

# IMPLEMENTASI BiLSTM UNTUK KELASIFIKASI SENTIMEN PADA KASUS PEMILIHAN UMUM 2024

Sayidina Ahmadal Qososyi<sup>1)</sup>, Hairani Hairani<sup>2)</sup>, Rifqi Hammad<sup>3)</sup>

<sup>1 2 3</sup>S1 Ilmu Komputer, Fakultas Teknik, Universitas Bumigora

Jl. Ismail Marzuki No.22, Cilinaya, Kec. Cakranegara, Kota Mataram, NTB

[sayidinaahmadalqososyi@gmail.com](mailto:sayidinaahmadalqososyi@gmail.com), [Hairani@universitasbumigora.ac.id](mailto:Hairani@universitasbumigora.ac.id),

[rifqi.hammad@universitasbumigora.ac.id](mailto:rifqi.hammad@universitasbumigora.ac.id)

## ABSTRAK

Kemajuan media sosial memudahkan kita untuk mengetahui peristiwa dan informasi di seluruh dunia. Twitter merupakan salah satu media sosial dengan banyak pengguna yang sering digunakan untuk mengekspresikan opini atau sentimen terhadap isu-isu terkini. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi sentimen dalam bahasa Indonesia terkait opini masyarakat yang berupa positif, negatif, dan netral terhadap pemilu 2024. Metode yang digunakan adalah Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) untuk klasifikasi sentiment. Data yang digunakan pada penelitian ini berasal dari Twitter sebanyak 3.085 data. Hasil klasifikasi sentimen dengan BiLSTM menunjukkan akurasi terbaik 83% menggunakan embedding FastText, diikuti oleh Word2Vec dan Glove dengan akurasi 82%. Analisis ini membantu memahami opini publik terhadap pemilu 2024 dan memudahkan pemantauan serta evaluasi proses demokrasi di Indonesia.

Kata kunci : Word Embedding, Word2Vec, Glove, FastText, BiLSTM

## ABSTRACT

*The advancement of social media makes it easier for us to learn about events and information worldwide. Twitter is one of the social media platforms with many users who frequently express opinions or sentiments on current issues. This study aims to classify sentiments in Indonesian related to public opinions (positive, negative, and neutral) on the 2024 election. The method used is Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) for sentiment classification. The data used in this study comes from Twitter, totaling 3,085 data points. The sentiment classification results with BiLSTM showed the best accuracy of 83% using FastText embedding, followed by Word2Vec and Glove with 82% accuracy. This analysis helps understand public opinion on the 2024 election and facilitates monitoring and evaluating Indonesia's democratic process.*

**Keywords:** *Word Embedding, Word2Vec, Glove, FastText, BiLSTM*

## PENDAHULUAN

Sebagai negara demokrasi, penyelenggaraan pemilu merupakan prasyarat penting bagi terciptanya demokrasi. Sistem demokrasi di Indonesia mengimplementasikan pemilihan umum (pemilu) untuk menentukan presiden, kepala daerah, dan anggota parlemen setiap lima tahun. Pemilihan umum yang dilaksanakan di Indonesia secara periodik, pada tahun 2024 Indonesia akan mengadakan pemilihan

umum secara serentak, dengan menjelangnya pemilihan umum tahun 2024 ada banyak opini-opini masyarakat terkait persiapan pemilu di berbagai platform media sosial contohnya seperti Twitter, Facebook, Instagram, dan seterusnya.

