

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Perdagangan elektronik (*e-commerce*) kini menjadi bentuk utama transaksi digital karena memfasilitasi proses jual beli tanpa bergantung pada toko fisik. Pergeseran tren belanja yang serba praktis ini mendorong penjualan *e-commerce* global diproyeksikan mencapai US\$6,4 triliun pada tahun 2026, menjadikannya pilar penting dalam ekonomi digital dunia [1]. Pada kawasan Asia Selatan, Bangladesh menjadi salah satu negara dengan pertumbuhan *e-commerce* yang pesat, dengan jumlah pengguna diperkirakan mencapai 15,92 juta pada tahun 2029 [2]. Selain itu, pasar *e-commerce* di Bangladesh diproyeksikan bernilai US\$7,41 miliar pada 2025 dan meningkat menjadi US\$9,65 miliar pada 2029 [2]. Pertumbuhan ini tercermin pada Daraz Bangladesh sebagai salah satu *marketplace* besar yang melayani lebih dari 11 juta pembeli, menyediakan 16 juta produk, dan menerima sekitar 1 juta kunjungan per hari [3]. Seiring meningkatnya aktivitas belanja *online*, ulasan pelanggan juga semakin banyak dan menjadi jejak digital penting yang mencerminkan pengalaman penggunaan produk [4]. Bentuk ulasan pelanggan di *e-commerce* tidak hanya berisi teks, tetapi dapat disertai gambar produk sebagai bukti visual dari kondisi barang. Sejalan dengan itu, kebiasaan komunikasi yang semakin terbuka terhadap penggunaan bahasa Inggris sebagai bahasa internasional membuat banyak pelanggan menulis ulasan dengan mencampurkan bahasa lokal dan bahasa Inggris dalam satu komentar [5].

Penggunaan campuran bahasa dalam satu ulasan (*code-mixed*) mencerminkan cara konsumen menyampaikan pengalaman mereka kepada pengguna lain, sehingga ulasan produk *e-commerce* berfungsi sebagai sarana komunikasi antar konsumen atau *electronic word-of-mouth* (eWOM) yang dapat memengaruhi persepsi terhadap produk [6]. Bagi calon pembeli, ulasan produk memberikan gambaran awal sebelum membeli, sementara bagi pembeli yang sudah menerima barang, ulasan produk menjadi sarana untuk menyampaikan penilaian terhadap

kualitas dan kesesuaian barang yang diterima. Bagi penjual, ulasan pelanggan dapat dimanfaatkan sebagai bahan evaluasi untuk menilai kualitas produk, layanan, kemasan, serta proses pengiriman. Bagi *platform e-commerce*, kumpulan ulasan ini dapat mencerminkan tingkat kepercayaan pelanggan terhadap produk dan toko yang tersedia di dalam *platform* tersebut [7]. Dalam ulasan produk, rating (bintang 1-5) memberikan gambaran penilaian secara cepat, komentar menjelaskan alasan di balik penilaian tersebut, dan gambar produk berfungsi sebagai bukti visual kondisi barang yang diterima. Kombinasi rating, teks, dan gambar tersebut membuat ulasan pelanggan lebih informatif, tetapi juga memerlukan cara analisis yang lebih sistematis agar opini pelanggan dapat dipahami dengan tepat [8].

Kebutuhan analisis yang lebih sistematis muncul karena ulasan *e-commerce* tidak selalu memiliki hubungan yang jelas antara rating, isi komentar, dan gambar produk. Rating rendah (bintang 1-2) dapat langsung memengaruhi reputasi produk dan toko, padahal alasan penilaian tersebut belum tentu dapat dipahami hanya dari angka bintang [9]. Komentar pelanggan juga ditulis secara bebas, sehingga sering memuat bahasa informal, kalimat pendek, singkatan, *typo*, slang, emoji, simbol, atau campuran bahasa dalam satu ulasan. Bentuk *code-mixed* tersebut dapat menyulitkan pemahaman opini ketika unsur bahasa tertentu tidak dipahami oleh calon pembeli atau penjual [10]. Isi komentar juga dapat memuat pujian dan keluhan secara bersamaan, misalnya produk sesuai tetapi kualitas bahan kurang. Gambar produk yang diunggah pelanggan dalam ulasan dapat membantu memperkuat penilaian sebagai bukti visual kondisi barang yang diterima, tetapi tidak selalu menjelaskan alasan di balik penilaian tersebut [11]. Kondisi ini membuat analisis berbasis rating saja, teks saja, atau gambar saja berisiko menghasilkan interpretasi yang keliru karena ketidakkonsistenan antar komponen tersebut [12].

