



Development of Culturally-Adapted Sentiment Analysis Model for Indonesian SMEs: A Mixed-Method Approach with IndoBERT

Pengembangan Model Analisis Sentimen Teradaptasi Budaya untuk UMKM Indonesia: Pendekatan *Mixed-Method* dengan IndoBERT

Deshandra Afga Nagara^{1*}, Sugeng Rifqi Mubaroq²

^{1,2}Program Studi Bisnis Digital, Akademi Digital Bandung, Indonesia

E-Mail: ¹dafga.nagara@digitalbdg.ac.id, ²mubaroq@digitalbdg.ac.id

Received Feb 20th 2026; Revised May 15th 2026; Accepted Jun 09th 2026; Available Online Jun 21th 2026

Corresponding Author: Deshandra Afga Nagara

Copyright © 2026 by Authors, Published by Institut Riset dan Publikasi Indonesia (IRPI)

Abstract

Micro, Small, and Medium Enterprises (MSMEs) in Indonesia face challenges in using social media data to inform business decision-making. Although 99.9% of businesses in Indonesia fall into the MSME category, only a small proportion can systematically analyze consumer sentiment. This study develops a sentiment analysis model culturally and linguistically adapted to the Indonesian MSME context, using a mixed-method, sequential, exploratory approach. In the qualitative phase, fifteen MSME owners from West Java participated in Focus Group Discussions (FGDs) to identify their business needs and contextual challenges. The quantitative phase subsequently developed an IndoBERT-based model (indobenchmark/indobert-base-p1) that was fine-tuned on 12,899 comments collected from four social media platforms: Instagram, TikTok, Facebook, and Twitter. The preprocessing pipeline incorporated three culturally adaptive components: an Islamic sentiment lexicon, emoji mapping, and informal language normalization. On the test set, the model achieved 97% accuracy and a weighted F1-score of 0.97. Meanwhile, the qualitative findings revealed the existence of a Digital Paradox, Risk-Minimization logic, and Human Capital barriers among MSME owners. This study contributes to the development of a culturally adapted NLP pipeline for processing informal Indonesian language in social media environments.

Keywords: Culturally-Adapted, Indobert, Indonesian Smes, Mixed-Method, Sentiment Analysis.

Abstrak

Pelaku UMKM Indonesia dihadapkan dengan kesulitan memanfaatkan data media sosial sebagai pijakan pengambilan keputusan bisnis. Sekalipun 99,9% pelaku usaha tanah air berstatus UMKM, kapasitas mereka mengurai sentimen konsumen secara sistematis tetap sangat terbatas. Studi ini berargumen bahwa diperlukan model analisis sentimen yang diadaptasi secara kultural-linguistik untuk konteks UMKM Indonesia, yang dikembangkan melalui pendekatan *Mixed-Method sequential exploratory*. Pada fase kualitatif, *Focus Group Discussion* (FGD) digelar bersama 15 pelaku UMKM di Jawa Barat guna menggali kebutuhan dan konteks bisnis aktual. Fase kuantitatif lantas membangun model berbasis IndoBERT (indobenchmark/indobert-base-p1) yang di-fine-tune memakai 12.899 komentar media sosial dari empat platform: Instagram, TikTok, Facebook, dan Twitter. Tahap *preprocessing* memuat tiga elemen adaptasi kultural, kamus sentimen Islami, pemetaan emoji, serta normalisasi bahasa informal. Pada test set, model menorehkan akurasi 97% dengan *weighted F1-score* 0,97. Pada sisi kualitatif, ditemukan tiga tema dominan: Digital Paradox, logika *Risk-Minimization*, dan hambatan Human Capital di kalangan pelaku UMKM. Kontribusi penelitian ini terletak pada *pipeline* NLP teradaptasi budaya untuk bahasa Indonesia informal di media sosia.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, Indobert, *Mixed-Method*, Model Teradaptasi Budaya, UMKM Indonesia.

