

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Berita merupakan laporan mengenai peristiwa atau fakta aktual yang disajikan kepada khalayak untuk menyampaikan informasi terkini. Dalam konteks ekonomi, berita menyajikan beragam informasi mengenai kondisi dan perkembangan ekonomi, seperti naik turunnya harga kebutuhan pokok, pergerakan nilai tukar rupiah, hingga kebijakan ekonomi pemerintah. Muatan pesan dan kecenderungan arah pandang yang terkandung di dalam teks berita dikenal sebagai sentimen. Sentimen tersebut tercermin melalui nada pemberitaan yang diterima masyarakat [1]. Berita ekonomi yang umumnya memaparkan data dan laporan rutin tanpa kecenderungan emosional tergolong bersentimen netral. Berita yang mengabarkan pertumbuhan ekonomi atau penguatan pasar saham tergolong bersentimen positif. Sebaliknya, berita yang mengabarkan pelemahan pasar modal atau lonjakan harga barang tergolong bersentimen negatif. Dengan demikian, ketika pemberitaan memuat kabar yang berdampak pada kondisi ekonomi masyarakat, sentimen berita dapat berubah dari netral menjadi positif atau negatif [2].

Karena isi berita mengikuti peristiwa yang sedang terjadi, sentimen pemberitaan dapat berubah drastis ketika muncul peristiwa besar. Hal ini terlihat pada pemberitaan ekonomi Indonesia sepanjang 2024 hingga 2026 [3]. Pada 2024, pemberitaan relatif tenang dengan mayoritas berita bersentimen netral (52,63%) atau positif (42,98%) [4]. Kondisi itu berbalik pada Oktober 2024, ketika optimisme pasar setelah pelantikan presiden baru berubah menjadi aksi jual oleh investor dalam hitungan minggu [5]. Pembalikan serupa terjadi pada April 2025, ketika Amerika Serikat memberlakukan tarif impor baru, yaitu pajak tambahan atas barang yang masuk, dan pasar saham Indonesia anjlok lebih dari 9% [6]. Setelah itu, sekitar 80% berita keuangan pada paruh pertama 2025 bersentimen negatif, sebelum kembali didominasi berita netral (56,1%) pada paruh kedua [7], [8]. Tekanan berlanjut hingga 2026 dengan menurunnya keyakinan masyarakat terhadap kondisi ekonomi, melemahnya rupiah, dan keluarnya dana investor asing [9].

Perubahan arah pemberitaan yang cepat menyulitkan model analisis sentimen, yaitu sistem kecerdasan buatan yang menilai secara otomatis apakah sebuah berita

bersentimen positif, negatif, atau netral. Kesulitan ini muncul karena pemberitaan bergeser dalam dua bentuk. Pertama, pergeseran semantik (*semantic shift*), yaitu perubahan makna sebuah istilah seiring waktu, misalnya istilah “tarif impor” yang sebelum April 2025 lazim muncul sebagai istilah kebijakan perdagangan yang netral, tetapi setelah Amerika Serikat memberlakukan tarif baru, lebih sering muncul dalam konteks tekanan dan kerugian pasar [6]. Kedua, pergeseran data (*data drift*), yaitu perbedaan topik dan proporsi sentimen antara data baru dan data lama yang dipakai untuk melatih model, misalnya berita 2024 yang didominasi sentimen netral dan positif berubah menjadi didominasi sentimen negatif pada paruh pertama 2025 [7]. Pergeseran semacam ini terus berulang, karena narasi finansial dilaporkan berubah signifikan setiap 18 hingga 24 bulan [10]. Karena model hanya dilatih menggunakan berita masa lalu, sehingga pemahaman kosakata dan sebaran data yang dipelajari menjadi tidak lagi relevan dengan berita terbaru. Akibatnya, akurasi model dapat menurun secara senyap tanpa tanda peringatan [11].

