

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1 Latar Belakang

ChatGPT, yang dirilis oleh OpenAI pada 30 November 2022, merupakan sistem percakapan berbasis model bahasa besar GPT (Generative Pre-trained Transformer) yang secara khusus dioptimalkan untuk menghasilkan respons yang menyerupai interaksi manusia melalui pemanfaatan basis pengetahuan yang luas dan kompleks [1]. Sejak diluncurkan, teknologi ini telah memberikan kontribusi signifikan di berbagai sektor, seperti layanan pelanggan, pendidikan, pembuatan konten, bisnis, kesehatan, dan industri hiburan. Dalam praktiknya, ChatGPT dimanfaatkan untuk mengotomatiskan berbagai tugas, mulai dari menjawab pertanyaan yang sering diajukan hingga mendukung pengambilan keputusan dan menyusun narasi kreatif [2].

Meskipun demikian, seiring meningkatnya penggunaan ChatGPT, sejumlah penelitian mulai mengkaji respons publik terhadap teknologi ini, khususnya melalui analisis sentimen. Beberapa hasil penelitian menunjukkan adanya ketidakseimbangan distribusi data sentimen, dengan ulasan positif jauh lebih dominan dibandingkan ulasan negatif. Ketimpangan ini berdampak pada kinerja model dalam mengenali sentimen negatif, yang tercermin dari rendahnya nilai recall pada kelas tersebut [3], [4], [5]. Secara konseptual, dominasi data positif menyebabkan model cenderung memiliki batas keputusan yang lebih condong ke kelas mayoritas, sehingga model kesulitan dalam mengklasifikasikan data dari kelas minoritas [6].

Salah satu pendekatan untuk mengatasi permasalahan ketidakseimbangan data adalah penerapan teknik *balancing*, yang bertujuan menyamakan distribusi antara kelas mayoritas dan minoritas agar model tidak bias terhadap salah satu kelas. *Balancing* data tidak hanya meningkatkan akurasi keseluruhan, tetapi juga memastikan bahwa model mampu mengenali dan mengklasifikasikan setiap kelas secara adil, termasuk kelas minoritas yang sering terabaikan [7]. Selain itu, proses *balancing* dapat diperkuat dengan memperluas cakupan data melalui pendekatan dari *single platform* ke *multi platform*. Menambahkan data dari berbagai media seperti X, Youtube, Medium, dan lainnya tidak hanya membantu menyeimbangkan proporsi antara sentimen positif dan negatif, tetapi juga memperkenalkan beragam gaya bahasa, sudut pandang, dan cara penyampaian opini. Keanekaragaman ini memperkaya konteks dalam *dataset* dan meningkatkan kemampuan generalisasi model

terhadap variasi bahasa dan ekspresi dalam aplikasi dunia nyata. Dengan meningkatkan variasi data dalam pelatihan model maka akan meningkatkan performa model dalam melakukan tugas yang lebih kompleks [8].

Untuk meningkatkan efektivitas penanganan ketidakseimbangan data dan memperkuat generalisasi model terhadap variasi data lintas platform, pemanfaatan *pre-trained transformer models* menjadi pendekatan yang relevan dan menjanjikan. Model ini, melalui proses *fine-tuning* mampu mempelajari fitur diskriminatif secara kontekstual, sehingga meningkatkan akurasi klasifikasi terutama pada kelas minoritas dengan memberikan bobot yang lebih proporsional terhadap kelas yang kurang terwakili [9], [10]. Salah satu model yang terbukti unggul dalam konteks ini adalah RoBERTa (*Robustly Optimized BERT Pretraining Approach*), yang merupakan pengembangan yang lebih unggul dari BERT dengan modifikasi seperti pelatihan pada *dataset* lebih besar, penghapusan tugas *Next Sentence Prediction*, dan penggunaan *dynamic masking* untuk pemahaman konteks yang lebih fleksibel, serta kemampuan dalam menangkap konteks pada teks yang lebih kompleks [11], [12]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa RoBERTa secara konsisten melampaui BERT dalam menangani ketidakseimbangan kelas, terbukti dari nilai *recall* yang lebih tinggi dalam berbagai skenario, termasuk ketika diterapkan teknik *Balanced Focal Loss* dan kombinasi metode *resampling*, RoBERTa mencapai *recall* hingga 0,86 dibandingkan BERT yang maksimal pada 0,81 [13].

Berdasarkan pembahasan di atas, maka penelitian ini berfokus pada penanganan *imbalanced data* yang diintegrasikan dengan data yang diambil dari media *multiplatform* untuk menambah variasi data terhadap *dataset* yang akan dilatih. Serta penggunaan *pre-trained transformer models* yaitu RoBERTa sebagai model yang memiliki performa cukup baik dalam melakukan klasifikasi sentimen. Pendekatan yang dilakukan diharapkan akan meningkatkan keandalan dan performa model yang dihasilkan untuk melakukan analisis sentimen masyarakat terhadap ChatGPT, terutama pada sentimen negatif yang merupakan kelas minoritas.