1. PENDAHULUAN

Membaca dan merespons persepsi konsumen secara cepat, adalah salah satu keunggulan kompetitif paling menentukan di era digital. Bagi UMKM Indonesia yang berjumlah 66 juta unit dan menyumbang 61% terhadap PDB nasional [1], kemampuan tersebut nyaris tidak pernah terwujud secara sistematis. Per Januari 2024, terdapat 139 juta orang Indonesia yang aktif di media sosial dengan durasi pemakaian tinggi setiap harinya [2]. Konsekuensinya jelas: ratusan komentar masuk ke akun-akun UMKM setiap minggu, ulasan



produk, pertanyaan, keluhan, pujian, tanpa cara sistematis untuk menelaahnya. Bukan sekadar spekulasi: data Kementerian Kominfo menunjukkan 67% pelaku UMKM masih kesulitan bertahan dalam ekosistem digital [3]. Hadir di media sosial, ternyata, tidak otomatis berarti sanggup memanfaatkan data yang dihasilkan dari kehadiran itu sendiri.

Analisis sentimen, cabang *Natural Language Processing* (NLP) yang dirancang untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan polaritas opini dalam teks [4], telah dipetakan tren beserta keterbatasannya secara sistematis dalam tinjauan literatur lintas modalitas [5]. Penerapannya pada UMKM di Indonesia, sayangnya, terbentur oleh dua tantangan yang saling berlapis. Pertama, bahasa Indonesia di media sosial jauh berbeda dari bahasa formal, pengguna mencampur slang, singkatan, bahasa daerah, dan ekspresi religius semisal "masyaallah" atau "alhamdulillah" yang membawa muatan sentimen kultural spesifik namun luput dikenali oleh model NLP standar [6]. Kedua, representasi bahasa Indonesia informal dalam korpus pelatihan model multilingual generik tergolong minim, sehingga performa model kerap tidak optimal pada teks bahasa Indonesia sehari-hari [7].

IndoBERT [8], model Transformer yang dilatih khusus pada korpus bahasa Indonesia, secara konsisten mengungguli model generik di beragam tugas NLP bahasa Indonesia, termasuk klasifikasi sentimen [7][8]. Meskipun begitu, penerapannya pada domain media sosial UMKM, dengan pra-pemrosesan yang benar-benar teradaptasi secara budaya dan dirancang berdasarkan pemahaman langsung terhadap kebutuhan pengguna akhir, masih sangat terbatas.

Riset tentang transformasi digital UMKM memberikan pijakan konteks yang penting. Omrani dkk. [9] menelaah faktor pendorong adopsi teknologi digital pada 15.346 UMKM di EU27 dan 12 negara non-EU lainnya menggunakan kerangka *Technology-Organization-Environment* (TOE). Hasilnya mengejutkan: hambatan utama bukan terletak pada keterbatasan teknologi, melainkan pada kekurangan sumber daya manusia digital dan kapasitas finansial. Temuan ini menggarisbawahi satu hal, solusi AI untuk UMKM harus dirancang sesuai kapasitas pengguna akhir, bukan sekadar dioptimalkan secara teknis.

Trajektori penelitian analisis sentimen bahasa Indonesia berkembang secara bertahap. Aribowo dkk. [10] membangun model *cross-domain* untuk komentar YouTube berbahasa Indonesia menggunakan Random Forest dan Extra Tree dengan capaian akurasi 91,19%, namun tanpa adaptasi budaya pada pra-pemrosesan. Christian dkk. [11] membuktikan keunggulan IndoBERT atas DistilBERT untuk klasifikasi emosi bahasa Indonesia, dengan akurasi tertinggi mencapai 80%, meski domain yang dianalisis bukan sentimen bisnis UMKM. Purba dkk. [12] mengoptimalkan IndoBERT untuk fine-grained sentiment analisis lima kelas pada data multi-platform Indonesia dan menorehkan akurasi 96%; tetap saja, tanpa fokus domain UMKM maupun adaptasi budaya. Setyawan dan Nugraha [13] menerapkan IndoBERT yang di-*fine-tune* pada 12.704 ulasan produk Lazada disertai penanganan class imbalance dengan SMOTE, hasilnya 88%, lebih rendah dari capaian penelitian ini meski augmentasi data sudah diterapkan.