Kebutuhan untuk memahami ulasan pelanggan dari sisi bahasa (teks *code-mixed*), rating, dan gambar menjadi dasar pemilihan *dataset* penelitian yang memuat ketiga komponen tersebut dalam satu konteks *review*. Beberapa *dataset* publik *e-commerce*, seperti Amazon, Shopee, dan Tokopedia, telah ditinjau terlebih dahulu, tetapi belum sepenuhnya memenuhi kebutuhan penelitian karena belum

menyediakan pasangan teks dan gambar yang melekat langsung pada satu ulasan pelanggan, serta memiliki representasi teks *code-mixed* yang terbatas [13][14][15]. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan BanglishRev, yaitu *dataset open-source* ulasan produk *e-commerce* Daraz Bangladesh yang diperoleh dari *platform* Hugging Face dan memuat rating, teks ulasan *code-mixed*, serta gambar produk dalam satu konteks ulasan pelanggan [16]. Data di dalamnya tidak hanya berisi teks ulasan dan rating, tetapi juga metadata produk, tanggal ulasan, kategori produk, serta gambar yang diunggah bersama *review*. Ulasan pelanggan pada Daraz Bangladesh memiliki karakteristik tidak terstruktur karena dapat menggunakan *Bangla*, *English*, *Banglish*, atau campuran beberapa bahasa dalam satu komentar. Selain itu, gambar ulasan juga memiliki kualitas yang beragam, seperti foto paket, gambar gelap, gambar kurang jelas, atau gambar yang tidak sepenuhnya merepresentasikan produk. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa ulasan produk *e-commerce* memerlukan pendekatan analisis yang mampu membaca keterkaitan sentimen antara rating, teks, dan gambar secara lebih komprehensif dan akurat [17].

Kebutuhan untuk memahami keterkaitan antara rating, teks, dan gambar dalam ulasan pelanggan dapat dilakukan melalui analisis sentimen, yaitu proses untuk mengetahui kecenderungan opini pelanggan terhadap produk berdasarkan konten yang diberikan [18]. Dalam penerapannya, analisis sentimen pada ulasan pelanggan awalnya banyak dikembangkan melalui pendekatan berbasis teks, dengan metode klasik seperti *lexicon-based*, *Naïve Bayes*, *Support Vector Machine* (SVM), serta representasi fitur TF-IDF. Pada data komentar Daraz, SVM memperoleh akurasi 82,56% pada teks *English* dan 86,43% pada teks *Bangla* [19]. Pada studi nasional mengenai ulasan *e-commerce* Shopee, algoritma *Naïve Bayes* digunakan untuk klasifikasi sentimen berbasis teks dengan akurasi 84%, sehingga masih sering dijadikan *baseline* dalam analisis opini pelanggan [20]. Pada sisi gambar, pendekatan awal berbasis visual seperti *ImageNet-CNN* dan *Noisy-Fine-tuned-CNN* pernah digunakan untuk mengenali sentimen dari gambar, tetapi akurasinya masih rendah, yaitu 32,10% dan 45,80% pada *dataset* visual *emotion* [21]. Keterbatasan tersebut menunjukkan bahwa analisis sentimen tidak cukup hanya mengandalkan pola kata, frekuensi kemunculan fitur, atau ciri visual dasar

tanpa pemahaman konteks yang lebih kuat. Capaian metode teks dan visual awal menunjukkan bahwa pendekatan klasik masih dapat digunakan sebagai *baseline*, tetapi belum mampu memahami konteks teks secara menyeluruh, variasi bahasa, dan hubungan antara teks dan gambar.