Menurut [1] hasil riset yang dilakukan Lembaga DataReportal yang bekerja sama dengan We Are Social, pada Januari 2020 terdapat 175,4 juta pengguna internet di Indonesia, yang mengalami

peningkatan sebesar 25 juta pengguna dari tahun sebelumnya, dengan rata-rata penggunaan internet sebesar 7 jam 59 menit per hari. Selain itu, jumlah pengguna media sosial pada Januari 2020 mencapai 160 juta, meningkat sebesar 12 juta pengguna dari tahun sebelumnya, dengan rata-rata penggunaan media sosial sebesar 3 jam 26 menit per hari [1]. Kemajuan teknologi saat ini mengakibatkan penyampaian pendapat dapat dengan mudah dipublikasikan melalui media sosial. salah satunya adalah melalui media Twitter, Twitter menjadi salah satu media sosial yang paling sering digunakan masyarakat dalam mengemukakan pendapatnya karena dianggap bebas [2]. Oleh karena itu platform media sosial seperti Twitter sangat cocok digunakan untuk sumber penggalian informasi terkait persiapan pemilu yang ada di kalangan masyarakat, dengan banyaknya data yang bisa di gali makna dan bisa dimanfaatkan untuk melakukan penelitian contohnya penelitian terkait klasifikasi sentimen, yang harapannya dari penelitian ini teknologi klasifikasi sentimen berbahasa Indonesia dengan spesifik kasus pemilihan umum terus berkembang dan memudahkan pemantauan serta evaluasi proses demokrasi di Indonesia kedepannya.

Klasifikasi sentimen di media sosial adalah metode yang penting untuk memahami perasaan dan pandangan masyarakat terhadap isu-isu yang sedang berkembang. Kemajuan dalam bidang natural language processing dan deep learning telah memungkinkan pengembangan metode yang semakin canggih dan efektif untuk klasifikasi sentimen. Umumnya ada 3 pendekatan biasa digunakan untuk kasus klasifikasi sentimen, pendekatan berbasis leksikon, pendekatan berbasis machine learning, dan pendekatan berbasis deep learning. Metode berbasis leksikon menggunakan daftar kata-kata sentimen yang mencakup penguatan dan negasi untuk mengukur polaritas setiap frasa. Dalam pendekatan berbasis machine learning, klasifikasi opini digunakan sebagai kasus khusus dari masalah klasifikasi dokumen. Namun, metode ini bergantung pada ekstraksi pengetahuan dari pernyataan dengan polarisasi opini. Selain itu, ekstraksi ini dapat dianotasi secara individu dengan

kata-kata atau secara otomatis melalui penilaian seperti indeks sentimen dalam komentar atau emoticon yang digunakan dalam cuitan [3]. Pendekatan ketiga adalah pendekatan berbasis deep learning, yang memiliki dua fase. Fase pertama adalah pembelajaran kata-kata yang tertanam (embedding) dalam korpus teks. Fase kedua fokus pada penggunaan kata-kata yang tertanam (embedding) untuk membuat interpretasi kalimat dengan komposisi semantik menggunakan berbagai teknik deep learning [4]. Salah satu model deep learning yang sering digunakan untuk data yang berurutan seperti sekumpulan kata dalam suatu kalimat yaitu Long Short-Term Memory (LSTM). LSTM merupakan metode hasil perkembangan dari metode Recurrent Neural Network (RNN). LSTM memiliki kelemahan hanya memproses kata dalam satu arah saja. LSTM memiliki beberapa variasi salah satunya Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM), BiLSTM merupakan LSTM yang telah dikembangkan yang dapat mengatasi kelemahan pada metode LSTM, dimana BiLSTM dapat memproses kata dalam 2 arah [5].

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi web analisis sentimen dengan menggunakan Bidirectional LSTM (BiLSTM) dalam melakukan klasifikasi sentimen terhadap pemilihan umum tahun 2024 pada media sosial Twitter. Penelitian ini menggunakan data yang didapatkan dari media sosial Twitter dari tanggal 12 Februari sampai 6 Maret dengan menggunakan bot crawling yang dibuat menggunakan bahasa pemrograman python, total data yang didapatkan sebelum di bersihkan sebanyak 4.142, kemudian pada penelitian ini mencoba melakukan eksperimen terhadap 3 metode word embedding seperti Word2Vec, Glove, dan FastText dengan tujuan untuk mencari metode terbaik untuk melakukan klasifikasi pada spesifik kasus pemilihan umum. Hasil dari penelitian ini diharapkan akan memberikan dampak yang signifikan terkait teknologi di area kecerdasan buatan khususnya dalam tugas klasifikasi sentimen berbahasa Indonesia dalam spesifik kasus pemilihan umum serta memudahkan

pemantauan, dan evaluasi proses demokrasi di Indonesia kedepannya.