Berdasarkan keseluruhan tinjauan tersebut, tiga celah penelitian dapat diidentifikasi. Pertama, hampir seluruh studi terfokus pada optimasi teknis tanpa memahami bagaimana pengguna akhir, khususnya pelaku UMKM, memandang dan membutuhkan teknologi analisis sentimen. Kedua, adaptasi budaya dalam pra-pemrosesan yang dikembangkan berbasis data primer kualitatif, mencakup penanganan ekspresi religius, pemetaan emoji kontekstual, dan normalisasi bahasa informal, belum pernah dikerjakan secara sistematis. Ketiga, domain media sosial UMKM dengan karakteristik linguistik khasnya masih jarang menjadi fokus utama dalam riset NLP bahasa Indonesia.

Berangkat dari latar belakang di atas, penelitian ini berupaya menjawab tiga pertanyaan berikut: (1) Bagaimana konteks dan kebutuhan pelaku UMKM Indonesia terhadap teknologi analisis sentimen menurut temuan kualitatif FGD? (2) Bagaimana performa model IndoBERT yang diadaptasi secara budaya untuk klasifikasi sentimen media sosial UMKM Indonesia, diukur lewat akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada data pengujian? (3) Bagaimana pola sentimen konsumen di media sosial UMKM, dan apa implikasinya bagi kecerdasan bisnis pelaku usaha?

Tiga kontribusi diajukan dalam penelitian ini. Pertama, lewat analisis tematik [14] atas data FGD, studi ini pertama kali memetakan tiga tema kontekstual pelaku UMKM Indonesia, Digital Paradox, logika *Risk-Minimization*, dan hambatan Human Capital, yang langsung menginformasikan dua keputusan desain model: pengembangan kamus sentimen Islami berbasis temuan linguistik kualitatif, dan perancangan output yang dapat diinterpretasikan oleh pengguna non-teknis. Kedua, *pipeline preprocessing* teradaptasi budaya dikembangkan, mencakup kamus sentimen Islami, pemetaan 36 emoji, dan normalisasi bahasa informal, sehingga menghasilkan performa klasifikasi yang kompetitif tanpa augmentasi data maupun arsitektur model yang kompleks. Capaian ini menjadi bukti awal bahwa intervensi berbasis domain knowledge budaya dapat menjadi strategi yang efektif untuk bahasa *low-resource*. Ketiga, kelayakan pendekatan *Mixed-Method sequential exploratory* [15] dalam pengembangan model NLP berorientasi pengguna terbukti, keputusan desain teknis dapat ditelusuri langsung ke temuan kualitatif. Pendekatan semacam ini masih jarang diterapkan dalam pengembangan NLP untuk bahasa Indonesia. Berbeda dengan studi terdahulu yang menempatkan optimasi teknis sebagai titik awal [10] [12] [13], penelitian ini justru memulai dari pemahaman kebutuhan pengguna.

Artikel ini disusun sebagai berikut. Bagian 2 menampilkan tinjauan pustaka yang mencakup perkembangan model Transformer untuk analisis sentimen bahasa Indonesia, peran emoji dalam analisis sentimen, serta studi analisis sentimen bahasa Indonesia terkini. Bagian 3 menjabarkan desain penelitian *Mixed-Method sequential exploratory*, prosedur FGD, dan *pipeline* pengembangan model IndoBERT. Bagian 4 membahas temuan kualitatif, hasil evaluasi model, dan integrasi kedua fase. Bagian 5 menutup dengan simpulan, implikasi, dan rekomendasi penelitian lanjutan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Perkembangan Model Transformer untuk Analisis Sentimen Bahasa Indonesia

Arsitektur Transformer menjadi pendekatan dominan di pemrosesan bahasa alami (NLP) modern berkat mekanisme atensi yang memungkinkan pemahaman konteks secara dua arah, sebagaimana diperlihatkan oleh model BERT [16]. Di lanskap bahasa Indonesia, kemunculan IndoBERT yang diperkenalkan Koto dkk. [8] menjadi penanda penting: sebuah model *pre-trained* yang dioptimasi khusus menggunakan korpus lokal berskala besar. Inovasi pada model ini terus bergulir, salah satunya melalui pendekatan hibrida yang digagas Ahmadian dkk. [17]. Dengan mengintegrasikan hidden layers IndoBERT ke dalam arsitektur Bidirectional Long Short-Term Memory (BiLSTM) dan Bidirectional Gated Recurrent Unit (BiGRU), kemudian memperkuatnya dengan mekanisme atensi, model tersebut mampu menarik representasi kontekstual yang lebih kaya. Upaya hibridasi ini terbukti efektif menaikkan akurasi pada benchmark IndoNLU, sekaligus memperlihatkan fleksibilitas IndoBERT untuk dikombinasikan dengan arsitektur saraf lainnya guna menangkap nuansa emosi dan sentimen yang lebih kompleks.