Analisis sentimen terhadap berita ekonomi yang terbit dalam volume besar membutuhkan model yang mampu memahami karakteristik dan nuansa bahasa keuangan secara spesifik, di mana FinBERT menjadi salah satu model dengan kinerja yang unggul untuk masalah ini [12]. FinBERT adalah model bahasa yang dilatih khusus pada teks keuangan sehingga lebih peka terhadap istilah di bidang tersebut. Dalam perbandingan dengan model lain, FinBERT secara substansial mengungguli pendekatan kamus tradisional dan algoritma machine learning konvensional karena lebih mampu memahami konteks dan nuansa bahasa keuangan, serta mengungguli model bahasa umum berskala besar dalam efisiensi komputasi dan konsistensi prediksi di lingkungan produksi [13]. Keunggulan tersebut bertumpu pada fine-tuning, yaitu penyesuaian model pada domain spesifik, yang ditegaskan sebagai prasyarat untuk mencapai akurasi optimal dalam menganalisis sentimen teks keuangan [14].

Meskipun FinBERT terbukti unggul pada data historis, keunggulan tersebut tidak menjamin performanya bertahan stabil ketika model dioperasikan pada lingkungan produksi nyata, sehingga integrasi pendekatan *Machine Learning Operations* (MLOps) diperlukan. MLOps merupakan rangkaian praktik yang mengelola siklus hidup model machine learning setelah dikembangkan, mencakup deployment dan monitoring secara berkelanjutan, termasuk mendeteksi pergeseran

distribusi data [15]. Literatur menekankan bahwa melalui pemantauan, penurunan performa dapat diketahui lebih awal dan menjadi pemicu tindakan perbaikan sebelum prediksi yang keliru dipakai pengguna [16]. Salah satu tindakan perbaikan yang dibahas dalam literatur adalah pelatihan ulang (retraining), yang disebut memunculkan trade-off antara mempertahankan pengetahuan lama dan menjaga efisiensi biaya komputasi [17]. Penelitian terdahulu mengidentifikasi dua teknik yang umum dipakai, yaitu Cumulative Retraining, yang melatih ulang model dengan seluruh data yang tersedia, dan Sliding Window, yang hanya memakai data terbaru. Menurut kajian tersebut, Cumulative Retraining menjaga memori masa lalu tetapi biayanya terus meningkat, sedangkan Sliding Window efisien tetapi berisiko kehilangan pola historis jangka panjang [17].

Literatur membahas keunggulan FinBERT dalam analisis sentimen teks keuangan serta praktik MLOps untuk mengelola model setelah digunakan, yang mencakup pemantauan dan pemeliharaan model, tetapi belum membahas keduanya dalam satu implementasi utuh. Sepanjang pengetahuan penulis, penelitian terdahulu yang mengimplementasikan FinBERT dengan pendekatan MLOps pada tahap deployment serta monitoring dan maintenance untuk menangani data drift pada berita ekonomi Indonesia masih terbatas. Selain itu, literatur mengenai pelatihan ulang umumnya membahas teknik secara terpisah dari alur MLOps, sehingga belum banyak yang membandingkan strategi pelatihan ulang sebagai dasar rekomendasi pemeliharaan setelah drift terdeteksi. Kekosongan ini perlu diisi karena tanpa pemantauan dan pemeliharaan yang berkelanjutan, model sentimen yang semula akurat dapat memberikan hasil yang keliru secara diam-diam.

Penelitian ini menggunakan metodologi CRISP-ML(Q) (*Cross-Industry Standard Process for Machine learning with Quality Assurance*) sebagai kerangka utama, yang mencakup pemahaman bisnis dan data (*business and data understanding*), persiapan data (*data preparation*), pemodelan (*modeling*), hingga evaluasi (*evaluation*), kemudian diperluas dengan pendekatan MLOps pada tahap penerapan (*deployment*) serta pemantauan dan pemeliharaan (*monitoring and maintenance*) [18]. Pada tahap implementasi, penelitian mengekstraksi berita ekonomi Indonesia periode 2024-2026 dan menerjemahkannya menggunakan pustaka translasi dengan versi yang dikunci untuk menjaga konsistensi hasil terjemahan [19]. Periode

tersebut dipilih karena mencakup dua peristiwa pembalikan arah pemberitaan (Oktober 2024 dan April 2025) dan sejalan dengan siklus pergeseran narasi yang disebutkan sebelumnya. Pergeseran distribusi teks dideteksi secara otomatis tanpa label manual, sementara tingkat degradasi performa divalidasi melalui sampel anotasi manual berskala kecil pada setiap kuartal sebagai pembandingan empiris.

Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan model FinBERT dengan pendekatan MLOps pada tahap deployment dan monitoring untuk mendeteksi data drift pada analisis sentimen berita ekonomi Indonesia, mengetahui performa model FinBERT ketika menghadapi data drift pada periode 2024-2026, serta mengetahui efektivitas strategi pelatihan ulang dalam memulihkan dan menjaga stabilitas model setelah data drift terjadi, sehingga hasil prediksi sentimen tetap relevan sebagai pijakan informasi bagi publik. Selain itu, hasil pemantauan disajikan dalam bentuk visualisasi tren sentimen ekonomi yang diharapkan dapat dimanfaatkan masyarakat awam sebagai indikator optimisme atau pesimisme perekonomian nasional.



1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana implementasi model FinBERT dengan pendekatan MLOps pada tahap deployment dan monitoring untuk mendeteksi *data drift* pada analisis sentimen berita ekonomi Indonesia?
2. Bagaimana performa model FinBERT dalam tugas analisis sentimen ketika menghadapi *data drift* pada aliran berita ekonomi Indonesia periode 2024-2026?
3. Bagaimana efektivitas strategi pelatihan ulang (*Retraining*) dalam pendekatan MLOps untuk memulihkan dan menjaga stabilitas model FinBERT pasca terjadinya *data drift*?

1.3 Tujuan

Berdasarkan masalah yang telah diuraikan, tujuan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Mengimplementasikan model FinBERT dengan pendekatan MLOps pada tahap deployment dan monitoring untuk mendeteksi *data drift* pada analisis sentimen berita ekonomi Indonesia.
2. Mengetahui tingkat performa model FinBERT dalam tugas analisis sentimen ketika menghadapi *data drift* pada aliran berita ekonomi Indonesia periode 2024-2026.
3. Mengetahui efektivitas strategi pelatihan ulang (*Retraining*) dalam pendekatan MLOps untuk memulihkan dan menjaga stabilitas model FinBERT pasca terjadinya *data drift*.

1.4 Batasan Penelitian

Agar penelitian ini tetap terfokus dan dapat diselesaikan dalam waktu yang ditentukan, ditetapkan batasan masalah sebagai berikut:

1. Ekstraksi data berita ekonomi dari *Google News RSS Feed* dibatasi hanya pada bagian judul berita (*news headlines*), tanpa menyertakan paragraf pembuka (*lead paragraph*) maupun isi artikel secara utuh (*full-text content*).

Konsekuensi dari batasan ini terhadap karakteristik bahasa jurnalistik yang cenderung objektif dibahas secara komprehensif pada Bab IV (Hasil dan Pembahasan).

2. Pendekatan deteksi *data drift* yang diterapkan secara khusus berfokus pada pergeseran distribusi probabilitas prediksi (*prediction drift*), dan tidak mencakup deteksi *feature drift* secara langsung pada level representasi fitur teks (*embedding space*). Hal ini membatasi kedalaman diagnosis sistem dalam mengidentifikasi jenis pergeseran semantik yang terjadi pada tataran fitur.
3. Seluruh eksperimen, termasuk proses fine-tuning, pemantauan drift, dan pengujian strategi *Retraining*, dijalankan secara lokal (*local environment*) dan tidak mencakup tahap deployment ke infrastruktur cloud atau server produksi publik. Keterbatasan ini disebabkan oleh kendala biaya operasional layanan cloud, sehingga reproduktibilitas dan skalabilitas sistem dalam lingkungan produksi nyata belum dapat diverifikasi dalam penelitian ini.
4. Penelitian berfokus pada implementasi model FinBert dengan pendekatan arsitektur monitoring, deteksi anomali drift, dan efisiensi pemeliharaan model berbasis MLOps, bukan pada perancangan arsitektur neural network model bahasa baru dari awal.