Tugas klasifikasi sentimen biasanya dilakukan dengan menggunakan dua jenis pendekatan, yakni machine learning dan deep learning. Ada beberapa penelitian yang menggunakan pendekatan machine learning diantaranya penggunaan lexicon based dan random forest pada penelitian [6], hasil akurasi pada penelitian ini sebesar 94%. Kemudian pada penelitian [7] menggunakan naive bayes pada aplikasi Rapid Miner untuk analisis sentimen pemilihan umum 2019 menghasilkan akurasi terbaik sebesar 71.67%, presisi 86.04%, recall 77.08%. pada penelitian [8] menggunakan metode naive bayes dengan bahasa pemrograman R pada kasus yang sama menghasilkan akurasi 73%, presisi kelas negatif sebesar 78%, dan presisi kelas positif sebesar 66%. Selanjutnya pada kasus yang sama menggunakan metode yang sama juga menghasilkan akurasi sebesar 71% untuk sentimen positif dan 70% untuk sentimen negatif [9]. Selanjutnya pada kasus yang berbeda penggunaan naive bayes dengan menggunakan pembobotan Trigram menghasilkan kinerja yang lebih baik yakni dengan akurasi 0,84, F1-Score 0,84, presisi 0,85, dan nilai recall 0,84 [10]. Kemudian pada penelitian [11], mencoba melakukan perbandingan kinerja support vector machine dengan naive bayes, menghasilkan nilai akurasi untuk SVM sebesar 91.61% dan naive bayes sebesar 98.80%. penelitian serupa dengan metode support vector machine dengan tujuan melakukan sentiment analisis terhadap pemilihan umum 2024, yang menghasilkan setiap dataset calon presiden didapatkan akurasi untuk Anies Baswedan 73%, Ganjar Pranowo 79% dan Prabowo Subianto 79% [12]. Penelitian lainnya yang menggunakan support vector machine pada kasus berbeda menghasilkan akurasi sebesar 70.80% [13]. Penelitian-penelitian terbaru terkait sentimen analisis sudah mulai banyak juga yang menggunakan pendekatan deep learning seperti pada penelitian terkait kebijakan pemberlakuan pembatasan kegiatan masyarakat dengan menggunakan LSTM menghasilkan akurasi 87% [14]. Kemudian pada penelitian analisa sentimen pada studi kasus bantuan sosial covid-19 menggunakan BiLSTM

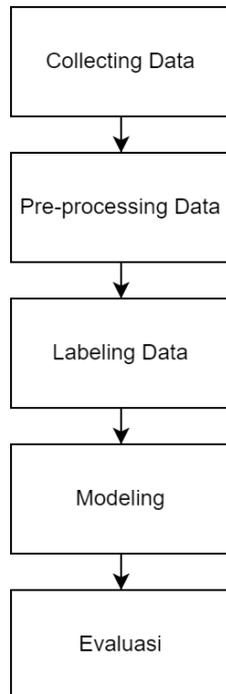
menghasilkan 88% akurasi, 89% recall, 89% presisi, 75% MCC, 85% specificity, 89% f1-score, dan 87% balanced accuracy [15]. Selanjutnya pada penelitian lainnya menggunakan metode BiLSTM dengan membandingkan kinerja pembobotan TF-IDF dengan metode word embedding Word2Vec menghasilkan akurasi sebesar 85.72%, dan menggunakan TF-IDF menghasilkan akurasi 84.84% [16]. Pada penelitian [17], didapatkan kinerja BiLSTM lebih baik dalam kasus sentiment analisis dari data user reviews di sebuah aplikasi dengan akurasi BiLSTM sebesar 0,870 sedangkan LSTM sebesar 0,800. Penelitian lainnya juga mengangkat kasus user review dari aplikasi Gojek di Playstore dengan menggunakan BiLSTM menghasilkan akurasi 91% dan training loss sebesar 28% [5]. Penelitian serupa menggunakan metode yang sama dengan kasus yang berbeda [18], dengan menggunakan 1.034.329 data tweet dengan hasil penelitian klasifikasi publik figur di Indonesia 45,98% sentimen negatif, 28,04% sentimen positif, dan 25,98% sentimen netral. Penelitian serupa lainnya dilakukan oleh [19], menggunakan data histori harga saham dan data sentimen publik pada suatu perusahaan, dan metode yang digunakan adalah Bidirectional Long-Short Term Memory (BiLSTM) dengan hasil MSE terkecil 0.094 dan nilai RMSE terkecil 0.306.

