

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Media sosial saat ini telah menjadi ruang publik digital yang sangat aktif digunakan oleh masyarakat Indonesia untuk menyampaikan pendapat, keluhan, maupun apresiasi terhadap berbagai layanan publik, termasuk layanan dari Badan Penyelenggara Jaminan Sosial (BPJS) Kesehatan [1]. Tingginya volume interaksi dan kompleksitas masalah yang dihadapi, seperti antrean panjang di fasilitas kesehatan, kesulitan dalam proses administrasi, hingga persoalan pembayaran iuran, menjadikan media sosial sebagai kanal umpan balik yang krusial bagi BPJS Kesehatan untuk mengevaluasi dan meningkatkan kualitas layanannya. Banyaknya komentar yang tersebar di *platform* seperti *Twitter*, *Facebook*, dan *Instagram* menunjukkan tingginya tingkat partisipasi masyarakat dalam memberikan tanggapan terhadap kebijakan maupun pengalaman layanan kesehatan. Bahkan, laporan *We Are Social* tahun 2023 mencatat bahwa lebih dari 167 juta orang di Indonesia aktif menggunakan media sosial, menjadikannya sebagai salah satu sumber data yang potensial untuk mengukur persepsi publik secara luas dan *real-time* [2].

Komentar-komentar tersebut tidak hanya bersifat informatif, tetapi juga merefleksikan sentimen masyarakat. Oleh karena itu, analisis sentimen menjadi pendekatan yang relevan untuk mengkaji opini publik secara sistematis [3]. Analisis sentimen bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini menjadi sentimen positif, negatif, atau netral, dan telah banyak digunakan dalam penelitian media sosial, pemasaran, dan layanan publik [4]. Namun, penerapan analisis sentimen dalam konteks bahasa Indonesia memiliki tantangan tersendiri, terutama dalam menangkap konteks, ironi, atau struktur kalimat informal yang umum digunakan di media sosial.

Untuk menjawab tantangan ini, perkembangan teknologi pemrosesan bahasa alami (*Natural Language Processing/NLP*) menghadirkan model berbasis arsitektur *transformer*, seperti IndoBERT, yang dirancang khusus untuk menangani karakteristik bahasa Indonesia. IndoBERT telah terbukti unggul dalam berbagai tugas NLP karena kemampuannya memahami konteks kalimat secara lebih baik dibandingkan pendekatan berbasis pembobotan kata tradisional seperti TF-IDF atau Word2Vec [5], [6].

Meski demikian, penerapan model seperti IndoBERT secara langsung melalui proses *fine-tuning* memerlukan sumber daya komputasi yang besar, seperti GPU dengan memori

tinggi dan waktu pelatihan yang panjang [7]. Kondisi ini menjadi kendala, terutama bagi institusi penelitian atau pengembang teknologi di Indonesia yang memiliki keterbatasan infrastruktur digital [8], [9]. Sebuah studi menunjukkan bahwa proses *fine-tuning* model transformer dapat memakan waktu berjam-jam hingga berhari-hari tergantung pada ukuran data dan konfigurasi sistem [10].

Untuk mengatasi kendala tersebut, pendekatan alternatif yang lebih efisien mulai dikembangkan, yaitu transfer learning dengan memanfaatkan IndoBERT sebagai *feature extractor* [11]. Dalam pendekatan ini, representasi vektor dari suatu teks diekstraksi menggunakan IndoBERT, lalu diklasifikasikan menggunakan algoritma pembelajaran mesin konvensional seperti *Random Forest*. *Random Forest* dipilih karena memiliki keunggulan dalam menangani data berdimensi tinggi, tahan terhadap *overfitting*, dan relatif ringan dalam komputasi [12].

Berdasarkan permasalahan yang diuraikan, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi dan membandingkan performa model IndoBERT dengan dua pendekatan berbeda, yaitu fine-tuning penuh dan transfer learning (IndoBERT sebagai ekstraktor fitur + klasifikasi Random Forest). Perbandingan dilakukan dengan melihat aspek akurasi, efisiensi waktu pelatihan, serta kebutuhan sumber daya komputasi. Dengan menggunakan dataset komentar masyarakat mengenai layanan BPJS Kesehatan, penelitian ini pada akhirnya diharapkan dapat memberikan rekomendasi berbasis data mengenai pendekatan analisis sentimen yang optimal dalam konteks keterbatasan infrastruktur komputasi. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya memberikan kontribusi terhadap pengembangan teknologi analisis sentimen yang adaptif terhadap konteks lokal, tetapi juga menjawab kebutuhan praktis untuk implementasi yang feasible bagi organisasi dengan sumber daya terbatas.

