

Gambar 6. Hasil dari *word2vec*



Gambar 7. Visualisasi pca

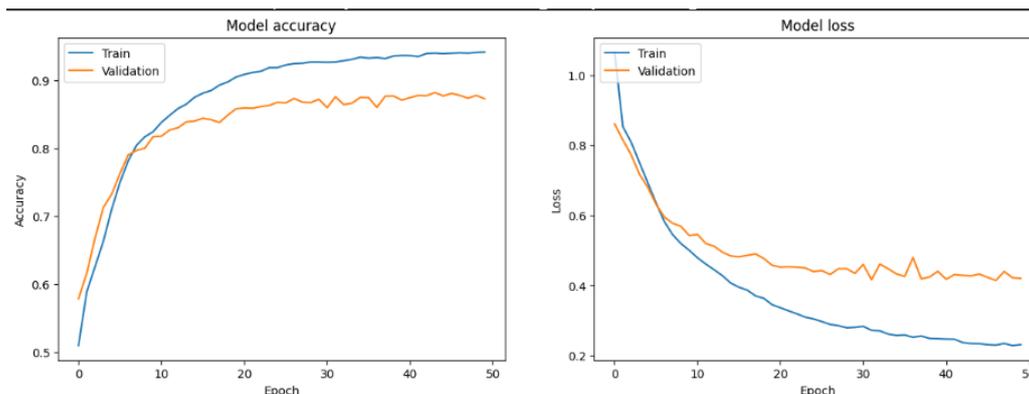
Dataset dibagi dengan rasio 80:20 untuk pelatihan dan pengujian. Pengujian menggunakan *grid search* untuk menemukan kombinasi *hyperparameter* terbaik, termasuk *epoch* 10, 20, 50, *batch size* 16, 32, 64, *embedding size* 16, 32, 64, dan jumlah *neuron* 16, 32, 64. Jumlah *epoch* yang rendah berisiko menyebabkan *underfitting*, *batch size* kecil memperlambat pelatihan, *embedding size* kecil dapat menghilangkan informasi semantik, dan jumlah *neuron* yang sedikit dapat menghambat model dalam menangkap pola sentimen yang kompleks.

Tabel 4. Pengujian data

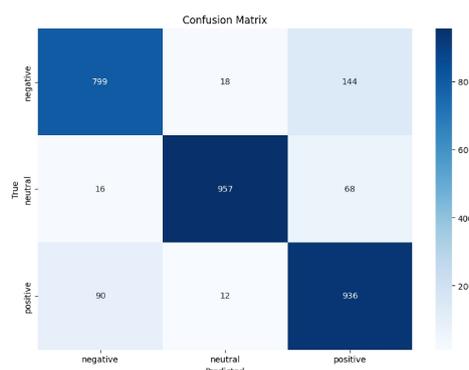
<i>Epoch</i>	<i>Batch Size</i>	<i>Embedding Size</i>	<i>Neuron</i>	<i>Accuracy</i>	<i>precision</i>	<i>recall</i>	<i>F1-score</i>
10	16	16	16	81,38%	81,6%	81,4%	81,4%
20	16	16	16	85,43%	85,8%	85,4%	85,5%
50	16	16	16	88,68%	88,6%	88,7%	88,6%
10	32	32	32	85,99%	86,3%	86%	85,9%
20	32	32	32	86,97%	87%	87%	86,9%
50	32	32	32	88,13%	88,6%	88,1%	88,1%
10	64	64	64	83,03%	83,3%	83%	82,9%
20	64	64	64	88,26%	88,5%	88,3%	88,3%
50	64	64	64	88,75%	88,9%	88,8%	88,8%

Hasil pada tabel 4 menunjukkan bahwa Bi-LSTM dengan empat kombinasi parameter menghasilkan rata-rata akurasi di atas 80%, dengan *precision*, *recall*, dan *f1-score* mencapai 88%. Kombinasi terbaik pada *epoch* 50, *batch size* 64, *embedding size* 64, dan *neuron* 64 menghasilkan akurasi 88,75%. Ini menunjukkan bahwa Bi-LSTM memiliki performa yang konsisten dalam klasifikasi sentimen.