Validasi efektivitas IndoBERT terjadi pula pada berbagai domain aplikasi spesifik dengan karakteristik data yang variatif. Pada sektor layanan kesehatan digital, Imaduddin dkk. [18] menunjukkan bahwa *fine-tuning* IndoBERT atas ribuan ulasan pengguna sanggup melahirkan performa klasifikasi yang sangat kompetitif, dengan metrik evaluasi rata-rata di atas 95%. Studi tersebut menyiratkan bahwa arsitektur IndoBERT mempunyai keunggulan dalam merepresentasikan nuansa bahasa lokal dibanding model multilingual generik. Konsistensi keunggulan tersebut diperkuat juga oleh Perwira dkk. [19] lewat *fine-tuning* IndoBERT berbasis domain pada konten pariwisata Indonesia. Hasilnya menegaskan: adaptasi terhadap karakteristik domain spesifik mengangkat akurasi klasifikasi aspek sentimen. Meski begitu, ruang eksplorasi pada domain media sosial UMKM masih lapang. Tantangan linguistik di domain itu bukan semata-mata persoalan teknis klasifikasi, melainkan juga adaptasi terhadap norma budaya dan ekspresi informal yang unik.

2.2. Peran Emoji dalam Analisis Sentimen

Pada komunikasi digital, emoji bukan sekadar elemen dekoratif, ia membawa muatan semantik dan afektif yang nyata. Kehadirannya berfungsi sebagai proksi komunikasi non-verbal yang mereduksi ambiguitas pada teks pendek di media sosial. Signifikansi peran tersebut divalidasi Singh dkk. [20] melalui kerangka kerja SENTIMOJI, yang menyingkap korelasi kuat antara emosi, sentimen, dan penggunaan emoji pada teks *code-mixed*. Pesan dari temuan itu jelas: integrasi prediksi emoji ke dalam model NLP bisa memperdalam pemahaman sentimen, terutama di lingkungan multilingual tempat ekspresi emosional kerap dikodekan lewat simbol visual. Bagi UMKM di Indonesia, emoji bekerja sebagai penanda emosi sekaligus representasi norma kesopanan dan kedekatan relasional dengan konsumen. Mengabaikannya berarti menghilangkan informasi kontekstual yang krusial dalam klasifikasi sentimen.

Integrasi emoji pada model analisis sentimen berkembang dari sekadar konversi label teks menjadi ekstraksi fitur multimodal yang lebih kompleks. Lou dkk. [21] mengajukan gagasan bahwa interaksi semantik antara teks dan emoji dapat ditangkap secara lebih komprehensif lewat mekanisme mutual attention, yang memposisikan emoji sebagai informasi visual pendukung, bukan sekadar metadata tekstual. Gagasan tersebut sejalan dengan temuan Xu dkk. [22] yang menerapkan model deep learning multi-view, dan membuktikan bahwa inkorporasi fitur emoji yang lebih kaya berdampak langsung pada akurasi prediksi sentimen. Secara bersama-sama, kedua literatur tersebut memperlihatkan bahwa representasi emoji adalah dimensi penting dalam memahami nuansa opini digital. Pada konteks Indonesia, tempat interaksi media sosial sangat bergantung pada simbol visual untuk mengekspresikan sentimen implisit, adopsi teknik pemetaan emoji yang tepat menjadi prasyarat guna meminimalkan distorsi interpretasi pada model NLP.

