

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi digital dalam satu dekade terakhir telah mendorong perubahan signifikan pada pola komunikasi masyarakat. Media sosial menjadi ruang publik terbesar dalam menyampaikan pendapat, memberikan ulasan, hingga mengekspresikan emosi secara langsung. Di Indonesia, penetrasi penggunaan media sosial terus meningkat, mencapai 167 juta pengguna aktif pada tahun 2023 atau sekitar 60% dari total populasi We Are Social & Meltwater (2023). Salah satu *platform* yang paling sering digunakan adalah Instagram, terutama melalui fitur *Reels* yang memungkinkan penyebaran konten secara luas dalam waktu singkat. Fitur ini mendorong keterlibatan pengguna dalam bentuk komentar yang sangat dinamis, spontan, dan penuh variasi bahasa. Lonjakan interaksi ini menjadikan komentar pengguna sebagai salah satu sumber data paling kaya untuk memahami opini publik di dunia digital.

Komentar pada konten media sosial tidak hanya mencerminkan opini publik, tetapi juga menjadi sumber data penting bagi berbagai keperluan seperti analisis tren, strategi pemasaran, pemetaan emosi audiens, hingga pengambilan keputusan berbasis data. Industri pemasaran digital, sentimen masyarakat terhadap produk, kampanye promosi, maupun figur publik sangat memengaruhi strategi komunikasi suatu *brand*. McKinsey (2021) menyebutkan bahwa 70% perilaku konsumen dipengaruhi oleh opini digital, menjadikan analisis sentimen sebagai instrumen penting dalam memahami reaksi audiens terhadap suatu konten atau

produk. Bagi kreator konten, pemahaman terhadap pola respons audiens juga menjadi kunci dalam meningkatkan relevansi konten, menjaga citra diri, serta mengoptimalkan interaksi. Komentar positif dapat meningkatkan peluang kolaborasi dengan *brand*, sementara tingginya komentar negatif dapat menjadi indikator perlunya evaluasi konten atau strategi komunikasi. Dengan demikian, kemampuan mengidentifikasi sentimen komentar secara otomatis memiliki nilai strategis bagi pebisnis, pemasar, hingga kreator digital.

Karakteristik komentar media sosial sering kali menimbulkan tantangan teknis walaupun memiliki manfaat besar. Komentar cenderung sangat ringkas, penuh dengan bahasa tidak baku, mengandung campuran bahasa (*code-mixing*), penggunaan slang, singkatan *non*-standar, hingga emotikon dan emoji sebagai penanda ekspresi emosional. Penelitian Christina (2019) menunjukkan bahwa teks pendek dengan bahasa informal memiliki tingkat ambiguitas yang tinggi dan minim konteks eksplisit, sehingga sulit diproses oleh metode klasifikasi tradisional. Tantangan ini semakin besar pada platform seperti *Instagram Reels* yang mendorong komentar cepat dan spontan, menjadikan struktur bahasanya lebih tidak teratur dibandingkan ulasan formal. Selain itu, adanya konteks budaya, penggunaan metafora, ironi, atau sarkasme semakin mempersulit proses klasifikasi sentimen dengan metode konvensional.

Sejumlah penelitian terdahulu menunjukkan bahwa analisis sentimen berbahasa Indonesia telah diterapkan pada berbagai *platform digital* dengan beragam metode. Lukmana et al. (2025) menganalisis ulasan pengguna pada aplikasi *mobile* menggunakan *Naive Bayes* dan menemukan bahwa komentar pengguna cenderung pendek, tidak baku, dan kaya singkatan. Penelitian Syah et al.

(2024) pada ulasan *e-commerce* juga menunjukkan bahwa penggunaan bahasa campuran serta emotikon menjadi tantangan utama bagi metode leksikon dan model *machine learning* tradisional. Metode *deep learning* turut digunakan dalam penelitian Asnawiyah dan Putra (2024) melalui perbandingan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dan *Bidirectional Long Short-Term Memory* (BiLSTM) pada *tweet*, sementara Ramdani (2025) mendemonstrasikan efektivitas *Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (IndoBERT) untuk komentar TikTok. Secara umum, temuan-temuan tersebut menegaskan bahwa data komentar Indonesia bersifat sangat informal dan *noisy*, serta bahwa model berbasis *Transformer* khusus bahasa Indonesia mulai menunjukkan performa unggul pada tugas analisis sentimen. Namun, studi yang secara langsung membandingkan kinerja *Transformer modern* seperti IndoBERT dan DeBERTa pada komentar *Instagram Reels* masih sangat terbatas, sehingga penelitian ini memiliki posisi penting dalam mengisi kekosongan tersebut.