Keterbatasan pendekatan klasik dalam memahami konteks dan variasi bahasa dapat diatasi melalui penggunaan *transformer-based text encoder* seperti *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT), *A Lite BERT* (ALBERT), *Robustly Optimized BERT Pretraining Approach* (RoBERTa), dan *Decoding-enhanced BERT with Disentangled Attention* (DeBERTa) yang mampu memahami makna kata berdasarkan konteks kalimat secara keseluruhan, bukan hanya berdasarkan frekuensi kemunculan kata [22]. Capaian model berbasis *transformer* ini terlihat dari berbagai studi analisis sentimen teks, seperti ALBERT dengan akurasi 89,05% pada data *movie review*, RoBERTa 88% pada *dataset* ulasan aplikasi, dan LSA+DeBERTa-v3 86,21% pada *dataset* Laptop-14, yang menunjukkan bahwa performa model berbasis *transformer* tetap dipengaruhi oleh karakteristik *dataset* yang digunakan [23][24][25]. Pada sisi gambar, keterbatasan pendekatan klasik dalam mengekstraksi informasi visual produk dapat diatasi melalui penggunaan *visual encoder* seperti *Convolutional Neural Network* (CNN), *Residual Network* (ResNet), *Vision Transformer-Tiny* (ViT-Tiny), dan *Data-efficient Image Transformer* (DeiT) yang mampu membaca ciri visual produk, seperti bentuk, warna, tekstur, dan kondisi barang secara lebih detail [26][27]. Capaian model visual dalam analisis sentimen gambar terlihat dari CNN yang memperoleh akurasi 58,3% pada *visual sentiment classification*, *Residual Network-18* (ResNet-18) dengan akurasi 75,18% pada skenario visual *e-commerce*, serta DeiT 69,60% yang lebih tinggi dibanding ViT 67,30% pada klasifikasi gambar ulasan produk, yang menunjukkan bahwa performa model visual tetap dipengaruhi oleh karakteristik citra dan jenis *dataset* yang digunakan [28][29][30].

Perbedaan capaian model teks dan gambar menunjukkan bahwa peningkatan performa belum otomatis membuat satu pendekatan selalu unggul untuk semua kondisi data. Pendekatan *text-only* kuat dalam memahami opini, konteks kalimat, dan ekspresi pelanggan, tetapi tidak dapat melihat bukti visual kondisi produk.

Sebaliknya, pendekatan *image-only* mampu menangkap ciri visual seperti bentuk, kemasan, atau kerusakan barang, tetapi tidak dapat memahami alasan penilaian dalam komentar. Pada ulasan *e-commerce*, teks “barang bagus” akan lebih jelas jika gambar menunjukkan produk sesuai pesanan, sedangkan teks “kecewa” dapat lebih mudah dipahami jika gambar menunjukkan barang rusak [31]. Hal ini menunjukkan bahwa modalitas teks dan gambar saling melengkapi atau bahkan dapat memberi sinyal yang berbeda, sehingga penggunaan satu modalitas saja belum cukup untuk memahami sentimen pelanggan secara utuh [32]. Kondisi ini mendorong perlunya penggunaan *hybrid multimodal sentiment analysis* yang dapat menggabungkan fitur teks dan gambar sebelum proses klasifikasi sentimen. Capaian pendekatan *hybrid multimodal* terlihat pada studi BERT-DeiT untuk ulasan produk *e-commerce*, dengan akurasi 93,49% yang lebih tinggi dibanding BERT sebagai *text-only* (92,16%) dan DeiT sebagai *image-only* (69,60%) [30]. Hasil serupa juga terlihat pada studi BERT-ResNet berbasis *dataset* MAVASingle dengan akurasi 74,50%, lebih tinggi dibanding BERT-only (70,50%) dan ResNet-only (65,75%) [33]. Meskipun pendekatan *hybrid multimodal* menunjukkan potensi peningkatan performa, hasilnya tetap bergantung pada karakteristik data, kualitas gambar, bentuk teks, dan kombinasi model yang digunakan. Oleh karena itu, penentuan model *hybrid multimodal* terbaik diperlukan untuk mengetahui pendekatan yang paling sesuai dengan karakteristik ulasan produk *e-commerce*, khususnya pada Daraz.

