

Klasifikasi Emosi Pada Tweet Pengguna Platform X Menggunakan Metode LSTM-GloVe Berbasis SMOTE

Irham Bagus Jatiarso*¹, Yufis Azhar¹

Universitas Muhammadiyah Malang

Irhambagus511@gmail.com*

Abstrak

Perkembangan teknologi komunikasi digital yang pesat, khususnya di platform media sosial seperti X telah mengubah cara manusia berinteraksi. Komunikasi melalui teks sering kali menyulitkan dalam menginterpretasikan emosi seseorang karena tidak adanya petunjuk non-verbal seperti ekspresi wajah atau nada suara. Klasifikasi emosi dari teks menjadi penting agar pembaca dapat memahami perasaan pengirim secara lebih tepat dan merespons dengan empati. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan emosi dari teks menggunakan Long Short-Term Memory (LSTM) dengan embedding GloVe, serta menerapkan Synthetic Minority Over-sampling (SMOTE) untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Data diambil dari platform X yang berisi berbagai emosi dan model dilatih untuk mengklasifikasikan lima jenis emosi: anger, happiness, sadness, fear, dan love. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa penerapan SMOTE berhasil meningkatkan performa model, dengan akurasi mencapai 48% dan peningkatan pada precision, recall, serta f1-score dibandingkan penelitian sebelumnya [5] yang tidak menggunakan SMOTE. Peningkatan ini menunjukkan bahwa teknik SMOTE efektif dalam mengatasi masalah ketidakseimbangan data, serta penggunaan LSTM dengan embedding GloVe memberikan hasil klasifikasi emosi yang lebih akurat.

Kata Kunci: Klasifikasi Emosi, Media Sosial, LSTM, SMOTE, GloVe

Abstract

The rapid development of digital communication technology, especially on social media platforms like X, has changed the way humans interact. Communication through text often makes it difficult to interpret someone's emotions due to the absence of non-verbal cues such as facial expressions or tone of voice. The classification of emotions in text is important so that readers can understand the sender's feelings more accurately and respond with empathy. This research aims to classify emotions from text using Long Short-Term Memory (LSTM) with GloVe embedding, as well as to apply Synthetic Minority Over-sampling (SMOTE) to address data imbalance. Data was taken from platform X, which contains various emotions, and the model was trained to classify five types of emotions: anger, happiness, sadness, fear, and love. The evaluation results indicate that the application of SMOTE successfully improved the model's performance, achieving an accuracy of 48% and enhancements in precision, recall, and F1-score compared to previous research [5] that did not use SMOTE. This improvement demonstrates that the SMOTE technique is effective in addressing data imbalance issues, and the use of LSTM with GloVe embeddings yields more accurate emotion classification results.

Keywords: Emotion Classification, Social Media, LSTM, SMOTE, GloVe

1. Pendahuluan

Kemajuan teknologi yang modern saat ini menyebabkan perubahan signifikan dalam cara kita hidup, bekerja, dan berinteraksi dengan lingkungan sekitar. Salah satunya dalam berkomunikasi, seseorang cenderung menggunakan gadget untuk berinteraksi dengan teman-teman dan keluarga bahkan orang yang belum mereka kenal sebelumnya. Komunikasi melalui pesan teks telah menjadi salah satu metode yang digunakan sehari-hari. Akan tetapi seseorang seringkali gagal memahami atau menelaah apa yang disampaikan orang lain karena tidak dapat melihatraut wajah dan nada bicara secara langsung. Hal tersebut membuat kita sebagai pembaca merasa bingung bagaimana mengartikan kalimat tersebut sebagai ungkapan sedih atau bahagia. Maka dari itu, deteksi emosi melalui teks menjadi penting untuk memahami pesan yang sebenarnya ingin disampaikan dalam hal berkomunikasi.