Pendekatan berbasis *transformer* menjadi standar baru dalam banyak tugas pemrosesan teks seiring berkembangnya *Natural Language Processing* (NLP) modern. Model *transformer* mampu menangkap hubungan antar-kata dalam rentang panjang (*long-range dependency*), memahami struktur kalimat kompleks, serta belajar representasi kontekstual yang lebih kaya. BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) dan variannya terbukti memberikan performa tinggi pada berbagai tugas klasifikasi bahasa, termasuk analisis sentimen Subowo (2024). Menurut Arya, et al. (2023), model *transformer* secara konsisten mengungguli model *Recurrent Neural Network* (RNN), *Long Short-Term Memory* (LSTM), maupun metode *machine learning* tradisional dalam tugas analisis

sentimen berbahasa Indonesia. Model *transformer modern* juga terbukti lebih tahan terhadap teks pendek dan tidak baku karena kemampuan *self-attention* yang memungkinkan model menimbang kata secara kontekstual tanpa bergantung pada urutan linear.

IndoBERT-base-p1 (Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers) merupakan salah satu model yang dioptimalkan melalui pretraining pada korpus bahasa Indonesia dalam jumlah besar dalam konteks bahasa Indonesia, sehingga memiliki pemahaman lebih mendalam terhadap karakteristik linguistik lokal, termasuk morfologi, afiks, serta ragam bahasa sehari-hari. Berbeda dengan *IndoBERT*, *DeBERTa-v3-base*, yang merupakan kepanjangan dari *Decoding-enhanced BERT with disentangled attention*, merupakan model generasi lebih baru yang mengusung arsitektur *disentangled attention* dan *enhanced mask decoder*. Pendekatan ini memisahkan representasi posisi dan konten tiap token, sehingga meningkatkan kemampuan model dalam memahami struktur semantik dan sintaksis. Studi global menunjukkan bahwa *DeBERTa-v3* berhasil mencapai performa unggul di berbagai benchmark NLP seperti *GLUE* dan *SuperGLUE* He, et al. (2021), sehingga berpotensi memberikan peningkatan akurasi pada tugas analisis sentimen berbahasa Indonesia. Perbandingan kedua model ini menjadi relevan untuk menguji apakah arsitektur terbaru tetap unggul ketika diterapkan pada data bahasa informal khas Indonesia.

IndoBERT-base-p1 dan *DeBERTa-v3-base* memiliki keunggulan arsitektur, namun performanya pada komentar *Instagram Reels* berbahasa Indonesia belum banyak dikaji secara empiris. Jenis data tersebut mempunyai tingkat kebisingan (*noise*) yang sangat tinggi, sering kali mengandung singkatan informal seperti

“bgt”, “bgs”, “gmn”, serta banyak menggunakan emoji sebagai penanda ekspresi emosional. Komentar *online* juga rentan terhadap bias polaritas, konteks implisit yang tidak tersurat, serta penggunaan humor atau sarkasme yang sulit diidentifikasi secara literal. Kondisi tersebut menuntut proses *preprocessing* yang komprehensif, mencakup normalisasi *slang*, konversi emoji menjadi padanan kata, pembersihan karakter *non*-alfanumerik, hingga standarisasi teks. Tanpa *preprocessing* yang memadai, model berpotensi salah menginterpretasikan makna komentar dan menurunkan akurasi prediksi.

Penelitian ini memanfaatkan data komentar *Instagram Reels* yang diperoleh melalui *scraping* dan telah diberi label menjadi tiga kategori sentimen: positif, netral, dan negatif. Dataset diperkuat dengan tambahan data teks sosial media berbahasa Indonesia yang umum digunakan dalam penelitian NLP. Kombinasi kedua sumber data ini memungkinkan model belajar pola bahasa yang lebih variatif, termasuk gaya bahasa santai, informal, dan campuran bahasa, sehingga representasi model menjadi lebih *robust*. Seluruh data diproses melalui tahapan pembersihan, normalisasi teks, tokenisasi, serta *fine-tuning* terhadap kedua model *transformer*. Pendekatan ini memungkinkan evaluasi yang objektif mengenai performa model sekaligus menilai ketahanannya menghadapi “bahasa media sosial” yang sering kali tidak terstruktur.