Penelitian ini juga mengevaluasi pengaruh jumlah *epoch* terhadap kinerja model. Berdasarkan hasil pelatihan yang disajikan pada gambar 8 menunjukkan bahwa kedua kurva menunjukkan hasil yang konsisten, yang menandakan bahwa model sedang belajar dengan baik dan mengurangi kesalahan seiring dengan bertambahnya *epoch*. Model menunjukkan peningkatan yang stabil dalam akurasi.



Gambar 8. Hasil pelatihan



Gambar 9. Confusion matrix

Sementara itu, hasil *confusion matrix* pada gambar 9, menyatakan bahwa jumlah *True Negative* ditemukan sebanyak 799, menunjukkan jumlah sampel kelas negatif yang berhasil diklasifikasikan dengan benar. *False Positive* tercatat sebanyak 18 untuk kelas negatif yang salah diklasifikasikan sebagai netral, serta 90 untuk kelas negatif yang salah diklasifikasikan sebagai positif. *False Negative* tercatat sebanyak 144 untuk kelas positif yang diklasifikasikan sebagai negatif, dan 68 untuk kelas netral yang salah diklasifikasikan sebagai negatif. Sementara itu, *True Positive* mencapai 957 untuk kelas netral dan 936 untuk kelas positif, mengindikasikan bahwa model cukup andal dalam mengklasifikasikan kategori ini.

Pembahasan

Berdasarkan hasil temuan kami, analisis sentimen dilakukan dengan menggunakan dataset yang diperoleh melalui *crawling data* dari website *Twitter/X* yang terdiri dari 7.441 data *tweet*. Data kemudian melalui tahapan *preprocessing* yang mencakup normalisasi teks, *stopwords*, tokenisasi, serta *stemming* menggunakan *library Sastrawi* dan *NLTK*. Setelah dilakukan *preprocessing*, tahapan selanjutnya adalah melakukan *resampling* data menggunakan metode *oversampling*, sehingga didapatkan data per labelnya berjumlah 5.066 data *tweet*. Selanjutnya, tahapan *word embedding* menggunakan *word2vec* dengan tujuan untuk menangkap konteks kata dalam suatu dokumen, dapat dilihat pada gambar 6 yang menampilkan vektor dari kata-kata tertentu. Kemudian data dibagi menjadi 80:20 untuk untuk pelatihan dan pengujian. Pengujian menggunakan *grid search* untuk menemukan kombinasi *hyperparameter* terbaik. Hasil pengujian pada *confusion matrix*, menunjukkan *True Positive* sebanyak 936 dan *True Neutral* sebanyak 957 lebih dominan dibanding *True Negative* sebanyak 799, mengindikasikan mayoritas masyarakat bersentimen positif terhadap kebijakan ini.

Kata paling sering muncul dalam sentimen positif adalah gizi, susu, dan gratis, sedangkan sentimen netral didominasi oleh *stunting*, makan, dan gizi. Hal ini menunjukkan bahwa masyarakat menilai program ini dapat meningkatkan gizi anak dan mengurangi *stunting*. Sementara itu, sentimen negatif terkait kata hutang, jelek, dan korupsi, mencerminkan kekhawatiran program ini berpotensi menjadi ladang korupsi dan meningkatkan hutang negara. Hasil menunjukkan bahwa metode Bi-LSTM dengan *word2vec* mencapai akurasi sebesar 88,75%, presisi sebesar 88,9%, *recall* sebesar 88,8% dan *f1-score* sebesar 88,8% dalam mengklasifikasikan sentimen publik terhadap program makan siang gratis. Akurasi tinggi ini mengindikasikan bahwa Bi-LSTM mampu mengenali pola sentimen dalam teks dengan baik.

Penelitian yang dilakukan oleh Sitanggang et al. (2024) telah menerapkan *naïve bayes* untuk analisis sentimen program makan siang gratis dengan data sebanyak 2.211 data, mendapatkan hasil akurasi sebesar 72,2%, presisi sebesar 63,2%, *recall* sebesar 66,1%, *f1-score* sebesar 64%. Sedangkan pada penelitian ini menggunakan metode Bi-LSTM dan mendapatkan hasil akurasi sebesar 88,75%, presisi sebesar 88,9%, *recall* sebesar 88,8%, *f1-score* sebesar 88,8%. Hal ini menunjukkan metode Bi-LSTM layak digunakan untuk proses analisis sentimen program makan siang gratis.