1.5 Manfaat Penelitian

Melalui pelaksanaan penelitian ini, berbagai kontribusi penting diharapkan dapat diberikan demi kemajuan pemanfaatan kecerdasan buatan pada sektor keuangan dan pemantauan informasi ekonomi. Sistem yang dibangun diupayakan untuk menghasilkan sistem pemantauan sentimen berita ekonomi yang adaptif, berkelanjutan, dan mampu mempertahankan ketahanan model FinBERT di tengah volatilitas narasi ekonomi yang terus berubah. Manfaat yang dihasilkan dari studi ini kemudian dibagi menjadi dua aspek utama, yaitu pengayaan landasan teoritis bagi pengembangan ilmu pengetahuan serta penyediaan solusi praktis yang dapat diterapkan secara langsung dalam ekosistem keuangan dan informasi nasional.

1.5.1 Manfaat Teoretis

1. Memberikan kontribusi pada kajian semantic drift dan *data drift* dalam teks finansial berbahasa Indonesia, yang hingga saat ini masih sangat terbatas dalam literatur akademik, sehingga dapat menjadi rujukan bagi penelitian-penelitian selanjutnya di bidang NLP domain keuangan.
2. Mengisi celah dalam literatur terkait penerapan kerangka kerja MLOps untuk *monitoring* dan pemeliharaan model NLP spesifik domain, khususnya pada konteks bahasa non-Inggris yang memerlukan tahap translasi lintas bahasa (*cross-lingual*) sebagai bagian dari *pipeline* pemrosesan data.
3. Menyediakan referensi implementasi untuk deteksi drift secara *unsupervised* pada teks domain spesifik, sekaligus memberikan bukti empiris mengenai dampak software-induced drift dari mesin penerjemah terhadap performa model NLP, sebagai peringatan metodologis bagi peneliti yang bekerja pada dataset multibahasa.
4. Menjadi referensi perbandingan empiris antara strategi *Cumulative Retraining* dan *Sliding Window Retraining* dalam konteks pemeliharaan model bahasa besar (large language model) pada lingkungan data yang dinamis, yang masih jarang ditemukan dalam penelitian-penelitian sebelumnya.

