

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Analisis sentimen adalah cabang keilmuan utama dari pemrosesan bahasa alami yang fokus mengkategorikan teks menjadi tiga elemen berbeda yaitu positif, negatif, dan netral [1]. Proses analisis sentimen mencakup beberapa langkah penting, termasuk prapemrosesan teks, ekstraksi fitur, dan klasifikasi [1], [2]. Klasifikasi sentimen umumnya dikategorikan ke dalam dua pendekatan utama, yaitu model *machine learning* tradisional yang diwakili oleh *Support Vector Machine* (SVM) dan model *deep learning* yang diwakili oleh *Convolutional Neural Network* (CNN) [2]. Kedua pendekatan ini bekerja dengan paradigma yang berbeda secara fundamental: SVM sebagai model *machine learning* tradisional sangat bergantung pada fitur yang direkayasa secara manual seperti *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), sedangkan CNN sebagai model *deep learning* mengatasi keterbatasan tersebut dengan mempelajari pola hierarkis pada teks secara otomatis [2]. Perbedaan paradigmatis ini menyebabkan kinerja keduanya tidak dapat dipertukarkan secara langsung, dan pemilihan metode yang paling sesuai bergantung pada karakteristik dataset, bahasa, serta domain aplikasinya [3], [4].

Dalam penelitian terdahulu, beragam metode telah dimanfaatkan dalam melakukan analisis sentimen, seperti algoritma pembelajaran mesin *Support Vector Machine* (SVM) dengan akurasi 87,07% hingga algoritma pembelajaran mendalam seperti *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan akurasi 87,81% [5]. Akurasi dari model yang dihasilkan sangat bergantung pada data yang digunakan dalam pelatihan serta teknik prapemrosesan yang digunakan [6]. Pada kategori pembelajaran mesin, SVM terbukti superior dibandingkan algoritma klasifikasi lainnya seperti *Naïve Bayes* yang hanya mencapai akurasi 82,51%, dibuktikan dengan capaian akurasi sebesar 88,8% pada klasifikasi data media sosial [7], sedangkan CNN sebagai pendekatan pembelajaran mendalam menawarkan kemampuan ekstraksi fitur otomatis untuk menangkap pola semantik yang kompleks [8]. Perbedaan paradigmatis kedua metode ini menjadi dasar perlunya pengujian untuk menentukan metode yang lebih sesuai pada karakteristik data spesifik.

Penelitian terdahulu yang membandingkan performa SVM dan CNN menunjukkan temuan yang bervariasi. Analisis sentimen opini publik pada Aplikasi X terkait RUU Pilkada menunjukkan SVM mencapai akurasi 92,38% dan *F1-score* 27,27% sedangkan CNN hanya

62,86% dan *F1-score* 7,14%, sehingga SVM dinilai lebih reliabel untuk karakteristik teks media sosial yang cenderung singkat dan tidak terstruktur [9]. Sebaliknya, studi komparatif pada konteks layanan publik kota Surakarta menempatkan CNN (akurasi 87,14%, *F1-score* 87,28%) di atas SVM (akurasi 85,02%, *F1-score* 85,01%) [10]. Inkonsistensi hasil empiris ini menegaskan bahwa tidak ada metode yang secara universal unggul, dan keunggulan satu metode atas yang lain selalu kontekstual terhadap karakteristik data yang diuji, sehingga untuk setiap kombinasi baru antara bahasa, platform, dan domain topik, perbandingan empiris masih diperlukan.

Beberapa penelitian terdahulu telah menerapkan SVM maupun CNN pada analisis sentimen terkait AI. Namun, kinerja kedua algoritma sangat dipengaruhi oleh karakteristik data, sehingga hasil pada satu dataset belum tentu berlaku pada dataset lain. Pemilihan YouTube sebagai sumber data didasarkan pada karakteristik teks komentarnya yang heterogen yaitu penggunaan bahasa non-formal Indonesia, campur kode antar bahasa, emoji, serta ekspresi sarkasme yang menyulitkan proses klasifikasi otomatis [11], [12]. Berdasarkan uraian yang disebutkan sebelumnya, tugas akhir ini mengangkat topik analisis sentimen terhadap opini masyarakat yang beredar di YouTube tentang perkembangan kecerdasan buatan dengan judul **“Perbandingan Support Vector Machine Dan Convolutional Neural Network Pada Analisis Sentimen Komentar Video YouTube Tentang Perkembangan Kecerdasan Buatan”**.

1.2 Rumusan Masalah

Lonjakan volume opini publik mengenai perkembangan kecerdasan buatan di YouTube berisiko hanya terakumulasi sebagai data mentah yang minim wawasan strategis serta berpotensi memicu resistensi sosial apabila tidak dianalisis secara sistematis. Di sisi lain, adanya inkonsistensi hasil empiris pada literatur terdahulu menegaskan perlunya pengujian terhadap karakteristik fitur teks media sosial yang tidak terstruktur.