Dari penelitian yang disebutkan di atas, terutama penelitian-penelitian sebelumnya tentang sentimen analisis pada kasus pemilihan umum, telah ditemukan bahwa penggunaan model Naive Bayes sering kali memberikan hasil yang memuaskan dalam tugas klasifikasi sentimen. Namun, mengingat kompleksitas dan dinamika dalam data teks yang terkait dengan pemilihan umum, terutama di media sosial, digunakan BiLSTM dalam penelitian ini. BiLSTM dipilih karena kemampuannya untuk menangkap hubungan temporal dan konteks yang kompleks dalam teks, yang sering kali terjadi dalam diskusi seputar pemilihan umum.

## METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan kajian pustaka dari beberapa artikel yang berkaitan dengan *machine*

learning dan deep learning. Secara umum penelitian ini memiliki beberapa tahap.



Gambar 1. Kerangka penelitian.

2.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan menggunakan tool crawling data di mana tool ini akan mengambil data dari suatu website secara otomatis tool crawling data dibuat menggunakan bahasa pemrograman python. Pengumpulan data dimulai pada tanggal 12 Februari sampai 6 Maret dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dan memanfaatkan pustaka selenium untuk membuat bot crawling untuk pengambilan data secara langsung di Twitter dengan keyword #pemilu2024 dan #AyoSiapSiapNyoblos, format yang dihasilkan dari pengumpulan data ini dalam bentuk csv.

2.2 Data Preprocessing

Pada tahap ini data akan di proses terlebih dahulu hingga siap digunakan untuk training model nantinya, tujuan dari tahap ini supaya data yang masuk pada model sudah bersih dari data duplikat, data yang kosong, tidakimbang, kata-kata tidak baku, dan kata-kata yang tidak berguna yang bisa mempengaruhi kinerja dari model lebih buruk.

a. Penghapusan data duplikat

Penghapusan data duplikat dilakukan untuk menghasilkan data yang unik [20] dan menghindari beberapa masalah seperti data

leakage, dan overfitting ketika training model dan evaluasi model nantinya. Pada tahap ini data duplikat dilihat berdasarkan kesamaan teks tweet user.

b. Penghapusan karakter spesial

Data yang telah diambil dari sumber belum sepenuhnya bersih dari karakter-karakter spesial dan kata-kata yang tidak relevan dalam konteks penelitian ini. Karakter spesial seperti hashtag, mention, emoticon atau non-ASCII, dan tautan link tidak memberikan gambaran yang signifikan dalam teks pada kasus sentiment analysis sehingga dilakukan penghapusan untuk memberikan data yang lebih baik[21].