Terdapat beberapa tantangan dalam pemrosesan data dan pelatihan model, seperti *overfitting* dan ketidakseimbangan data yang menyebabkan model lebih akurat dalam mengenali sentimen mayoritas tetapi mengalami kesulitan dalam mengklasifikasikan sentimen negatif. Untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, penelitian ini menerapkan teknik *oversampling* pada kelas minoritas guna meningkatkan representasi kelas yang lebih sedikit dalam data latih. Teknik ini dilakukan dengan menambah jumlah sampel pada kelas minoritas melalui duplikasi data atau sintesis sampel baru, sehingga distribusi kelas menjadi lebih seimbang. Hasil penelitian ini menunjukkan respon masyarakat terhadap program makan siang gratis masih dinilai positif ataupun netral, namun masih terdapat respon negatif masyarakat yang menilai bahwa program makan siang gratis ini dapat menimbulkan masalah baru seperti ladang korupsi dan hutang negara.

SIMPULAN

Hasil temuan kami menunjukkan bahwa algoritma Bi-LSTM memiliki performa yang sangat baik pada dataset yang terdiri dari 7.441 data *tweet*. Model menghasilkan akurasi 88,75%, dengan presisi 88,9%, *recall* 88,8%, dan *f1-score* 88,8%. Hasil penelitian ini menunjukkan mayoritas respon masyarakat terhadap program makan siang gratis masih dinilai positif, namun masih terdapat respon negatif masyarakat yang menilai bahwa program makan siang gratis ini dapat menimbulkan masalah baru seperti ladang korupsi dan hutang negara. Saran dalam penelitian selanjutnya adalah menyempurnakan *preprocessing data*, penambahan fitur dalam Bi-LSTM untuk meningkatkan pemahaman model terhadap sentimen yang lebih kompleks.

REFERENSI

- Alghifari, D. R., Edi, M., & Firmansyah, L. (2022). Implementasi Bidirectional LSTM untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia. *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, 12(2), 89–99. <https://doi.org/10.34010/jamika.v12i2.7764>
- Arrasyid, R. M., Putera, D. E., & Yusuf, A. Y. P. (2021). Analisis Sentimen Review Pembelian Produk di Marketplace Shopee Menggunakan Pendekatan Natural Language Processing. *Jurnal Tekno Kompak*, 18(2), 319–330. <https://doi.org/10.33365/jtk.v18i2.3813>
- Aulia, T. M. P., Arifin, N., & Mayasari, R. (2021). Perbandingan Kernel Support Vector Machine (Svm) Dalam Penerapan Analisis Sentimen Vaksinasi Covid-19. *SINTECH (Science and Information Technology) Journal*, 4(2), 139-145. <https://doi.org/10.31598/sintechjournal.v4i2.762>

