

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Studi Literatur

Penyusunan penelitian ini menggunakan artikel ilmiah sebagai referensi untuk menemukan informasi yang terkait dengan topik yang diambil. Berikut beberapa penelitian terdahulu beserta analisisnya yang digunakan untuk menunjang penelitian ini:

Tabel 2. 1 Penelitian Terdahulu

No	Penulis	Judul	Metode	Akurasi	Dataset
1	Adinda Dwi L, dkk (2020)	Implementasi Deep Learning Untuk Deteksi Ekspresi Emosi Pada Twitter	LSTM	46%	Jumlah: 4401 (diambil dari platform github dengan judul “Indonesian-Twitter-Emotion-Dataset”)
2	Fera Fanesya, dkk (2019)	Deteksi Emosi Pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes Dan Kombinasi Fitur	Naïve Bayes	53%	Jumlah: 4401 (diambil dari platform github dengan judul “Indonesian-Twitter-Emotion-Dataset”)
3	Abi Nizar S	Klasifikasi Emosi Pada Cuitan Di Twitter Dengan	SVM	70%	Jumlah: 4401

	(2022)	Principal Component Analysis Dan Support Vector Machine			(diambil dari platform github dengan judul “Indonesian-Twitter-Emotion-Dataset”)
--	--------	---	--	--	--

Sebelumnya telah banyak dilakukan penelitian mengenai analisis emosi di media sosial, khususnya pada *platform X*. Penelitian tersebut menggunakan berbagai metode dan pendekatan seperti yang tertera dalam tabel diatas. Pada artikel ilmiah 1 memiliki kelebihan, yaitu mengkombinasikan metode LSTM dengan GloVe. Namun penelitian ini memiliki *F1 score* sekitar 35%, hal ini menunjukkan bahwa ada ruang signifikan untuk perbaikan dalam kemampuan model untuk mengklasifikasikan emosi secara akurat [5]. Pada artikel ilmiah 2 menerapkan metode Naïve Bayes dengan menggunakan kombinasi fitur linguistik, ortografi, dan N-gram. Kekurangan dari penelitian ini adalah tantangan dalam memilih fitur yang tidak sepenuhnya menangkap kompleksitas emosi yang diekspresikan dalam teks [9]. Pada artikel ilmiah 3 menunjukkan bahwa penggunaan metode SVM dikombinasikan dengan PCA mencapai kinerja unggul dalam mengklasifikasikan emosi dalam *tweet*. Kekurangan dari artikel ilmiah ini adalah tidak memberikan analisis terperinci dari metrik evaluasi seperti presisi dan *F1 score* [8]. Berdasarkan dari analisis diatas maka penelitian yang ingin diusulkan adalah untuk meningkatkan hasil akurasi menggunakan metode LSTM dengan kombinasi GloVe dan teknik *resampling* yaitu SMOTE.

2.2 Emosi

Menurut kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI) emosi didefinisikan sebagai kondisi dan reaksi psikologis serta fisiologis seperti kegembiraan, kesedihan, keharuan, dan kecintaan. Emosi memainkan peran penting dalam interaksi antar manusia, menunjukkan kemampuan untuk membuat keputusan yang bijaksana dan rasional, serta memfasilitasi hubungan dengan mengekspresikan perasaan [9].

2.3 Platform X

Platform X yang dulunya adalah Twitter merupakan media sosial yang

memungkinkan penggunanya untuk membaca dan menulis pesan singkat mengenai berbagai topik. Diluncurkan pada tahun 2006 dan didirikan oleh Jack Dorsey. *Platform* ini memiliki lebih dari 342 juta pengguna aktif bulanan yang merupakan lebih dari 22% dari total pengguna internet di dunia (Kayser & Bierwisch, 2016). Berbeda dari media sosial lainnya, X membatasi setiap pesan hingga 280 karakter, sehingga setiap pesan yang ditulis disebut *tweet* atau kicauan [9].