c. Penghapusan kata tidak baku

Karena Twitter merupakan platform media sosial yang sering menggunakan kata-kata yang tidak baku, penelitian ini penting untuk memastikan komunikasi yang efektif. Melalui normalisasi kata-kata tidak baku model akan meningkatkan pemrosesan dan analisa tweet secara efektif [22]. Pada tahap ini dilakukan pencarian kata tidak baku dengan dua metode, metode pertama menggunakan Google translate, dan yang kedua secara manual. Pada tahap pertama pencarian kata tidak baku dilakukan menggunakan pustaka Google translate pada python, dengan melakukan pengecekan kata satu persatu pada data teks Twitter, ketika suatu kata tidak dapat diubah dari kata dengan bahasa Indonesia ke bahasa Inggris maka kata tersebut dimasukkan ke dalam kolom tidak baku pada dataset, ketika dalam satu baris data terdapat lebih dari satu kata tidak baku maka kata akan dibatasi dengan koma. Selanjutnya penulis menggunakan metode manual untuk melakukan pengecekan dan melakukan perbaikan kata tidak baku berdasarkan saran yang terdapat pada kolom kata tidak baku.

d. Tokenisasi

Pada tahap ini pemrosesan dilakukan pada seluruh data dan memotong teks tersebut menjadi sekumpulan token atau kata[23]. Proses ini akan membagi teks menjadi kalimat dan kalimat menjadi token tipografi. Itu juga memisahkan tanda baca. Fitur yang dihasilkan dari tokenizing merupakan data yang akan dimasukkan ke model nantinya. Pada proses ini juga

dilakukan padding untuk mengidentifikasi akhir kalimat dan juga supaya panjang datanya seragam.

e. *One-hot encoding*

Algoritma Deep Learning tidak dapat bekerja dengan data kategorial secara langsung. Data kategorial harus diubah menjadi angka[24]. Pada tahap ini dilakukan one-hot encoding pada data label, karna nantinya kita akan menggunakan model deep learning seperti BiLSTM dan menggunakan categorical\_crossentropy untuk loss dari pelatihnnya. Sehingga hasil akhir prediksinya berupa probabilitas dari setiap kelas/label.

f. *Labeling Dataset*

Tahap selanjutnya dengan melakukan *labeling* otomatis *dataset* dengan menggunakan *pre-trained* model BERT yang didapatkan di *website hugging face*, model *pre-trained* ini merupakan model yang sudah dilatih sebelumnya menggunakan *dataset (smsa doc-sentiment-prosa)*.

2.3 Implementasi Metode BiLSTM

Tahap ini dilakukan untuk membangun Arsitektur BiLSTM dengan menggunakan *library* Tensorflow dan keras. Terdapat beberapa layer yang digunakan dimulai dari layer *embedding*, kemudian layer Bidirectional LSTM, dropout, dan yang terakhir dense layer

2.4 Evaluasi

Penelitian ini menggunakan *confusion matrix* untuk menilai sejauh mana model mampu membuat prediksi yang benar dan menghitung proporsi prediksi yang akurat dan yang tidak. *Confusion matrix* nantinya akan menghasilkan beberapa model evaluasi di antaranya, yaitu *accuracy* didapat dari nilai kedekatan hasil prediksi dengan hasil sebenarnya. *Precision* didapat berdasarkan nilai dari rasio prediksi benar positif terhadap data bernilai positif pada keseluruhan data. *Recall* didapat berdasarkan hasil rasio benar positif terhadap data yang bernilai benar positif pada keseluruhan data [25].

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan beberapa metrik penting dalam menentukan hasil dari

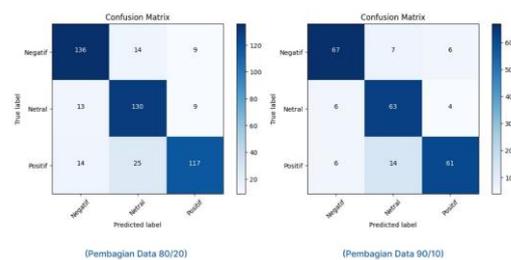
*training* model dari setiap metode *word embedding*, metrik tersebut seperti akurasi, presisi, dan *recall*. Dalam perhitungan metrik akurasi, presisi, dan *recall* penulis menggunakan *confusion matrix* untuk memetakan setiap hasil prediksi model dan kemudian menggunakan hasil dari *confusion matrix* untuk perhitungan akurasi, presisi, dan *recall*. Berikut hasil evaluasi pengujian dari setiap metode *word embedding* dengan BiLSTM yang digunakan pada penelitian ini.