## 1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan sebelumnya, maka rumusan masalah yang menjadi dasar pengerjaan Tugas Akhir ini adalah:

1. Sulitnya klasifikasi sentimen terhadap kelas minoritas yang kurang terwakili karena model bias terhadap kelas mayoritas yang memiliki data yang jauh lebih banyak (*imbalanced dataset*).

2. Penggunaan *dataset* yang hanya berasal dari media sosial *single platform*, sehingga kurang memiliki variasi data dan kurang mewakili kondisi lingkungan media online yang lebih kompleks dan berbeda.
3. Kurang optimalnya performa model terdahulu yaitu BERT dalam melakukan klasifikasi terhadap teks yang lebih kompleks.

### 1.3 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Penggunaan teknik *data balancing* dalam mengatasi *dataset* yang tidak seimbang sehingga kelas minoritas dapat terwakili dengan baik.
2. Mengintegrasikan data dari sosial media *multiplatform* untuk memperluas cakupan dan meningkatkan variasi data dalam proses klasifikasi.
3. Menggunakan *pre-trained transformer models*, RoBERTa untuk melakukan klasifikasi sentimen masyarakat terhadap ChatGPT

### 1.4 Manfaat

Adapun manfaat yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Memberikan kontribusi terhadap pengembangan model klasifikasi sentimen yang lebih akurat dan representatif melalui penerapan RoBERTa dengan teknik *data balancing* dan pemanfaatan data *multiplatform*
2. Menjadi referensi empiris dalam studi pemrosesan bahasa alami (NLP), khususnya terkait penerapan model *transformer* dan teknik *balancing* data untuk meningkatkan performa klasifikasi pada data tidak seimbang.

### 1.5 Ruang Lingkup

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dipaparkan sebelumnya, ruang lingkup penelitian ini dibatasi sebagai berikut:

1. Penelitian ini berfokus pada analisis sentimen terhadap ChatGPT, dengan mengkategorikan sentimen ke dalam tiga kelas: negatif, netral, dan positif.
2. Penelitian ini memanfaatkan data dari berbagai *platform* yang tersedia di Indonesia, dengan fokus bahasa Inggris untuk memastikan kesesuaian data dengan karakteristik linguistik yang dioptimalkan dalam model RoBERTa.

3. Data dalam penelitian ini diperoleh dengan batasan pada Medium sebanyak 400 data (1,08%), YouTube sebanyak 9.177 data (24,79%), Google Play Store sebanyak 15.000 data (40,51%), dan X (Sebelumnya Twitter) sebanyak 12.451 data (33,63%). Aplikasi-aplikasi tersebut dipilih berdasarkan hasil analisis awal menggunakan *Vader Sentiment* menunjukkan bahwa *dataset* dari sumber-sumber ini memiliki distribusi sentimen yang tidak seimbang, dengan sentimen negatif sebagai kelas yang paling minoritas.
4. Rentang waktu pengambilan data dibatasi dari tahun 2023 hingga 2024, karena dalam periode tersebut, penelitian mengenai ChatGPT mengalami peningkatan signifikan di Google Scholar [14] (Lampiran 8). Jumlah total data yang diambil adalah 37.028. Dengan demikian, data yang digunakan dapat mencerminkan periode dengan topik ini paling banyak dibahas dalam literatur akademik.
5. Dataset yang digunakan pada penelitian ini setelah *preprocessing* adalah sebagai berikut:
  - Playstore: 5720 Positif (74,76%), 1315 Netral (17,19%), 616 Negatif (8,05%)
  - YouTube: 4609 Positif (52,47%), 2442 Netral (27,80%), 1734 Negatif (19,74%)
  - Medium: 199 Positif (57,18%), 113 Netral (32,47%), 36 Negatif (10,34%)
  - X (Twitter): 6446 Positif (55,52%), 3127 Netral (26,93%), 2037 Negatif (17,55%)
6. Teknik *Balancing* yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Text Augmentation* dengan menggunakan metode *synonym replacement* (SR), yaitu mengganti kata dalam kalimat dengan sinonim yang memiliki makna serupa secara semantik.
7. Metode evaluasi yang digunakan adalah confusion matrix, yang memberikan gambaran mengenai tingkat akurasi, presisi, *recall*, dan *specificity* dari model yang telah dihasilkan.
8. Bahasa Pemrograman yang digunakan untuk melakukan pengembangan model dalam penelitian ini adalah Python dengan versi 3.10 dengan beberapa library tambahan.
9. Pengembangan aplikasi web pada penelitian ini menggunakan bahasa pemrograman Javascript dengan *framework* ReactJS untuk bagian *frontend* dan menggunakan *framework* Flask untuk pengembangan *backend*.
10. Aplikasi web yang dibangun sebagai sarana pengujian analisis sentimen dari model yang sudah dibangun. Fitur *Model-Builder* yang di dalam web berfungsi sebagai simulasi tahapan pembangunan model, dan model yang telah dibangun hanya dapat diunduh dan tidak dapat langsung dipakai di dalam aplikasi web.