1.5.2 Manfaat Praktis

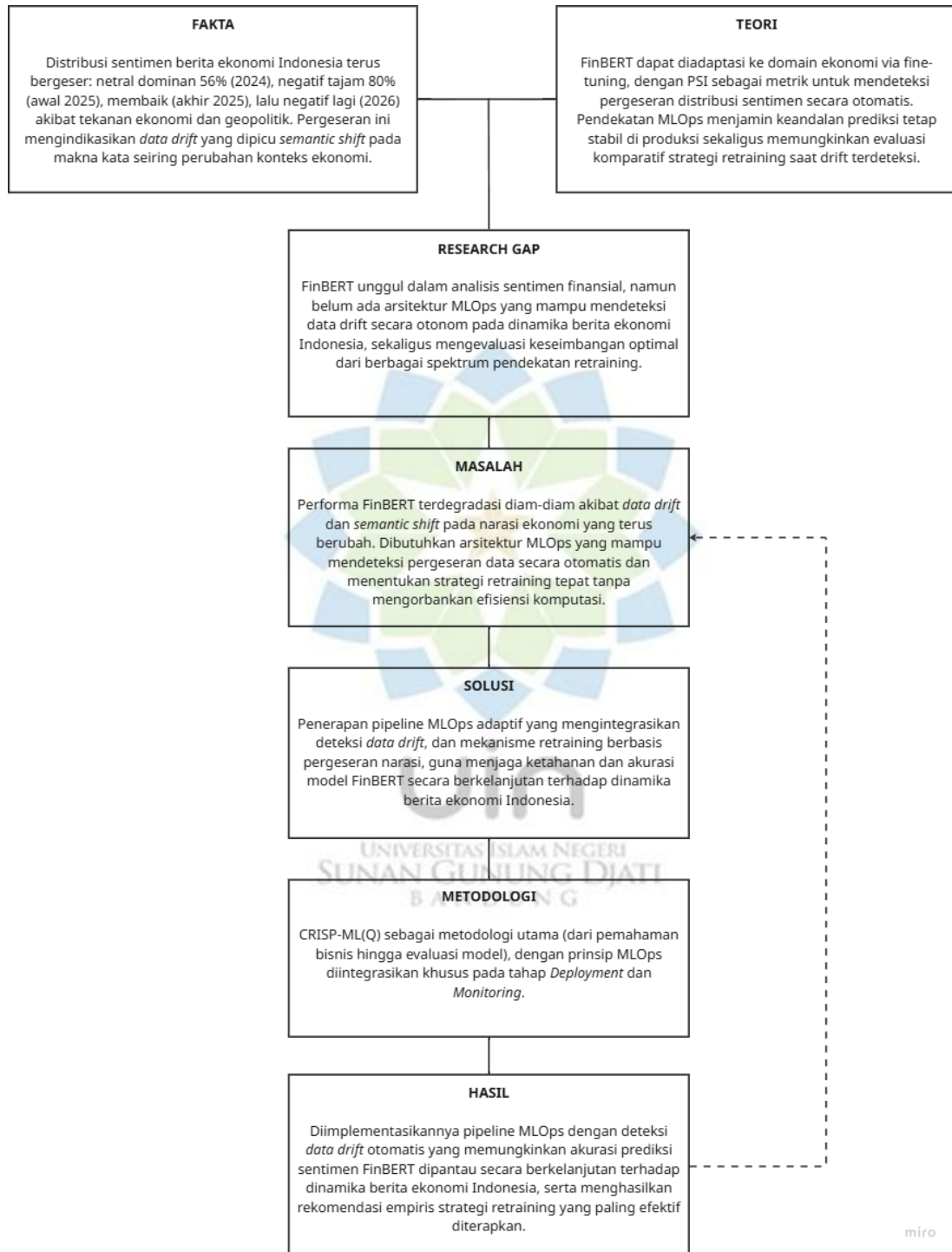
1. Hasil penelitian ini dapat dijadikan rujukan sistematis bagi pengembang sistem AI di sektor keuangan untuk membangun sistem pemantauan model NLP yang adaptif dan berkelanjutan, melalui cetak biru arsitektur (blueprint) MLOps yang dapat direplikasi.
2. Kerangka kerja yang dihasilkan dapat dimanfaatkan oleh institusi keuangan dan analis pasar sebagai sistem potensial peringatan dini (early warning system) yang memberikan sinyal ketika model prediksi sentimen mulai mengalami degradasi akibat perubahan pola narasi berita ekonomi, sehingga keputusan yang diambil tetap berpijak pada analisis yang relevan dan terkini.
3. Dashboard visual tren sentimen yang dihasilkan dapat dimanfaatkan oleh masyarakat umum dan investor ritel sebagai indikator psikologis pasar yang merepresentasikan tingkat optimisme atau pesimisme perekonomian nasional,

sehingga dapat menjadi salah satu bahan pertimbangan dalam pengambilan keputusan finansial sehari-hari.

4. Penelitian ini menyediakan kerangka kerja terstruktur yang dapat dimanfaatkan oleh akademisi dan peneliti selanjutnya untuk direplikasi maupun dikembangkan lebih lanjut pada wilayah riset yang berbeda, seperti penerapannya pada domain berita non-ekonomi, bahasa daerah, atau sektor industri lain di luar batasan penelitian ini.



1.6 Kerangka Berpikir



Gambar 1.1 Kerangka Berpikir

1.7 Sistematika Penulisan

Untuk memberikan gambaran mengenai struktur laporan penelitian ini, materi dibagi menjadi lima bab dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menguraikan latar belakang, rumusan masalah, tujuan, manfaat, batasan penelitian, kerangka berpikir, serta sistematika penulisan.

BAB II KAJIAN LITERATUR

Bab ini berisi tinjauan pustaka dari hasil penelitian terdahulu dan penjabaran landasan teori yang digunakan sebagai pedoman penelitian.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini menjelaskan secara sistematis tahapan penelitian, metode pengumpulan data, perancangan sistem, hingga skenario pengujian.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil dari seluruh eksperimen pengujian serta pembahasan dan analisis mendalam untuk menjawab rumusan masalah.

BAB V SIMPULAN DAN SARAN

Bab ini memuat simpulan akhir berdasarkan hasil penelitian, beserta saran-saran konstruktif untuk pengembangan penelitian selanjutnya