Tabel 1. *Matrix* evaluasi.

Metode	Metric	Data size	
		80/20	90/10
BiLSTM + Word2Vec	Akurasi	0.82	0.81
	Presisi	0.82	0.82
	Recall	0.82	0.81
BiLSTM + FasText	Akurasi	0.82	0.83
	Presisi	0.82	0.83
	Recall	0.82	0.83
BiLSTM + Glove	Akurasi	0.81	0.82
	Presisi	0.81	0.82
	Recall	0.81	0.82

3.1 BiLSTM dan Word2Vec

Pengujian pertama dilakukan dengan menggunakan metode *word2vec* sebagai *word embedding*, kemudian pada pengujian ini dilakukan dua kali, pada pengujian pertama menggunakan pembagian data 80/20 atau 80% latih dan 20% uji, kemudian pada pengujian ke dua menggunakan pembagian data 90% data latih dan 10% data uji, hasil evaluasi pengujian dapat dilihat di *confusion matrix* berikut:

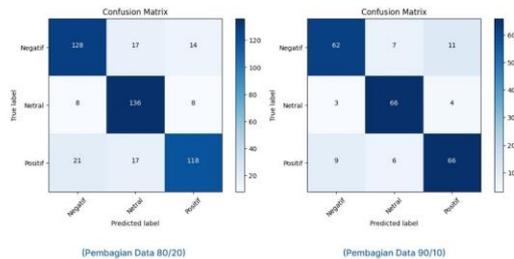


Gambar 2. *Confusion matrix* BiLSTM dan *Word2Vec*.

Dari hasil evaluasi pengujian, akurasi yang didapatkan adalah 82% untuk pengujian dengan 80% data latih dan 20% data uji, serta 81% untuk pengujian dengan 90% data latih dan 10% data uji. Presisi rata-rata model pada kedua pembagian data tersebut sama-sama sebesar 82%.

### 3.2 BiLSTM dan FastText

Pengujian kedua dilakukan dengan menggunakan metode FastText dan BiLSTM, pada pengujian menggunakan pembagian yang sama dengan pengujian sebelumnya, hasil dari evaluasi sistem dapat ditunjukkan berdasarkan *confusion matrix* berikut:

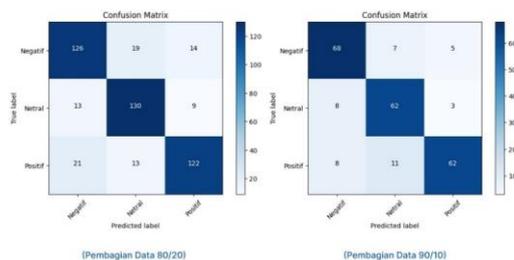


Gambar 3. *Confusion matrix BiLSTM dan FastText.*

Dari hasil evaluasi, akurasi yang didapatkan adalah 82% untuk pembagian data 80/20 dan 83% untuk pembagian data 90/10. Presisi rata-rata model pada pembagian data 80/20 dan 90/10 masing-masing sebesar 82% dan 83%. Untuk recall, rata-rata model pada pembagian data 80/20 adalah 82%, sementara pada pembagian data 90/10 adalah 83%.

### 3.3 BiLSTM dan Glove

Pada pengujian ketiga penulis menggunakan metode Glove sebagai metode word embedding dengan BiLSTM, pembagian data yang dilakukan pada tahap ini sama dengan pembagian data pada metode word2vec dan FastText, perhitungan akurasi, presisi, dan recall dapat dicari berdasarkan confusion matrix berikut:



Gambar 4. *Confusion matrix BiLSTM dan Glove.*

Dari hasil perhitungan, akurasi yang diperoleh pada metode Glove dan BiLSTM adalah 81% untuk pembagian data 80/20 dan

82% untuk pembagian data 90/10. Presisi rata-rata model pada pembagian data 80/20 dan 90/10 masing-masing sebesar 81% dan 82%. Untuk recall, nilai rata-rata pada pembagian data 80/20 adalah 81%, sementara pada pembagian data 90/10 adalah 82%.