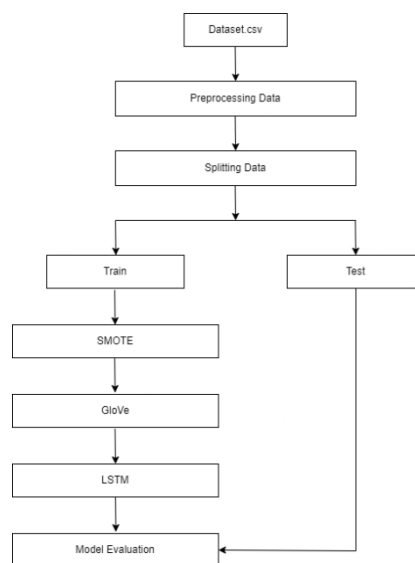
Komunikasi yang saat ini populer di kalangan pengguna internet saat ini adalah media sosial seperti X. Berdasarkan data yang dirilis oleh *We Are Social* tahun 2023, Indonesia meraih peringkat keempat sebagai negara dengan jumlah pengguna X terbanyak di dunia [1]. *Platform* ini telah menjadi sarana yang dibutuhkan bagi individu untuk menyuarakan diri mereka, memfasilitasi pertukaran gagasan, opini, dan pandangan dengan yang lain. Berbagi bermacam konten di media sosial juga mencerminkan mulai dari situasi emosional pribadi seseorang (misalnya, pemikiran tentang politik, ulasan produk baru atau kondisi ekonomi global) [2].

Selama ini, sudah menjadi pengetahuan umum bahwa emosi memiliki dampak yang signifikan terhadap perilaku manusia. Emosi dibagi menjadi dua jenis, yaitu positif dan negatif, dengan terdapatnya kategori emosi netral yang tidak jelasnya. Emosi netral ini seringkali berada di antarayang positif dan negatif, seperti terkejut dan heran, yang kadang-kadang dapat dianggap positif atau negatif tergantung pada konteksnya [3]. Identifikasi emosi dalam teks merupakan tantangan klasifikasi yang relevan dalam Machine Learning dan NLP. Penelitian terkait klasifikasi emosi dalam teks dari platform media sosial telah menarik perhatian yang signifikan, terutama dalam konteks analisis emosi [4]. Untuk mengklasifikasikan emosi seseorang melalui teks perlu dilakukan literasi dan analisis yang mendalam sehingga kita dapat memahami emosi yang ditulis oleh pengguna. Biasanya dalam mengungkapkan isi hati seseorang akan menggunakan tanda baca, emoji, hingga kalimat *capslock* sebagai tanda yang mewakili isi hati pengguna. Hal ini lah yang dapat kita jadikan untuk proses klasifikasi emosi seseorang, namun setiap individu memiliki emosi yang bervariasi dan analisis kita tidak selalu akurat. Jadi penelitian ini diharapkan bisa membuat kita memahami emosi seseorang melalui teks sehingga kita sebagai pembaca bisa bersikap *respect* dan empati terhadap orang yang menyampaikan pesan tersebut.

Penelitian sebelumnya telah dilakukan dengan judul “Implementasi *Deep Learning* Untuk Deteksi Ekspresi Emosi Pada Platform X” telah dilakukan oleh Adinda Dwi L, Budi Harijanto, dan Faisal Rahutomo pada tahun 2020. Mereka menggunakan pendekatan LSTM-GloVe dan menggabungkan beberapa fitur, termasuk daftar kata-kata emosi, *Bag-of- Words*, *fastText*, *lexicon sentiment* dan *emoticon*, ortografi, serta fitur *tag POS* untuk meningkatkan kinerja dataset [5]. Namun penelitian tersebut menghasilkan akurasi yang terbilang masih rendah yaitu sebesar 46%. Masalah yang muncul dalam penelitian ini adalah ketidakseimbangan jumlah data antar kelas emosi. Hal ini sering terjadi karena sumber data aslinya cenderung tidak seimbang, yang mengakibatkan kesulitan dalam proses klasifikasi. Sehingga penelitian diusulkan guna meningkatkan hasil akurasi dengan mengatasi ketidakseimbangan data melalui penerapan teknik SMOTE dan menggunakan metode LSTM-GloVe sebagai metode klasifikasi yang akan diimplementasikan pada penelitian ini.

2. Metode Penelitian

Penggambaran secara keseluruhan tentang jalannya sistem ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Dataset

Penelitian sebelumnya [6] oleh mei Silviana Saputri, Rahmad Mahendra, dan Mirna Adriani menggunakan data sekunder untuk penelitian ini. Dataset ini mengandung 4401 tweet Bahasa Indonesia yang dikategorikan ke dalam lima kategori emosi. Detail dataset ditampilkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Detail Dataset