Rangkaian studi tersebut mempertegas posisi emoji sebagai pembawa muatan informasi sentimen yang substansial, jauh melampaui fungsinya sebagai elemen dekoratif. Walaupun penelitian ini mengadopsi pendekatan pemetaan berbasis aturan (*rule-based mapping*) yang lebih sederhana ketimbang model deep learning multimodal, langkah adaptasi terhadap 36 emoji spesifik di sini dipilih atas pertimbangan efisiensi dan relevansi kontekstual. Pemakaian *rule-based mapping* membuka ruang kontrol manual yang lebih presisi dalam menyelaraskan makna emoji dengan dialek serta norma komunikasi digital Indonesia. Dengan kerangka semacam itu, integrasi fitur emoji dalam penelitian ini tetap berdiri pada landasan teoretis yang kokoh, tetapi disesuaikan untuk menghasilkan model yang lebih interpretable dan aplikatif bagi kebutuhan praktis pelaku usaha.

2.3. Studi Analisis Sentimen Indonesia Terkini

Riset analisis sentimen di Indonesia berkembang dengan tematik yang kian beragam, merentang dari kebijakan publik hingga dinamika politik. Salam dkk. [23] memanfaatkan Support Vector Machine (SVM) untuk mengekstraksi respons publik terhadap kebijakan bantuan pemerintah, dan memperlihatkan potensi media sosial sebagai instrumen pemantauan opini yang efektif. Pada konteks yang berbeda, Nugroho dkk. [24] menerapkan algoritma Naïve Bayes untuk memetakan sentimen terkait isu pelanggaran pemilu. Sementara itu, Budaya dan Suniantara [25] memadukan SMOTE oversampling dengan representasi TF-IDF pada ulasan layanan publik guna menangani ketidakseimbangan kelas yang lazim ditemui pada data sentimen multikategori. Meski studi-studi tersebut sukses mendemonstrasikan efektivitas algoritma pembelajaran mesin tradisional dalam menangkap tren opini makro, kebutuhan mengadopsi arsitektur berbasis deep learning yang lebih adaptif mendesak untuk dijawab. Tuntutannya jelas: mengatasi ambiguitas linguistik yang lebih kompleks, sebagaimana yang diupayakan penelitian ini lewat implementasi IndoBERT pada domain UMKM.

Sintesis atas berbagai literatur di atas menyingkap diskontinuitas penelitian pada tiga area utama. Pertama, dominasi pendekatan teknis murni menciptakan jarak antara kapabilitas model dengan kebutuhan pragmatis pengguna akhir di sektor UMKM. Kedua, terdapat stagnasi pada pengembangan strategi pra-pemrosesan yang belum mengintegrasikan dimensi budaya, leksikon religius dan ambiguitas emoji, misalnya, sebagai variabel penentu akurasi. Terakhir, kelangkaan studi pada domain spesifik media sosial UMKM menyebabkan karakteristik linguistik unik sektor tersebut belum terpetakan secara sistematis dalam model NLP bahasa Indonesia. Penelitian ini, oleh karenanya, hadir untuk mengontekstualisasikan teknologi analisis sentimen melalui desain *Mixed-Method* yang secara eksplisit mengintegrasikan temuan kualitatif ekosistem UMKM ke dalam pengembangan arsitektur IndoBERT teradaptasi budaya.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Desain Penelitian

Desain *Mixed-Method sequential exploratory* [15] diadopsi sebagai kerangka penelitian, dengan tiga tahap berurutan. Tahap pertama, eksplorasi kualitatif, menggali konteks, kebutuhan, dan persepsi pelaku UMKM terhadap teknologi analisis sentimen melalui *Focus Group Discussion* (FGD). Tema-tema yang muncul, hambatan adopsi, pola pengambilan keputusan, hingga ekspektasi terhadap AI, kemudian menjadi pijakan perancangan tahap kedua: validasi kuantitatif berupa *fine-tuning* IndoBERT dengan pra-pemrosesan teradaptasi budaya dan leksikon sentimen khusus. Tahap ketiga, integrasi, memetakan keselarasan antara tema kualitatif dengan pola sentimen yang dihasilkan model. Alur metodologi terlihat pada Gambar 1.