Berdasarkan batasan tersebut, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana perbandingan performa antara algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) berdasarkan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube mengenai perkembangan kecerdasan buatan?
2. Bagaimana efektivitas representasi arsitektur lapisan CNN dibandingkan rekayasa fitur TF-IDF pada SVM dalam menangani karakteristik teks bahasa informal Indonesia bertopik kecerdasan buatan?

1.3 Tujuan

Tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah:

1. Mengembangkan sistem analisis sentimen berbasis website sebagai implementasi komparatif algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengklasifikasikan komentar video YouTube.
2. Membandingkan performa antara metode SVM dan CNN berdasarkan akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score* guna mengetahui tingkat efisiensi dan keandalan masing-masing model dalam mengklasifikasikan sentimen opini publik terkait perkembangan kecerdasan buatan.
3. Menganalisis efektivitas arsitektur lapisan CNN dan rekayasa fitur TF-IDF pada SVM dalam menangani karakteristik fitur teks bahasa informal Indonesia bertopik kecerdasan buatan berdasarkan pengujian empiris.

1.4 Manfaat

Manfaat dari tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan data hasil pengujian empiris mengenai perbandingan performa algoritma SVM dan CNN, sehingga dapat menjadi bahan referensi tambahan dalam memilih metode ekstraksi fitur dan klasifikasi teks untuk data berbahasa Indonesia.
2. Memberikan kontribusi berupa data empiris mengenai efisiensi komparatif antara skema rekayasa fitur statistik konvensional (TF-IDF) dan pemrosesan matriks spasial sekuensial (*Word Embedding*) dalam mereduksi *noise* pada bahasa tidak baku media sosial.
3. Membantu pihak yang berkepentingan, seperti pengembang teknologi, akademisi, dan pembuat kebijakan, dalam memperoleh gambaran umum mengenai kecenderungan opini publik terhadap AI sebagai bahan pertimbangan

1.5 Ruang Lingkup

Ruang lingkup penelitian ini telah dibatasi terkait cakupan masalah yang akan diangkat, bertujuan agar pembahasan serta penyelesaian masalah dalam tugas akhir ini menjadi lebih terarah, yaitu:

1. Analisis sentimen dijalankan dengan membandingkan performa antara *Support Vector Machine* (SVM) melalui *LinearSVC* dan *Convolutional Neural Network* (CNN) menggunakan arsitektur Conv1D tanpa *pre-trained embedding*.

2. Dataset bersumber dari opini publik pada kolom komentar video YouTube berbahasa Indonesia bertema perkembangan kecerdasan buatan. Data diambil menggunakan bantuan library YouTube Data API v3 dari 6 video YouTube berbeda yang memiliki rentang waktu publikasi komentar antara 1 Agustus 2022 sampai dengan 19 Desember 2023. Seluruh komentar dari keenam video tersebut digabungkan menjadi satu dataset utuh untuk memperluas representasi opini publik serta meminimalkan bias dari satu sumber video tunggal.
3. Untuk mereduksi *noise* linguistik pada teks komentar media sosial sebelum digunakan dalam pelatihan model, dataset melewati beberapa tahapan prapemrosesan meliputi proses *Case Folding*, *Data Cleansing*, *Remove Elongation*, *Tokenization*, *Slang Removal*, *Stopword Removal*, hingga tahap *Stemming*.
4. Dataset bersih akhir yang digunakan berjumlah 5.034 baris komentar. Setelah dataset dipartisi secara stratified menjadi 80% untuk data latih sejumlah 4.028 komentar dan 20% untuk data uji sejumlah 1.006 komentar. Selain itu, kestabilan performa model diuji kembali menggunakan metode *Stratified 5-Fold Cross Validation*.
5. Kategorisasi sentimen dilaksanakan melalui proses pelabelan secara manual ke dalam tiga polaritas sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif. Validasi dan konsistensi label dikontrol lewat skema *Multi-Annotator* oleh tiga penilai independen (RW, RU, KP). Penentuan label final diputuskan melalui mekanisme *majority voting* jika minimal dua penilai sepakat, serta melalui proses adjudikasi oleh dosen pembimbing selaku pihak keempat untuk kasus ketidaksepakatan penuh.
6. Pengukuran dan perbandingan kinerja dari kedua model klasifikasi murni didasarkan pada visualisasi kuantitatif tabel *Confusion Matrix*. Nilai dari matriks tersebut kemudian dijabarkan secara matematis ke dalam empat metrik evaluasi standar akurasi, yaitu nilai *Accuracy*, *Macro Precision*, *Macro Recall*, beserta *Macro F1-Score*.