

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi telah mendorong transformasi pola kerja di berbagai sektor, salah satunya melalui penerapan *Work From Home* (WFH) sebagai sistem kerja fleksibel. Di Indonesia, kebijakan WFH mulai diterapkan secara luas sejak tahun 2020 sebagai respons terhadap pandemi COVID-19, dengan tujuan mengurangi mobilitas dan interaksi fisik masyarakat. Kebijakan ini membawa perubahan signifikan dalam sistem kerja, baik pada sektor pemerintahan maupun swasta. Namun, implementasi WFH tidak hanya memberikan dampak positif seperti fleksibilitas kerja dan efisiensi waktu, tetapi juga menimbulkan berbagai permasalahan seperti penurunan kinerja, keterbatasan komunikasi, serta tekanan psikologis akibat perubahan lingkungan kerja [1].

Seiring berjalannya waktu, kebijakan WFH tidak lagi hanya digunakan dalam kondisi darurat, tetapi mulai dipertimbangkan sebagai strategi jangka panjang. Pada tahun 2026, pemerintah kembali menggulirkan wacana penerapan WFH nasional sebagai upaya efisiensi energi. Kebijakan ini kembali memicu beragam tanggapan dari masyarakat, khususnya di media sosial seperti platform X (Twitter). Komentar-komentar yang muncul mencerminkan opini publik yang beragam, mulai dari dukungan hingga kritik terhadap efektivitas kebijakan tersebut. Permasalahan utama yang muncul adalah tingginya volume data komentar yang bersifat tidak terstruktur, mengandung bahasa tidak baku, singkatan, emoji, serta campuran bahasa, sehingga menyulitkan proses analisis secara manual [2]. Masalah ini menjadi tantangan dalam memahami persepsi masyarakat secara akurat dan menyeluruh.

Upaya memahami opini publik dari data teks telah mendorong berkembangnya berbagai pendekatan analisis sentimen, mulai dari metode berbasis aturan yang sederhana hingga teknik *machine learning* dan *deep learning* yang lebih kompleks. Di antara metode-metode tersebut, Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) menjadi salah satu yang cukup populer digunakan dalam berbagai penelitian. Berbeda dengan model LSTM konvensional yang hanya memproses teks dari satu arah, BiLSTM membaca teks dari dua arah sekaligus, yaitu arah maju (*forward*) dan arah mundur (*backward*), sehingga model ini mampu menangkap konteks kata tidak hanya dari kata-kata sebelumnya, tetapi juga dari kata-kata yang muncul sesudahnya dalam satu kalimat [3].

Meskipun demikian, penggunaan BiLSTM dalam praktiknya tidak terlepas dari sejumlah keterbatasan yang perlu diperhatikan. Sifat pemrosesannya yang tetap sekuensial membuat model ini membutuhkan waktu komputasi yang cukup besar, terutama ketika berhadapan dengan data dalam jumlah banyak [4]. Selain itu, BiLSTM juga cenderung kesulitan dalam menangani teks yang memiliki ketergantungan konteks sangat panjang atau struktur kalimat yang kompleks dan ambigu. Keterbatasan ini menjadi semakin menonjol ketika model diterapkan pada data media sosial, yang umumnya dipenuhi oleh bahasa tidak baku, singkatan, penggunaan kata-kata slang, serta campuran antara bahasa Indonesia dan bahasa daerah maupun bahasa asing, sehingga berpotensi menurunkan akurasi klasifikasi sentimen yang dihasilkan [5].

Sejumlah penelitian terdahulu telah membandingkan performa IndoBERT dan BiLSTM dalam konteks analisis sentimen berbahasa Indonesia, dan hasilnya secara umum mengarah pada kesimpulan yang serupa. Dhendra et al.(2025) misalnya, dalam penelitiannya pada ulasan layanan e-government, menemukan bahwa IndoBERT berhasil mencatatkan F1-score sebesar 0,882, sementara BiLSTM menunjukkan tingkat kesalahan klasifikasi yang lebih tinggi terutama pada sentimen netral dan kalimat yang mengandung makna campuran [6]. Temuan ini mengindikasikan bahwa BiLSTM masih belum cukup andal dalam menangani ambiguitas semantik yang kerap muncul pada teks berbahasa Indonesia.

Penelitian Subarkah et al. (2025) mengenai analisis sentimen terhadap kebijakan pemerintah terkait Program Makan Gratis menunjukkan bahwa model IndoBERT memperoleh akurasi sebesar 80%, lebih tinggi dibandingkan BiLSTM sebesar 78%. Penelitian ini menggunakan data postingan dari media sosial X dan mengklasifikasikan sentimen ke dalam tiga kategori, yaitu positif, negatif, dan netral [7]. Setiawan et al. (2025) juga membuktikan keunggulan IndoBERT dalam mengklasifikasikan sentimen komentar YouTube terkait isu politik, dengan performa yang melampaui berbagai pendekatan *deep learning* konvensional yang pernah digunakan sebelumnya [8].

Dari rangkaian temuan di atas, terlihat bahwa keunggulan IndoBERT atas BiLSTM bukan hanya ditemukan pada satu domain atau jenis data tertentu, melainkan konsisten muncul di berbagai konteks. Hal ini mengindikasikan bahwa kemampuan IndoBERT dalam memahami makna kontekstual bahasa Indonesia, termasuk ragam bahasa tidak formal yang mendominasi percakapan di media sosial, menjadikannya pilihan yang lebih tepat untuk tugas analisis sentimen dibandingkan pendekatan sekuensial seperti BiLSTM.