3.2. Tahap Eksplorasi Kualitatif

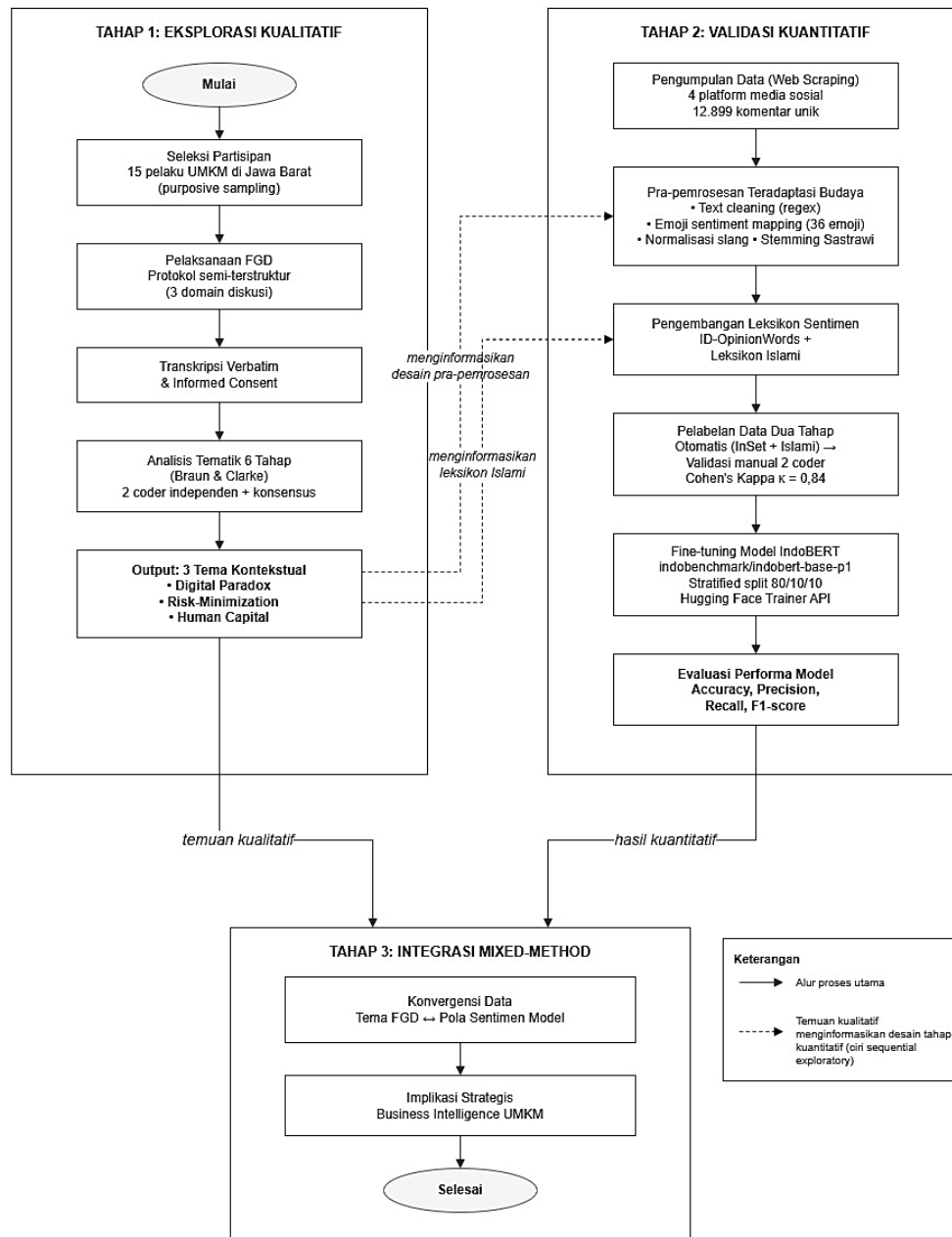
Sebanyak 15 pelaku UMKM di Jawa Barat dilibatkan pada tahap ini, dipilih melalui teknik *purposive sampling*. Pemilihan lokasi merujuk pada tingginya densitas dan progresivitas digital UMKM di wilayah tersebut. Kriteria inklusi partisipan ditetapkan secara ketat: (a) memiliki usaha aktif minimal satu tahun; (b) memanfaatkan sedikitnya satu platform media sosial sebagai kanal pemasaran utama; serta (c) merepresentasikan variasi sektor usaha, kuliner, fashion, kecantikan, dan komoditas lainnya. Diskusi berlangsung dengan protokol semi-terstruktur yang melingkupi tiga domain utama: pengalaman transformasi digital, dinamika interaksi konsumen di ruang siber, dan ekspektasi terhadap implementasi kecerdasan buatan (AI) bagi pengembangan bisnis. Seluruh sesi diskusi didokumentasikan dalam bentuk transkrip verbatim setelah persetujuan tertulis (*informed consent*) diperoleh dari para partisipan.