Penentuan model *hybrid multimodal* menjadi semakin penting karena analisis sentimen pada ulasan *e-commerce* berbasis teks dan gambar masih sering dilakukan secara terpisah serta belum difokuskan pada ulasan *code-mixed*. Padahal, ulasan *code-mixed* sudah banyak ditemukan dalam *e-commerce* dan memerlukan penanganan khusus karena dapat memuat campuran bahasa lokal, bahasa Inggris, transliterasi, serta struktur yang tidak selalu mengikuti pola bahasa formal [34]. Dalam penanganan teks *code-mixed*, terdapat dua pendekatan utama, yaitu *direct code-mixed modeling* yang mempertahankan teks asli, dan *translation-based English modeling* yang menerjemahkan teks ke bahasa Inggris terlebih dahulu [35]. *Direct code-mixed* dapat menjaga bentuk asli ekspresi pelanggan tetapi

membutuhkan model yang mampu memahami campuran bahasa, sedangkan *translation-based* lebih mudah diterapkan pada banyak algoritma berbasis *English* namun dapat menghilangkan nuansa lokal, slang, dan makna informal teks asli [36]. Algoritma seperti *FastText* dan *Cross-lingual Language Model-RoBERTa* (XLM-R) relevan untuk *direct code-mixed modeling* karena dapat memproses variasi bahasa atau aksara dalam satu kalimat, dan terbukti cocok untuk data *Bangla* dengan XGBoost + FastText mencapai *weighted F1-score* 87% (*Bangla-English*) serta XLM-R mencapai *F1-score* 91% (*Bangla-English-Hindi*) [37][38]. Dengan demikian, gap penelitian tidak hanya terletak pada terbatasnya studi *multimodal* yang menggabungkan teks dan gambar pada ulasan *e-commerce code-mixed*, tetapi juga pada belum jelasnya pendekatan yang paling optimal untuk menangani karakteristik data tersebut.

Penentuan model terbaik diperlukan untuk menjawab gap penelitian melalui pengujian beberapa skenario analisis sentimen pada ulasan produk *e-commerce* yang bersifat *code-mixed* dan *multimodal*. Beberapa algoritma dipilih berdasarkan perbedaan arsitektur, performa pada penelitian terdahulu, dan kesesuaian dengan karakter data. Pada sisi teks, XLM-R dipilih sebagai *direct code-mixed* karena memiliki arsitektur *multilingual transformer* yang dapat memproses lebih dari satu bahasa dan aksara dalam satu input [39]. RoBERTa dipilih sebagai *baseline English encoder* untuk teks hasil *translation-based English*, sedangkan DeBERTa-v3 dipilih sebagai pembanding karena memiliki *disentangled attention* dan *replaced token detection* yang lebih detail dalam memproses informasi konten dan posisi *token* [40]. Perbandingan ketiganya diperlukan untuk melihat perbedaan antara *multilingual transformer*, *English transformer*, dan *disentangled attention transformer*. Pada sisi gambar, ResNet-18 dipilih sebagai representasi CNN residual yang ringan dan stabil, sedangkan DeiT dipilih sebagai *vision transformer* berbasis *attention* dan *distillation* [41][42]. Perbandingan keduanya digunakan untuk melihat perbedaan karakter antara CNN yang kuat pada fitur lokal dan *vision transformer* yang kuat pada relasi visual global. Setelah model teks dan gambar dibangun secara terpisah, fitur dari *text encoder* dan *visual encoder* digabungkan melalui *feature concatenation* untuk membentuk model *hybrid multimodal*. Tiga

model teks dan dua model gambar menghasilkan enam kombinasi *hybrid code-mixed multimodal* yang dievaluasi bersama model *text-only* dan *image-only* untuk menentukan kontribusi setiap modalitas serta pendekatan pemrosesan teks yang paling sesuai antara *direct code-mixed* dan *translation-based English*.