Jenis Emosi	Total Tweet
Anger	1101
Happy	1017
Sadness	997
Fear	649
Love	637

2.2 Preprocessing Data

Pemrosesan data dilakukan menggunakan pemrograman python melalui Google Colaboratory. Langkah awal dari pemrosesan data adalah case folding, yaitu mengubah fitur menjadi huruf kecil semua agar dapat diproses dengan mudah [7]. Selanjutnya data teks pada X masih masih memiliki beberapa noise, oleh karena itu data tersebut perlu diproses melalui *removal of sensitive information* yaitu, menghapus informasi sensitif seperti *mentions*, *URL*, *hashtags*, serta angka sensitive [8]. Setelah proses data cleaning selesai maka kalimat pada tweet akan dipisahkan menjadi per kata [7]. Setelah itu dilakukan proses filtering, pada bagian ini diterapkan stopwords dengan memanfaatkan library NLTK guna menghilangkan kalimat yang kurang relevan [9]. Kemudian pada tahap *stemming* ini menggunakan *library stemmer factory* yang tujuannya untuk mencari kata dasar dari setiap kata dalam *tweet* [10]. Tahap terakhir adalah slang words removal, daftar kata yang tidak memenuhi aturan akan digantikan dengan kata-kata yang benar dalam file csv yang disebut kamus_singkatan.csv [11].

2.3 Splitting Data

Setelah dilakukan pemrosesan data, maka langkah selanjutnya yaitu pembagian dataset dengan presentase 80:20. 80% sebagai data pelatihan dan 20% sebagai data uji. Dengan jumlah 4401 data, 3520 akan digunakan sebagai data pelatihan. Sisanya, 20% digunakan sebagai data uji sebanyak 881 data.

2.4 SMOTE

Setelah dataset dibagi menjadi 2 kategori maka pada data latih sebanyak 3520 akan dilakukan proses SMOTE. SMOTE adalah sebuah turunan dari oversampling yang pertama kali diperkenalkan oleh Nithes V Chawla. SMOTE menjadi teknik yang digunakan untuk menangani masalah ketidakseimbangan kelas [12]. Pengaplikasian SMOTE bisa dilihat di Gambar 2.

```
Jumlah sampel sebelum SMOTE:
Counter({'anger': 872, 'happy': 803, 'sadness': 797, 'fear': 530, 'love': 518})

Jumlah sampel setelah SMOTE:
Counter({'sadness': 872, 'happy': 872, 'love': 872, 'fear': 872, 'anger': 872})
```

Gambar 2. Jumlah Sampel Penerapan SMOTE

Setelah menerapkan teknik SMOTE, distribusi kelas dalam data latih menjadi lebih seimbang. Hal ini menunjukkan bahwa proses dari teknik SMOTE ini telah berhasil diterapkan.

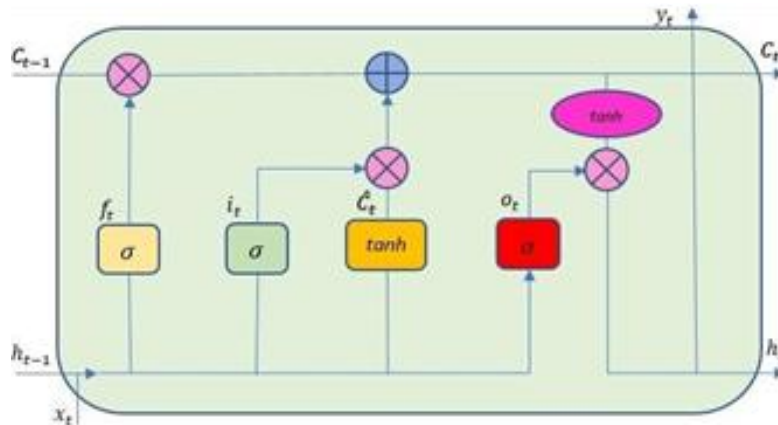
2.5 GloVe

GloVe adalah sebuah algoritma yang digunakan untuk menghasilkan representasi vector dari kata-kata atau yang biasa disebut word embedding [14]. Model GloVe yang digunakan pada penelitian ini memiliki dimensi 300 (GloVe 300D), artinya setiap kata akan diwakili oleh vektor dengan 300 elemen. Langkah selanjutnya adalah membuat embedding matriks yang akan

digunakan untuk melatih model. Matriks ini akan memetakan setiap kata dalam pelatihan ke vektor embedding GloVe. Kemudian untuk matriks embedding adalah (14109, 300) di mana 14.109 ini adalah jumlah kata unik dari data teks yang terdapat dalam data latih dan uji.

