

1. Pendahuluan

Twitter telah berevolusi menjadi tempat untuk mengekspresikan perspektif secara bebas terhadap suatu topik melalui fitur komentar [1]. Komentar-komentar tersebut dianggap sangat penting karena dapat menjadi sumber informasi dalam menilai respon pengguna terhadap topik yang sedang dibahas [2], [3]. Tanggapan dapat dikumpulkan dan diklasifikasikan ke dalam kelompok sentimen negatif, netral, dan positif untuk dijadikan sumber pengambilan keputusan [4]. Namun, proses klasifikasi tersebut tidak mungkin dilakukan secara manual untuk memproses data dalam jumlah yang besar [5]. Oleh karena itu, dibutuhkan sistem analisis sentimen dengan memanfaatkan arsitektur deep learning yang mampu menangani tugas-tugas dengan jumlah data yang besar dan berdimensi tinggi [6].

Manusia sering kali menyampaikan pendapatnya berdasarkan bias dari suatu topik, sehingga pendapatnya menjadi subjektif [7]. Kebiasaan ini akhirnya terbawa saat berkomentar di media sosial, sehingga sistem perlu memahami data dengan kalimat yang subjektif. Dengan menggunakan *sentence level granularity* sentiment analysis, sistem dapat menangani kasus seperti itu dengan mengenali "*sense of word*" untuk mengurangi kemungkinan kesalahan sistem dalam mengklasifikasikan data input [8]. Metode ini memenuhi kebutuhan tambahan dengan melakukan pembobotan nilai kata dalam rentang tertentu sebagai representasi makna kata. Salah satu dari jenis ini adalah *sentence-level* yang lebih berfokus pada identifikasi kalimat subjektif [9].

Sentence-level granularity dibagi menjadi dua klasifikasi masalah, yang pertama dikenal sebagai literatur *Subjective Classification* yang membedakan kalimat subjektif (opini) dengan kalimat objektif (fakta). Kalimat subjektif biasanya mengandung perasaan dan penilaian pribadi yang berbeda untuk setiap individu. Sedangkan kalimat objektif berisi informasi yang sama dan berlaku untuk semua individu. Klasifikasi kedua disebut dengan *Sentiment Classification* [2], [9]. Tahapan ini dilakukan dengan proses klasifikasi sentimen yang mengkategorikannya ke dalam kelompok negatif, netral, dan positif.

Topik dan Batasannya

Penelitian analisis sentimen berorientasi granularity ini menggunakan LSTM sebagai model *deep learning* yang dinilai lebih unggul dari *Recurrent Neural Network (RNN)* karena mampu menangani masalah *vanishing gradient* ketika memproses data bersekuensial panjang. LSTM dapat mengingat keterikatan konteks dalam jangka panjang sehingga membuat metode ini dinilai lebih *powerful* dan *flexible* [1]. Model LSTM dibangun sebagai model klasifikasi teks Bahasa Indonesia yang mengelompokkan dataset kedalam kelompok sentimen negatif, netral, dan positif.

Sistem akan dibangun menggunakan TFIDF dan IndoBERTweet sebagai *feature extraction* yang melakukan pembobotan kata kedalam matriks berdimensi besar sebagai representasi kata. Word2Vec akan dibangun sebagai *feature expansion* untuk mendapatkan vektor semantik kata berdasarkan *word similarity* [5]. Dalam upaya mengatasi ketidakseimbangan dataset, dilakukan metode *Random Undersampling* dan *Random Oversampling* (RUS-ROS). Metode ini memilih data secara acak dan melakukan pengurangan jumlah data terhadap *majority class* (*Undersampling*) dan penambahan data terhadap *minority class* (*Oversampling*).

Tujuan

Penelitian ini dilakukan untuk mengetahui keefektifan sistem analisis sentimen berorientasi granularity dalam memproses data yang mengandung kalimat opini dibandingkan dengan menggunakan prosedur analisis sentimen konvensional. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengetahui pengaruh metode TF-IDF yang dikombinasikan dengan IndoBERTweet dan Word2Vec dalam mengklasifikasikan data berbahasa Indonesia. Untuk dapat mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menjadikan TF-IDF dan IndoBERTweet sebagai ekstraksi fitur dan Word2Vec sebagai perluasan fitur pada model LSTM.

Organisasi Tulisan

Pembahasan lebih lanjut dalam makalah ini akan berisi penjelasan mengenai studi literatur sebagai bahan acuan pada Bagian 2. Metode penelitian mengenai analisis sentimen berbasis *sentence-level granularity* pada komentar Twitter dalam Bagian 3. Bagian 4 berisi pemaparan hasil eksperimen dan diikuti dengan kesimpulan yang dijelaskan pada Bagian 5.