Fokus utama pada penelitian ini adalah menentukan model yang paling akurat untuk analisis sentimen ulasan produk *e-commerce* yang bersifat *code-mixed* dan *multimodal*. Kontribusi penelitian meliputi **1)** menerapkan model analisis sentimen berbasis teks menggunakan XLM-R untuk pendekatan *direct code-mixed modeling* serta RoBERTa dan DeBERTa-v3 untuk pendekatan *translation-based English modeling*, **2)** menerapkan model analisis sentimen berbasis gambar menggunakan ResNet-18 dan DeiT sebagai *visual encoder* untuk membaca informasi visual dari *image review*, **3)** membangun enam kombinasi model *hybrid code-mixed multimodal* melalui mekanisme *feature concatenation*, dan **4)** mengidentifikasi kombinasi model *hybrid code-mixed multimodal* yang paling sesuai untuk analisis sentimen ulasan produk *e-commerce* berdasarkan metrik evaluasi klasifikasi.

1.2 Rumusan Masalah

Berlandaskan latar belakang penelitian yang telah dijelaskan, berikut adalah rumusan masalah yang menjadi fokus dalam penelitian ini:

1. Bagaimana membangun jalur *translation-based English* pada teks ulasan produk *e-commerce code-mixed Bangla-English/Banglish* dari dataset Daraz Bangladesh?
2. Bagaimana menerapkan model XLM-R, RoBERTa, dan DeBERTa-v3 dalam analisis sentimen unimodal berbasis teks pada ulasan produk *e-commerce code-mixed*?
3. Bagaimana menerapkan model ResNet-18 dan DeiT dalam analisis sentimen unimodal berbasis gambar pada *image review* produk *e-commerce*?
4. Bagaimana mengintegrasikan model teks berbasis *transformer* (XLM-R, RoBERTa, dan DeBERTa-v3) dengan *visual encoder* (ResNet-18 dan DeiT) untuk menentukan model *hybrid* yang paling akurat dalam *code-mixed multimodal sentiment analysis* pada ulasan produk *e-commerce*?

1.3 Batasan Masalah

Ruang lingkup penelitian perlu dibatasi agar pembahasan tidak meluas ke aspek di luar fokus penelitian, berikut adalah batasan masalah dalam penelitian ini:

1. *Dataset* yang digunakan dibatasi pada *dataset open-source BanglishRev/bangla-english-and-code-mixed-ecommerce-review-dataset* yang diperoleh dari *platform* Hugging Face, dengan konteks ulasan produk *e-commerce* Daraz Bangladesh.
2. Data ulasan yang digunakan berasal dari hasil seleksi *dataset* dengan kriteria utama berupa ulasan *code-mixed Bangla-English/Banglish*, memiliki modalitas teks dan gambar lengkap, memiliki rating, dan berada pada rentang tahun 2021 sampai 2025.
3. Label sentimen yang digunakan hanya mencakup kelas positif (rating bintang 4–5) dan negatif (rating bintang 1–2), sementara rating 3 tidak disertakan untuk menghindari potensi ambiguitas pada kelas netral.
4. Data gambar yang digunakan dalam pemodelan dibatasi pada satu gambar yang paling valid dan representatif untuk setiap ulasan. Dengan demikian, apabila satu ulasan memiliki lebih dari satu gambar, hanya satu gambar terbaik yang dipilih sebagai input model.
5. Pengolahan teks *code-mixed* dibatasi pada dua pendekatan, yaitu *direct code-mixed modeling* menggunakan teks asli dan *translation-based English modeling* menggunakan teks hasil terjemahan ke bahasa Inggris.
6. Model *transformer* berbasis teks yang digunakan dibatasi pada XLM-R, RoBERTa, dan DeBERTa-v3, sedangkan model *visual encoder* berbasis gambar dibatasi pada ResNet-18 dan DeiT.
7. Ruang lingkup model *hybrid multimodal* dibatasi pada pengujian seluruh kombinasi antara model teks (XLM-R, RoBERTa, dan DeBERTa-v3) dan model gambar (ResNet-18 dan DeiT) melalui mekanisme *feature concatenation*, sehingga menghasilkan enam kombinasi model *hybrid* untuk analisis sentimen ulasan produk *e-commerce code-mixed*.
8. Performa model dibandingkan berdasarkan beberapa metrik evaluasi, yaitu *accuracy, precision, recall, F1-score*, serta *execution time*.