## PENUTUP

Berdasarkan hasil penelitian yang dilakukan untuk mengevaluasi kinerja metode BiLSTM dalam kombinasi dengan beberapa metode word embedding dalam analisis sentimen terhadap pemilu 2024, ditemukan beberapa temuan signifikan. Implementasi BiLSTM berhasil menghasilkan akurasi tertinggi pada uji sistem menggunakan Confusion Matrix, mencapai 83% dengan menggunakan embedding FastText, sedangkan Word2Vec dan Glove masing-masing mencapai akurasi 82%. Penelitian ini juga menunjukkan bahwa penggunaan embedding FastText memberikan hasil yang lebih baik dalam klasifikasi sentimen pemilu 2024 dibandingkan Word2Vec dan Glove. Dengan demikian, penelitian ini berhasil menguji dan mengoptimalkan kinerja BiLSTM dalam konteks analisis sentimen masyarakat terhadap pemilihan umum 2024 dengan mempertimbangkan variasi dalam metode embedding kata yang digunakan

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] L. E. Zuniananta, "PENGUNAAN MEDIA SOSIAL SEBAGAI MEDIA KOMUNIKASI INFORMASI DI PERPUSTAKAAN," 2021.
- [2] D. A. Firdlous and R. Andrian, "Analisis Sentimen Publik Twitter terhadap Pemilu 2024 menggunakan Model Long Short Term Memory," *SISTEMASI: Jurnal Sistem Informasi*, vol. 12, no. 1, pp. 52–60, 2023.
- [3] B. AlBadani, R. Shi, and J. Dong, "A Novel Machine Learning Approach for Sentiment Analysis on Twitter Incorporating the Universal Language Model Fine-Tuning and SVM," *Applied System Innovation*, vol. 5, no. 1, 2022, doi: 10.3390/asi5010013.
- [4] J. Howard and S. Ruder, "14 NLP Research Breakthroughs You Can Apply To Your Business," 2018.
- [5] D. R. Alghifari, M. Edi, and L. Firmansyah, "Implementasi Bidirectional LSTM untuk

- Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia,” *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 12, no. 2, pp. 89–99, 2022, doi: 10.34010/jamika.v12i2.7764.
- [6] O. Manullang, C. Prianto, and N. H. Harani, “Analisis Sentimen Untuk Memprediksi Hasil Calon Pemilu Presiden Menggunakan Lexicon Based dan Random Forest,” 2023.
- [7] L. Agung Waskito, K. Muslim Lhaksana, and D. Triantoro Murdiansyah, “Analisis Sentimen Terhadap Pemilihan Presiden Indonesia 2019 Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes,” 2019.
- [8] L. D. Mahbubah and E. Zuliarso, *ANALISA SENTIMEN TWITTER PADA PILPRES 2019 MENGGUNAKAN ALGORITMA NAIVE BAYES*. 2019.
- [9] K. Zuhri, N. Adha, and O. Saputri, “ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP PILPRES 2019 BERDASARKAN OPINI DARI TWITTER MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES CLASSIFIER,” *Bina Darma Conference on Computer Science*, 2020.
- [10] M. Chandra Cahyo Utomo, M. Tauhid, dan Syamsul Mujahidin, P. Informatika Institut Teknologi Kalimantan -Balikpapan, and K. Timur, “Analisis Sentimen Media Sosial Twitter pada Kasus Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat dengan menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier,” 2023.
- [11] M. Sulaeman, M. Bachrun’, U. Romadhoni, F. Matheos Sarimole, and W. Septian, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Isu Penundaan Pemilu 2024 Pada Twitter Dengan Metode Naive Bayes Dan Support Vector Machine,” *Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 5, no. 3, p. 2024, doi: 10.55338/saintek.v5i1.2789.
- [12] Asno Azzawagama Firdaus, Anton Yudhana, and Imam Riadi, “Analisis Sentimen Pada Proyek Pemilihan Presiden 2024 Menggunakan Metode Support Vector Machine,” *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 2, pp. 236–245, Jun. 2023, doi: 10.51454/decode.v3i2.172.
- [13] M. Riski Qisthiano, I. Ruswita, A. Prayesy “Implementasi Metode SVM dalam Analisis Sentimen Mengenai Vaksin dengan Menggunakan Python 3,” *Online) Teknologi: Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, vol. 13, no. 1, pp. 1–7, 2023, doi: 10.26594/teknologi.v13i1.3105.
- [14] M. Farid, N. #1, S. Ferdiana Kusuma, J. Ngagel, and J. Selatan, “JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika) Analisis Sentimen pada Media Sosial Twitter Terhadap Kebijakan Pemberlakuan Pembatasan Kegiatan Masyarakat Berbasis Deep Learning,” 2022.
- [15] C. Grant, M. Halim, and G. A. Sandag, “Analisis Sentimen Sosial Media Twitter Menggunakan RNN Studi Kasus: Bantuan Sosial Covid-19.”
- [16] A. N. Romadhan, E. Utami, and A. D. Hartanto, “SEMIOTIKA Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Matematika Analisis Sentimen Opini Publik Menggunakan Metode BiLSTM Pada Media Sosial Twitter,” 2023.
- [17] V. Budhi Lestari and E. Utami, “Combining Bi-LSTM And Word2vec Embedding For Sentiment Analysis Models of Application User Reviews,” *Indonesian Journal of Computer Science*, 2024.
- [18] A. K. Ni Komang, I. M. A. D. Suarjaya, and I. M. S. Raharja, “Classification of Public Figures Sentiment on Twitter using Big Data Technology,” *JOURNAL OF INFORMATICS AND TELECOMMUNICATION ENGINEERING*, vol. 6, no. 1, pp. 157–169, Jul. 2022, doi: 10.31289/jite.v6i1.7329.
- [19] N. Afrianto, D. H. Fudholi, and S. Rani, “Prediksi Harga Saham Menggunakan BiLSTM dengan Faktor Sentimen Publik,” *Resti*, vol. 1, no. 1, pp. 19–25, 2022.
- [20] M. A. Raihan, P. Haryandi, R. A. Subagja, R. Purnaminan, and N. Chamidah, *Implementasi Seleksi Fitur dengan Backward Elimination untuk Klasifikasi Prediksi Perceraian*. 2021.
- [21] A. Kartika Sari, Akhmad Irsyad, Dinda Nur Aini, Islamiyah, and Stephanie Elfriede Ginting, “Analisis Sentimen Twitter Menggunakan Machine Learning untuk Identifikasi Konten Negatif,” *Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI)*, vol. 3, no. 1, pp. 64–73, Jun. 2024, doi: 10.30872/atasi.v3i1.1373.
- [22] M. Irfan Raif *et al.*, “OTOMATISASI PENDETEKSI KATA BAKU DAN TIDAK BAKU PADA DATA TWITTER BERBASIS KBBI”, doi: 10.25126/jtiik.2024117404.
- [23] I. Triyadi, B. Prasetyo, and T. L. Nikmah, “News text classification using long-term short memory (LSTM) algorithm,” 2023.
- [24] W. K. Sari, D. P. Rini, and R. F. Malik, “Text Classification Using Long Short-Term Memory With GloVe Features,” *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika*, vol. 5, no. 2, p. 85, Feb. 2020, doi: 10.26555/jiteki.v5i2.15021.
- [25] M. Y. Aldean, M. D. Hilmawan, R. Indriyati, and J. Lasama, “Analisa Relevansi Tweet terhadap Hashtag dengan Metode Logistic Regression,” *Centive*, vol. 2, no. 1, pp. 32–38, 2019.