Tujuan penelitian ini adalah membandingkan performa *IndoBERT-base-p1* dan *DeBERTa-v3-base* dalam mengklasifikasikan sentimen komentar Instagram berdasarkan rangkaian proses yang telah dilakukan. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *Accuracy* dan *F1-Macro* yang mampu memberikan gambaran lebih seimbang, terutama pada dataset yang berpotensi mengalami

ketidakseimbangan kelas Yekti Rahayu et al. (2024). Metrik *F1-Macro* sangat penting untuk menilai performa tiap kelas secara merata sehingga tidak hanya menonjolkan kelas mayoritas Saleh dan Imanda (2022). Penggunaan kedua metrik ini memastikan analisis yang lebih komprehensif dalam menilai kualitas prediksi dari masing-masing model.

Hasil yang diperoleh tidak hanya menilai performa teknis kedua model, tetapi juga memberikan gambaran mengenai efektivitas arsitektur *transformer* modern dalam memahami bentuk bahasa informal yang menjadi ciri khas interaksi digital masyarakat Indonesia Widyananda et al. (2025). Temuan yang dihasilkan diharapkan memberikan implikasi praktis bagi berbagai pihak. Bagi *brand*, sistem analisis sentimen otomatis dapat dimanfaatkan untuk memonitor reputasi, menilai efektivitas kampanye, hingga memahami kebutuhan konsumen secara *real-time*. Bagi kreator konten, hasil analisis sentimen dapat membantu memetakan preferensi audiens, meningkatkan *engagement*, serta merancang strategi komunikasi yang lebih relevan. Bahkan di tingkat organisasi, kemampuan menganalisis opini publik secara cepat mendukung proses mitigasi risiko, manajemen krisis, serta perencanaan strategi komunikasi yang lebih responsif Pradipta dan Widodo (2023). Oleh karena itu, temuan penelitian ini berpotensi memberikan kontribusi nyata dalam pengembangan sistem analisis sentimen yang lebih akurat dan adaptif terhadap dinamika bahasa Indonesia di *platform* media sosial.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka permasalahan yang diangkat dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Bagaimana performa model *IndoBERT-base-p1* dalam mengklasifikasikan sentimen komentar *Instagram Reels* berbahasa Indonesia?
2. Bagaimana performa model *DeBERTa-v3-base* dalam mengklasifikasikan sentimen komentar *Instagram Reels* berbahasa Indonesia?
3. Model manakah yang memiliki kinerja lebih baik, apakah *IndoBERT-base-p1* atau *DeBERTa-v3-base* berdasarkan metrik *Accuracy* dan *F1-Macro* pada tugas klasifikasi sentimen komentar media sosial?

1.3 Batasan Masalah

Agar penelitian ini lebih terarah dan tidak melebar dari fokus utama, beberapa batasan ditetapkan dalam pelaksanaannya. Penelitian ini hanya menggunakan data berupa komentar pengguna pada konten *Instagram Reels* serta sebagian data teks media sosial berbahasa Indonesia yang umum digunakan dalam penelitian NLP. Analisis sentimen dibatasi pada tiga kategori, yaitu positif, netral, dan negatif, sehingga tidak mencakup bentuk sentimen lain seperti sarkasme, *mixed-sentiment*, atau klasifikasi emosi. Metode yang dievaluasi juga dibatasi pada dua model *transformer*, yaitu *IndoBERT-base-p1* dan *DeBERTa-v3-base*, tanpa membandingkannya dengan model lain seperti *RoBERTa*, *DistilBERT*, atau arsitektur berbasis LSTM. Selain itu, penelitian berfokus pada tahap *fine-tuning* dan evaluasi model, tidak mencakup proses *pretraining* dari awal. Evaluasi performa model hanya menggunakan dua metrik, yaitu *Accuracy* dan *F1-Macro*, karena keduanya relevan untuk menilai performa pada dataset yang berpotensi mengalami ketidakseimbangan kelas. Tahapan *preprocessing* yang dilakukan juga dibatasi pada teknik dasar seperti normalisasi *slang*, konversi emoji, tokenisasi, dan

pembersihan karakter *non*-alfanumerik, tanpa menggunakan pendekatan lanjutan seperti deteksi sarkasme atau *refinement* berbasis konteks. Penelitian ini pun hanya meninjau performa model dari sisi kuantitatif dan tidak mengevaluasi interpretabilitas prediksi secara kualitatif.

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menguji dan mengevaluasi performa model *IndoBERT-base-p1* dalam melakukan klasifikasi sentimen pada komentar *Instagram Reels* berbahasa Indonesia.
2. Menguji dan mengevaluasi performa model *DeBERTa-v3-base* dalam melakukan klasifikasi sentimen pada komentar *Instagram Reels* berbahasa Indonesia.
3. Membandingkan performa kedua model menggunakan metrik evaluasi *Accuracy* dan *F1-Macro* untuk menentukan model yang lebih unggul dalam tugas klasifikasi sentimen pada data media sosial yang bersifat informal.