9. *Framework* penelitian yang digunakan mengacu pada *Cross Industry Standard Process – Data Mining* (CRISP-DM), dengan implementasi menggunakan bahasa pemrograman Python melalui *platform* Google Colab.
10. Implementasi model dilakukan melalui *deployment* sederhana berbasis web menggunakan Streamlit untuk menampilkan hasil prediksi sentimen, algoritma yang digunakan, dan performa model pada data uji, namun belum terintegrasi dengan *platform e-commerce* secara langsung.

1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian

1.4.1 Tujuan Penelitian

Berlandaskan rumusan masalah penelitian yang telah dipaparkan, berikut merupakan tujuan penelitian yang menjadi fokus dalam penelitian ini:

1. Membangun jalur *translation-based English* untuk menghasilkan teks ulasan berbahasa Inggris dari ulasan produk *e-commerce code-mixed Bangla-English/Banglish* pada *dataset* Daraz Bangladesh.
2. Menerapkan model XLM-R, RoBERTa, dan DeBERTa-v3 dalam analisis sentimen unimodal berbasis teks pada ulasan produk *e-commerce code-mixed*.
3. Menerapkan model ResNet-18 dan DeiT dalam analisis sentimen unimodal berbasis gambar pada *image review* produk *e-commerce*.
4. Mengintegrasikan model teks berbasis *transformer* (XLM-R, RoBERTa, dan DeBERTa-v3) dengan *visual encoder* (ResNet-18 dan DeiT) untuk menentukan model *hybrid* yang paling akurat dalam *code-mixed multimodal sentiment analysis* pada ulasan produk *e-commerce*.

1.4.2 Manfaat Penelitian

Penelitian ini memiliki dua manfaat utama, yaitu manfaat teoritis untuk memberikan kontribusi dalam pengembangan ilmu pengetahuan dan manfaat praktis untuk memberikan manfaat langsung bagi pihak yang relevan.

1. Manfaat Teoritis

Berikut adalah manfaat teoritis dari penelitian ini dengan fokus untuk mendukung pengembangan ilmu pengetahuan:

- a. Memberikan *outcome* ilmiah utama berupa identifikasi model *hybrid* yang paling akurat untuk *code-mixed multimodal sentiment analysis* pada ulasan produk *e-commerce*, serta menilai kontribusi penggabungan teks *code-mixed* dan gambar produk melalui *feature concatenation* terhadap performa klasifikasi sentimen dibandingkan model *unimodal*.
- b. Penelitian ini dapat memperkaya literatur mengenai penerapan *code-mixed multimodal sentiment analysis* pada ulasan *e-commerce*, khususnya yang menggunakan campuran bahasa *Bangla-English/Banglish* dan disertai gambar produk.
- c. Memberikan pemahaman teoritis mengenai penerapan arsitektur *transformer* berbasis *text* (XLM-R, RoBERTa, DeBERTa-v3) dan *visual encoder* (ResNet-18, DeiT) pada analisis sentimen unimodal ulasan produk *e-commerce*.
- d. Penambahan referensi ilmiah mengenai perbandingan pendekatan *direct code-mixed modeling* dan *translation-based English modeling* dalam analisis sentimen teks *code-mixed*.