- Furqon, I. N., & Soyusiawaty, D. (2025). The Role of VADER and SentiWordNet Labeling in Naïve Bayes Accuracy for Sentiment Analysis of Rice Price Increases. *Aviation Electronics, Information Technology, Telecommunications, Electricals, and Controls (AVITEC)*, 7(1), 73–85. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.28989/avitec.v7i1.2806>
- Handayani, A., & Zufria, I. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Bakal Capres RI 2024 di Twitter Menggunakan Algoritma SVM. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 5(1), 53–63. <https://doi.org/10.47065/josh.v5i1.4379>
- Hidayat, E. Y., Hardiansyah, R. W., & Affandy, A. (2021). Analisis Sentimen Twitter untuk Menilai Opini Terhadap Perusahaan Publik Menggunakan Algoritma Deep Neural Network. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 7(2), 108–118. <https://doi.org/10.25077/teknosi.v7i2.2021.108-118>
- Husen, R. A., Astuti, R., Marlia, L., Rahmaddeni, R., & Efrizoni, L. (2023). Analisis Sentimen Opini Publik pada Twitter Terhadap Bank BSI Menggunakan Algoritma Machine Learning. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 3(2), 211–218. <https://doi.org/10.57152/malcom.v3i2.901>
- Kamarula, M. R. F., & Rochmawati, N. (2022). Perbandingan CNN dan Bi-LSTM pada Analisis Sentimen dan Emosi Masyarakat Indonesia Di Media Sosial Twitter Selama Pandemi Covid-19 yang Menggunakan Metode Word2vec. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 04, 219–228. <https://doi.org/10.26740/jinacs.v4n02.p219-228>
- Lestandy M., Abdurrahim A., & Syafa'ah, L. (2021). Analisis Sentimen Tweet Vaksin COVID-19 Menggunakan Recurrent Neural Network dan Naïve Bayes. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(4), 802–808. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i4.3308>
- Mutmainah, S., Hatta Fudholi, D., & Hidayat, S. (2023). Analisis Sentimen dan Pemodelan Topik Aplikasi Telemedicine Pada Google Play Menggunakan BiLSTM dan LDA. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 7, 312–323. <https://doi.org/10.30865/mib.v7i1.5486>
- Novianti, D. N., Shiddieq, D. F., Roji, F. F., & Susilawati, W. (2024). Komparasi Algoritma Support Vector Machine dan Naïve Bayes untuk Analisis Sentimen pada Metaverse. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(1), 231–239. <https://doi.org/10.57152/malcom.v4i1.1061>
- Puteri, D. I. (2023). Implementasi Long Short Term Memory (LSTM) dan Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM) Dalam Prediksi Harga Saham Syariah. *Euler : Jurnal Ilmiah Matematika, Sains Dan Teknologi*, 11(1), 35–43. <https://doi.org/10.34312/euler.v11i1.19791>
- Rahma, F., Triana, D., Amali, M. T. (2024). Analisis Framing Pemberitaan Program Kerja Makan Siang Gratis Prabowo-Gibran Dalam Media Online Liputan6 . Com Dan Republika . co . id. *Jurnal Ilmu Sosial dan Ilmu Politik (JISIP)*, 13(3), 603–614. <https://doi.org/10.33366/jisip.v13i3.3231>
- Rahman, M. Z., Sari, Y. A., & Yudistira, N. (2021). Analisis Sentimen Tweet COVID-19 menggunakan Word Embedding dan Metode Long Short-Term Memory (LSTM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(11), 5120–5127.
- Saputra, A., Sigitta Hariyono, R. C., & Saraswati, N. M. (2024). Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi MyPertamina Menggunakan Algoritma Bidirectional Long Short Term Memory. *Jurnal Eksplora Informatika*, 13(2), 156–163. <https://doi.org/10.30864/eksplora.v13i2.973>
- Sari, S. M. (2024). Analisis Sentimen Pada Ulasan Film Menggunakan Teknik Machine Learning. *Jurnal Dunia Data*, 05(02), 126–132.
- Sitanggang, A., Umidah, Y., Umidah, Y., Adam, R. I., & Adam, R. I. (2024). Analisis

- Sentimen Masyarakat Terhadap Program Makan Siang Gratis Pada Media Sosial X Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3), 2755-2762. <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3.4902>
- Subowo, E., Adi Artanto, F., Putri, I., & Umaedi, W. (2022). BLTSM untuk analisis sentimen berbasis aspek pada aplikasi belanja online dengan cicilan. *Jurnal Fasilkom*, 12(2), 132–140. <https://doi.org/10.37859/jf.v12i2.3759>
- Sutrisno, H., & Winarsih, N. A. S. (2024). Klasifikasi Kategori Produk untuk Manajemen Keuangan Remaja menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory. *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika*, 8(2), 685-693. <https://doi.org/10.29408/edumatic.v8i2.27959>
- Utami, H. (2022). Analisis Sentimen dari Aplikasi Shopee Indonesia Menggunakan Metode Recurrent Neural Network. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 5(1), 31-38. <https://doi.org/10.13057/ijas.v5i1.56825>
- Wardianto, W., Farikhin, F., & Kusumo Nugraheni, D. M. (2023). Analisis Sentimen Berbasis Aspek Ulasan Pelanggan Restoran Menggunakan LSTM Dengan Adam Optimizer. *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 8(2), 679-686. <https://doi.org/10.31328/jointecs.v8i2.4737>
- Yusanto, Y., & Akbar, M. (2024). Analisis Sentimen Jogja Darurat Sampah di Twitter menggunakan Ekstraksi Fitur Model Word2Vec dan Convolutional Neural Network. *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, 4(10), 679–688. <https://doi.org/10.47065/tin.v4i10.4952>