1.2 Rumusan Masalah

Dalam era digital, opini publik terhadap layanan kesehatan seperti BPJS Kesehatan banyak diungkapkan melalui komentar di media sosial. Komentar-komentar ini mencerminkan persepsi pengguna dan memiliki potensi besar untuk digunakan dalam analisis sentimen. Namun, permasalahan muncul ketika pendekatan analisis yang akurat seperti *fine-tuning* model IndoBERT membutuhkan sumber daya komputasi yang tinggi, yang tidak selalu tersedia di institusi dengan keterbatasan infrastruktur.

Kondisi ini menimbulkan pertanyaan penting: apakah pendekatan *transfer learning*, di mana IndoBERT hanya digunakan sebagai ekstraktor fitur dan hasilnya diklasifikasikan

menggunakan algoritma yang lebih ringan seperti Random Forest, dapat menjadi solusi alternatif yang layak? Jika iya, sejauh mana pendekatan ini mampu mempertahankan akurasi klasifikasi tanpa mengorbankan performa secara signifikan?

Penelitian ini ditujukan untuk mengkaji secara mendalam efektivitas dan efisiensi dua pendekatan tersebut. Perbandingan akan difokuskan pada metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*, serta efisiensi waktu pelatihan dan konsumsi sumber daya. Dengan begitu, dapat dirumuskan pendekatan yang paling sesuai untuk diterapkan dalam konteks layanan publik dengan keterbatasan komputasi.

Oleh karena itu, penelitian ini juga bertujuan untuk merumuskan sebuah kerangka kerja (framework) rekomendasi yang dapat dijadikan pedoman bagi institusi layanan publik, khususnya yang memiliki keterbatasan infrastruktur komputasi, dalam memilih pendekatan analisis sentimen yang paling tepat dengan mempertimbangkan trade-off antara akurasi dan efisiensi sumber daya yang dimiliki.

1.3 Tujuan

Penelitian ini bertujuan untuk:

1. Menganalisis kemampuan model IndoBERT dalam mengklasifikasikan sentimen komentar terkait layanan BPJS Kesehatan menggunakan pendekatan *fine-tuning* penuh dan *transfer learning*.
2. Membandingkan performa kedua pendekatan berdasarkan metrik akurasi, presisi, *recall*, dan F1-score.
3. Mengevaluasi efisiensi komputasi dari masing-masing pendekatan, termasuk waktu pelatihan dan penggunaan sumber daya.
4. Memberikan rekomendasi berbasis data mengenai pendekatan analisis sentimen yang optimal dalam konteks keterbatasan infrastruktur komputasi.

1.4 Manfaat

Penelitian ini diharapkan memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Memberikan pemahaman empiris terhadap performa model IndoBERT dalam tugas klasifikasi sentimen di ranah bahasa Indonesia.
2. Menyediakan perbandingan kuantitatif antara pendekatan *fine-tuning* dan *transfer learning* sebagai dasar pemilihan metode dalam penelitian lanjutan.
3. Menyajikan informasi teknis mengenai kebutuhan komputasi dari masing-masing pendekatan, yang berguna bagi institusi dengan keterbatasan infrastruktur.

4. Mendorong penerapan sistem analisis sentimen berbasis machine learning yang efisien untuk pengawasan layanan publik secara real-time, termasuk bagi instansi pemerintah seperti BPJS Kesehatan..

1.5 Ruang Lingkup

Terdapat beberapa ruang lingkup pada penelitian ini yaitu:

1. Jenis Data: Komentar berbahasa Indonesia terkait layanan BPJS Kesehatan, dengan label sentimen positif, negatif, atau netral.
2. Dataset: Dataset yang digunakan terdiri dari 3059 komentar dari *platform* Kaggle.com, dalam format CSV dan telah diberi label.
3. Pengumpulan Data: Dataset diperoleh dari *platform* publik Kaggle.com, yang menyediakan data komentar terkait layanan BPJS untuk keperluan penelitian dan eksperimen analisis sentimen.
4. Metode Pengujian: Penelitian ini membandingkan dua pendekatan klasifikasi sentimen:
 - a. IndoBERT (*fine-tuning*)
Menggunakan model transformer IndoBERT secara *end-to-end*, mencakup ekstraksi fitur dan klasifikasi.
 - b. IndoBERT + *Random Forest* (*transfer learning*)
Menggunakan IndoBERT hanya sebagai ekstraktor fitur, kemudian hasil ekstraksi diklasifikasikan menggunakan algoritma *Random Forest*..
5. Evaluasi: Penilaian dilakukan berdasarkan metrik akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, serta waktu proses pelatihan dan inferensi.
6. Cakupan Masalah: Penelitian ini hanya berfokus pada komentar dalam Bahasa Indonesia.