2. Manfaat Praktis

Berikut adalah manfaat praktis dari penelitian ini dengan fokus untuk memberikan solusi nyata dan bermanfaat bagi berbagai pihak:

- a. Membantu *platform e-commerce* dan pemilik toko (penjual) dalam mengidentifikasi sentimen positif atau negatif dari ulasan pelanggan melalui integrasi analisis teks *code-mixed* dan *image review* sebagai dasar evaluasi produk.
- b. Membantu calon pembeli dalam menilai reputasi produk dan kondisi barang secara lebih akurat sehingga dapat mendukung pengambilan keputusan pembelian yang lebih tepat.
- c. Memberikan acuan bagi peneliti dan pengembang sistem validasi ulasan produk *e-commerce*, khususnya sistem yang bisa menangani ulasan *code-mixed* dan gambar produk dalam proses klasifikasi sentimen.

1.5 Sistematika Penulisan

Penulisan penelitian ini disusun secara sistematis menggunakan *template* terstandarisasi dari Program Studi Sistem Informasi Universitas Multimedia Nusantara sebagai panduan agar penulisan rapi, konsisten, dan mudah dipahami. Struktur penulisan terdiri dari lima bab yang disusun secara berurutan untuk memudahkan pemahaman alur pemikiran, metode, dan hasil. Berikut adalah susunan sistematika penulisan dalam penelitian ini:

BAB I PENDAHULUAN

Bab pertama pendahuluan berisi pengantar mengenai topik penelitian, yang mencakup latar belakang, rumusan masalah, batasan masalah, serta tujuan dan manfaat penelitian. Pendahuluan memberikan gambaran umum mengenai permasalahan yang akan dibahas serta alasan mengapa topik penelitian ini penting dan relevan untuk dilakukan.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab kedua landasan teori menjelaskan teori-teori yang mendasari penelitian ini, termasuk konsep-konsep utama, *framework*, *tools*, serta pendekatan algoritma yang digunakan. Teori-teori ini diperoleh dari berbagai literatur seperti buku dan jurnal yang relevan untuk mendukung pemahaman mengenai topik penelitian dan memberikan dasar teori yang kuat untuk penelitian ini.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ketiga metodologi penelitian menguraikan metodologi yang digunakan dalam penelitian ini, termasuk objek penelitian, langkah-langkah atau metode yang diambil dalam pengumpulan data, serta teknik-teknik yang diterapkan untuk menganalisis data yang telah dikumpulkan. Di bagian ini juga dibahas mengenai variabel yang diteliti dan bagaimana proses analisis dilakukan untuk memperoleh hasil yang valid dan relevan.

BAB IV ANALISIS DAN HASIL PENELITIAN

Bab keempat analisis dan hasil penelitian menjelaskan tahapan analisis data dan hasil penelitian berdasarkan *framework* CRISP-DM, yang mencakup *business understanding*, *data understanding*, *data preparation*, *modeling*, *evaluation*, serta *deployment*. Di bagian ini juga dibahas mengenai proses pengolahan data, penerapan model analisis sentimen berbasis teks, gambar, dan *hybrid multimodal*, serta performa masing-masing model untuk memperoleh hasil penelitian yang sesuai dengan tujuan penelitian.

BAB V SIMPULAN DAN SARAN

Bab kelima simpulan dan saran berisi kesimpulan dari hasil penelitian yang telah dilakukan berdasarkan rumusan masalah, tujuan penelitian, dan hasil analisis yang diperoleh. Di bagian ini juga disampaikan saran yang digunakan sebagai masukan untuk pengembangan penelitian selanjutnya terkait *code-mixed multimodal sentiment analysis* pada ulasan produk *e-commerce*.

UMN