Selain itu, penelitian sebelumnya umumnya hanya berfokus pada satu periode data, sehingga belum mampu menggambarkan dinamika perubahan sentimen masyarakat dari waktu ke waktu. Padahal, perbedaan konteks antara kebijakan WFH pada masa pandemi tahun 2020 dan kebijakan WFH nasional tahun 2026 berpotensi menghasilkan pola sentimen yang berbeda. Oleh karena itu, diperlukan penelitian yang tidak hanya mengklasifikasikan sentimen, tetapi juga membandingkan perubahan persepsi masyarakat berdasarkan periode kebijakan yang berbeda [9].

Selain itu, penelitian ini juga melakukan analisis perbandingan sentimen antar periode untuk mengidentifikasi perubahan persepsi masyarakat terhadap kebijakan WFH. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat mengatasi keterbatasan penelitian sebelumnya yang belum mempertimbangkan aspek waktu dan konteks kebijakan secara menyeluruh.

Berdasarkan latar belakang di atas, dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen terhadap komentar masyarakat mengenai kebijakan WFH merupakan hal yang penting untuk memahami persepsi publik secara objektif dan berbasis data. Dengan memanfaatkan model IndoBERT, penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan klasifikasi sentimen yang lebih akurat serta memberikan kontribusi dalam pengembangan analisis sentimen berbahasa Indonesia, khususnya dalam konteks evaluasi kebijakan publi.

1.2 Rumusan Masalah

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

1. Data teks komentar masyarakat di media sosial X (Twitter) memiliki karakteristik yang tidak terstruktur sehingga memerlukan Teknik pengolahan teks sebelum dianalisis.
2. Belum diketahui metode berbasis deeplearning yang mampu menghasilkan performa terbaik dalam klasifikasi sentiment dalam media sosial.
3. Bagaimana perubahan pola sentimen masyarakat terhadap kebijakan WFH antara periode pandemi tahun 2020 dan kebijakan WFH nasional tahun 2026?

1.3 Tujuan

Berdasarkan judul yang kami angkat, berisikan penjelasan ringkas dan spesifik tentang apa yang ingin dicapai dalam melaksanakan skripsi ini :

1. Mengolah data komentar masyarakat yang ada di media sosial X (Twitter) mengenai kebijakan WFH sehingga dapat digunakan sebagai sumber informasi dalam analisis sentimen.

2. Membandingkan performa model IndoBERT dan BiLSTM dalam tugas analisis sentimen pada data teks berbahasa Indonesia yang bersifat tidak terstruktur.
3. Menganalisis perubahan pola sentimen masyarakat terhadap kebijakan WFH antara dua periode berbeda, yaitu periode pandemi tahun 2020 dan periode kebijakan WFH nasional tahun 2026, guna mengidentifikasi dinamika persepsi publik dari waktu ke waktu.

1.4 Manfaat

Penelitian ini diharapkan memberikan beberapa manfaat sebagai berikut:

1. Bagi Pengembangan Ilmu Pengetahuan

Penelitian ini dapat menjadi referensi tambahan dalam bidang analisis sentimen, khususnya yang menggunakan model IndoBERT pada teks berbahasa Indonesia, sehingga dapat memperkaya kajian akademik di bidang Natural Language Processing (NLP).

2. Bagi Peneliti Selanjutnya

Hasil penelitian ini dapat dijadikan sebagai dasar atau acuan bagi penelitian selanjutnya yang ingin mengembangkan metode klasifikasi sentimen, baik dengan model IndoBERT maupun model deep learning lainnya.

3. Bagi Pemerintah

Penelitian ini dapat membantu pemerintah dalam memahami respon dan persepsi masyarakat terhadap kebijakan *Work From Home* (WFH), sehingga dapat menjadi bahan pertimbangan dalam pengambilan kebijakan yang lebih tepat dan sesuai dengan kondisi masyarakat.

1.5 Ruang lingkup

Batasan dan ruang lingkup yang diterapkan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan menggunakan teknik scraping data dari media sosial X (Twitter) dengan memanfaatkan kata kunci tertentu seperti “WFH”, “*Work from Home*”, dan “*kerja dari rumah*” yang relevan dengan topik penelitian, evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik standar klasifikasi teks, meliputi akurasi (*accuracy*), *precision*, *recall*, dan *F1-score*, serta divisualisasikan menggunakan *confusion matrix* untuk memberikan gambaran yang lebih rinci mengenai hasil klasifikasi pada setiap kelas sentimen.
2. Penelitian ini membatasi data yang digunakan berdasarkan rentang waktu pengambilan dataset, yaitu komentar pada platform X (Twitter) tahun 2020 yang dikumpulkan mulai bulan Maret 2020 sampai Desember 2020, serta komentar pada tahun 2026 yang dikumpulkan mulai bulan Maret 2026 sampai akhir Mei 2026. Pembatasan periode tersebut dilakukan untuk

memfokuskan penelitian pada analisis perbandingan sentimen masyarakat terhadap Work From Home (WFH) pada dua periode yang berbeda.