2.6 LSTM (Long Short-Term Memory)

Pada tahap ini model LSTM (Long Short-Term Memory) akan dibuat, model ini terdiri dari beberapa lapisan tersembunyi [16]. Berikut adalah arsitektur LSTM bisa dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Jaringan Metode LSTM [7]

Input gate (i_t) mengatur seberapa besar informasi masuk dari *input* saat ini (x_t) yang akan disimpan pada *cell state*. Pada tahap *forget gate* (f_t) memungkinkan sel untuk mengingat atau menghapus informasi lama dari *cell state*. Selanjutnya, *cell state* (c_t) akan diperbarui dengan menyimpan informasi yang relevan dalam jangka waktu yang panjang. Kemudian, *output gate* (o_t) mengambil informasi dari *cell state* yang akan digunakan sebagai *output* (h_t) [7].

2.7 Hyperparameter

Setelah model dibuat, tahap berikutnya adalah pelatihan model (model training). Pada penelitian ini, model dilatih menggunakan data pelatihan dan label yang telah diubah ke bentuk numerik. Berikut hyper parameter yang digunakan dalam pelatihan model ini. Hyperparameter dilihat pada Tabel 2.

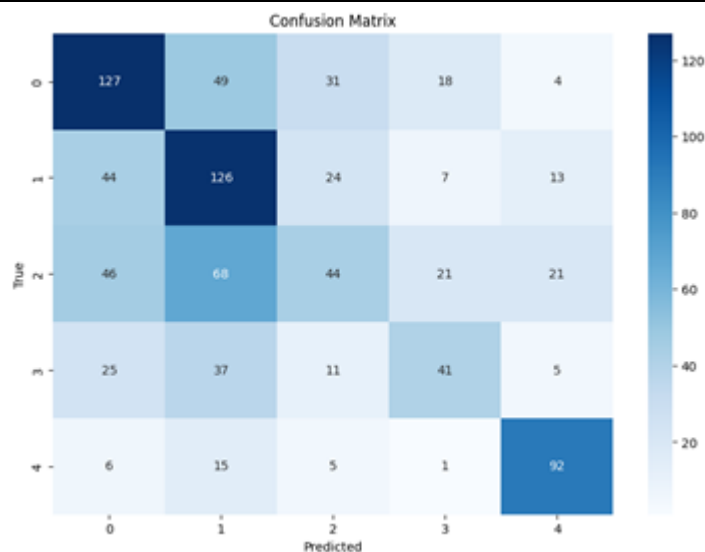
Tabel 2. Hyperparameter Pelatihan Model

Max Epochs	10
Batch Size	64
Fungsi Optimasi	Adam
Learning Rate	0,005

3. Hasil dan Pembahasan

3.1 Confusion Matrix

Confusion matrix pada Gambar 4 memberikan gambaran tentang performa model klasifikasi dalam mengidentifikasi lima kelas. Matriks ini terdiri dari sumbu vertikal yang merepresentasikan label asli (true labels) dan sumbu horizontal yang menunjukkan kelas prediksi (predicted labels) oleh model.



Gambar 4. Confusion Matrix

Berdasarkan Gambar 4 diatas dapat disimpulkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan kelas 0,1, dan 4 dengan jumlah prediksi yang benar lebih tinggi dibandingkan kelas lainnya. Hal ini mengindikasikan bahwa data yang kurang representative atau memiliki jumlah yang terbatas dapat mengakibatkan model tidak mempelajari model secara optimal.

3.2 Classification Report

Tabel 3 classification report menampilkan performa model klasifikasi berdasarkan empat bagian utama, yaitu precision, recall, f1-score, dan support untuk setiap kelas.

Tabel 3. Hasil Pengujian Performa

	precision	recall	F1-score	Support
0	0.52	0.55	0.53	229
1	0.43	0.59	0.50	214
2	0.38	0.22	0.28	200
3	0.47	0.34	0.40	119
4	0.68	0.77	0.72	119
Accuracy			0.49	881
Macro avg	0.49	0.50	0.49	881
Weighted avg	0.48	0.49	0.47	881

3.3 Analisa Perbandingan

Tabel 4. Perbandingan Performa Model

	Precision	Accuracy	Recall	F1-Score
Menggunakan SMOTE (Penelitian Ini)	49.60 %	49.73 %	49.40 %	48.60 %
Tanpa SMOTE (Penelitian Terdahulu)	33 %	46 %	38	35

4. Kesimpulan

Penerapan teknik SMOTE (Syntethic Minority Over-sampling) secara signifikan meningkatkan performa model dalam klasifikasi emosi pada tweet pengguna platform X. hal ini dapat dilihat dari peningkatan metrik evaluasi seperti precision, recall, f1-score, dan accuracy dibandingkan penelitian sebelumnya [5]. Keberhasilan ini membuktikan bahwa dengan menyeimbangkan dataset menggunakan SMOTE dan menerapkan model LSTM dengan

embedding GloVe, model dapat lebih efektif dalam menangkap pola Bahasa dan meningkatkan representasi kelas-kelas emosi yang lebih minoritas.