2.4 Klasifikasi

Klasifikasi dalam *machine learning* merupakan proses mengelompokkan data ke dalam kategori tertentu berdasarkan karakteristik yang dikenali dari data pelatihan sebelumnya. Hal ini merupakan bagian dari pembelajaran terawasi, di mana model dilatih dengan data berlabel untuk memprediksi kategori dari data baru yang belum pernah ditemui.

Klasifikasi dapat diterapkan dalam berbagai konteks seperti deteksi spam, diagnosis medis, dan analisis sentimen, di mana data dibagi menjadi berbagai kelas untuk mendukung pengambilan keputusan otomatis dan akurat [17].

2.5 LSTM

LSTM merupakan perkembangan dari struktur RNN dan telah menjadi bagian utama dari arsitektur RNN saat ini. LSTM mengatasi kendala *vanishing gradient* dengan menggantikan unit tersembunyi yang terhubung dengan blok memori, dan kemampuannya dalam memproses data sekuensial yang panjang karena mempunyai sel memori [2].

Bagian sel memori terdiri dari empat komponen utama: *input gate*, koneksi berulang, *forget gate*, dan *output gate*. *Input gate* mengatur apakah sinyal masuk dapat mengubah kondisi sel. Sama halnya, *output gate* mengatur apakah keadaan sel akan mempengaruhi unit lain. *Forget gate* memungkinkan sel untuk mengingat atau melupakan keadaan sebelumnya dengan mengendalikan koneksi berulang antar sel [7].

2.6 GloVe

GloVe adalah sebuah algoritma yang digunakan untuk menghasilkan representasi *vector* dari kata-kata, dengan memanfaatkan seluruh informasi yang terdapat dalam setiap *tweet*. Representasi *vector* ini dikenal sebagai *word embedding*. GloVe memeriksa hubungan antara kata-kata dengan menghitung seberapa sering kata-kata tersebut muncul bersama dalam sebuah korpus teks [14].

2.7 Resampling

Teknik *resampling* adalah salah satu teknik preprocessing dimana distribusi data diseimbangkan kembali untuk mengurangi efek distribusi kelas tidak seimbang. Teknik *resampling* secara luas digunakan untuk memecahkan masalah data yang tidak seimbang. Terdapat beberapa teknik *resampling*, yaitu *oversampling*, *undersampling*, dan sintetis [19].

2.8 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]. Teknik ini bekerja dengan mengelompokkan data berdasarkan jarak Euclidean antara data-data tersebut. Jumlah replikasi data pada kelas minoritas disesuaikan dengan jumlah data pada kelas mayoritas, dimana jumlah replikasi data yang dilakukan sebanyak n , maka jumlah k harus sebanyak $n-1$ [13].

2.9 Evaluasi Model

Dalam penelitian ini dilakukan evaluasi model melalui confusion matrix, yang digunakan sebagai alat analisis yang penting dalam evaluasi kinerja metode klasifikasi. Confusion matrix memiliki beberapa bagian yaitu, True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN). Dari sini, kita dapat mengevaluasi metode klasifikasi melalui accuracy, precision, recall, dan f1-Score. Rumus untuk menghitung nilai-nilai ini dapat dilihat pada persamaan (1) hingga (4) [13]:

2.8.1 Akurasi

$$\text{Rumus: } \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (1)$$

Akurasi mengukur sejauh mana model dapat memprediksi secara benar baik kelas positif maupun kelas negatif. Namun, pada dataset yang tidak seimbang (*imbalance class*), akurasi mungkin tidak mencerminkan kinerja yang baik karena dapat didominasi oleh kelas mayoritas.

2.8.2 Presisi

$$\text{Rumus: } \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

Presisi mengukur seberapa baik model memprediksi positif dibandingkan dengan total prediksi positif yang dibuat oleh model.

2.8.3 Recall

$$\text{Rumus: } \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

Recall mengukur seberapa baik model dapat mendeteksi sejumlah besar positif dalam dataset. Hal ini memberikan informasi tentang seberapa baik model menangkap instance positif.

2.8.4 F1-Score

$$\text{Rumus: } \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

F1-Score adalah rata-rata harmonis antara presisi dan *recall*. Ini bertujuan ketika ada keseimbangan antara kelas positif dan negatif.