Referensi

- [1] Annur, C. "Jumlah Pengguna Twitter Indonesia Duduki Peringkat ke-4 Dunia per Juli 2023". Databoks. 1 November 2023, <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/11/01/jumlah-pengguna-twitter-indonesia-duduki-peringkat-ke-4-dunia-per-juli-2023>. Diakses pada 20 Maret 2024
- [2] Sofia, R. N., & Supriyadi, D. (2021). Komparasi Metode Machine Learning dan Deep Learning untuk Deteksi Emosi pada Text di Sosial Media. *JUPITER (Jurnal Penelitian Ilmu dan Teknik Komputer)*, 13(2), 130-139
- [3] Sujjada, A., & Fergina, A. (2021). Implementasi Metode VectorSpace Model Untuk Deteksi Emosi Menggunakan Data Teks Twitter. *Jurnal RESTIKOM: Riset Teknik Informatika dan Komputer*, 3(3), 116-129.
- [4] Kusriani, K., & Al Fatta, H. (2020). Perbandingan Fitur Ekstraksi Untuk Klasifikasi Emosi Pada Sosial Media. *Jurnal Ilmiah SINUS*, 18(2), 21-30.
- [5] Larasati, A., Hariyanto, B., & Rahutomo, F. (2020, October). Implementasi Deep Learning Untuk Deteksi Ekspresi Emosi Pada Twitter. In *Seminar Informatika Aplikatif Polinema*.
- [6] Saputri, M. "Indonesian-Twitter-Emotion-Dataset". Github. 21 September 2018, https://github.com/meisaputri21/Indonesian-Twitter-Emotion-Dataset/commits/d05c283f5a7dcbc8fa5ee8884c047b3b2446088e/Twitter_Emotion_Dataset.csv. Diakses pada 19 Desember 2023.
- [7] Putra, O. V., Musthafa, A., & Wibowo, K. P. (2021). Klasifikasi Ekspresi Teks Berbahasa Jawa Menggunakan Algoritma Long Short Term Memory. *Komputika: Jurnal Sistem Komputer*, 10(2), 137-143.
- [8] Nizar, A. Klasifikasi Emosi Pada Cuitan Di Twitter Dengan Principal Component Analysis Dan Support Vector Machine. *vol, 10*, 13-20.
- [9] Fanesya, F., Wihandika, R. C., & Indriati, I. (2019). Deteksi Emosi pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes dan Kombinasi Fitur. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(7), 6678-6686.
- [10] Ardiada, I. M. D., Sudarma, M., & Giriantari, D. (2019). Text Mining pada Sosial Media untuk Mendeteksi Emosi Pengguna Menggunakan Metode Support Vector Machine dan K-Nearest Neighbour. *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, 18(1), 55.
- [11] Nugraha, I. D., & Azhar, Y. (2022). Deteksi Depresi Pengguna Twitter Indonesia Menggunakan LSTM-RNN. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika: JANAPATI*, 11(3), 320-329.
- [12] Cahyaningtyas, C., Nataliani, Y., & Widiyari, I. R. (2021). Analisis sentimen pada rating aplikasi Shopee menggunakan metode Decision Tree berbasis SMOTE. *AITI*, 18(2), 173-184.
- [13] Ilham, A., Verdikha, N. A., & Latipah, A. J. (2023). Klasifikasi Ujaran Kebencian di Twitter Menggunakan Fitur Ekstraksi Glove dengan Support Vector Machine (SVM). *Explore IT: Jurnal Keilmuan dan Aplikasi Teknik Informatika*, 15(2), 64-72.
- [14] Hasiholan, A., Cholissodin, I., & Yudistira, N. (2022). Analisis Sentimen Tweet Covid-19 Varian Omicron pada Platform Media Sosial Twitter menggunakan Metode LSTM berbasis Multi Fungsi Aktivasi dan GLOVE. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(10), 4653-4661.