Data kualitatif dianalisis secara sistematis mengikuti kerangka analisis tematik enam tahap yang dikembangkan Braun dan Clarke [14]. Proses dimulai dari familiarisasi data lewat transkripsi verbatim, dilanjutkan pembangkitan kode awal, hingga sintesis kode menjadi tema-tema potensial. Demi menjamin reliabilitas dan objektivitas temuan (*inter-rater reliability*), pengodean dikerjakan secara independen oleh dua coder. Setiap diskrepansi interpretasi diselesaikan melalui diskusi konsensus sampai kesepakatan tema final tercapai. Keluaran tahap ini berupa identifikasi tema-tema kunci, Digital Paradox dan hambatan Human Capital, misalnya, yang secara teknis menginformasikan keputusan desain pada tahap validasi kuantitatif.

3.3. Tahap Validasi Kuantitatif

3.3.1. Pengumpulan Data (Web Scraping)

Data primer dihimpun melalui teknik web scraping di empat platform media sosial utama yang menjadi basis interaksi UMKM Indonesia. Ekstraksi dilakukan memakai *library* berbasis Python untuk menarik komentar pada akun media sosial UMKM yang berbasis di Jawa Barat. Komoditas sumber data mencakup sektor kuliner (baso aci, seblak, bolu), kecantikan (skincare), serta fashion. Melalui prosedur ini, 12.899 komentar unik berhasil dikumpulkan. Karakteristik data menunjukkan dua hal: Instagram dan TikTok menjadi penyumbang data terbesar, mencerminkan tren visual dan video pendek yang mendominasi aktivitas pemasaran UMKM masa kini. Rincian distribusi data tersaji pada Tabel 1.



Gambar 1. Alur Metode Penelitian *Mixed-Method Sequential exploratory*

Tabel 1. Distribusi Data per Platform Media Sosial

Platform	Jumlah Komentar	Persentase
Instagram	5.249	40,7%
TikTok	3.870	30,0%
Facebook	2.296	17,8%
Twitter	1.484	11,5%
Total	12.899	100%

3.3.2. Pra-pemrosesan Data Teradaptasi Budaya

Mempertimbangkan karakteristik linguistik media sosial Indonesia yang informal dan beragam pola, studi ini merancang *pipeline* pra-pemrosesan yang dioptimalkan secara khusus. Langkah pertama adalah pembersihan teks (*text cleaning*) menggunakan ekspresi reguler (*regex*) untuk menghilangkan elemen non-tekstual, URL, *mentions*, dan *hashtags*. Secara khas, sebelum penghapusan karakter non-alfabet dijalankan, sistem terlebih dahulu menerapkan pemetaan sentimen emoji (emoji sentiment mapping). Pada tahap ini, kamus khusus yang berisi 36 emoji (20 positif, 10 negatif, 6 netral) berperan dalam mengonversi simbol visual menjadi label tekstual, sebagai langkah strategis agar muatan afektif emoji tidak terbuang saat pembersihan noise.

Berikutnya, normalisasi bahasa informal (*slang normalization*) dijalankan untuk meredakan intensitas penggunaan singkatan dan bahasa gaul yang umum di ekosistem digital Indonesia [6]. Proses ini mentransformasi leksikon non-baku (misalnya: "bgt", "jg", "ga") ke bentuk standar melalui mekanisme pencocokan *word boundary* berbasis *regex*, agar integritas semantik tetap terjaga. Tahap akhir berisi standarisasi teks melalui case folding, penghapusan spasi redundan, dan eliminasi karakter non-alfabet yang tersisa. Terakhir, untuk mereduksi variansi kata berimbuhan, digunakan stemming melalui *library* Sastrawi [26] yang telah disesuaikan dengan morfologi bahasa Indonesia.

3.3.3. Pengembangan Leksikon Sentimen Teradaptasi Budaya

Kontribusi teknis utama dalam studi ini terletak pada pengembangan leksikon sentimen yang telah diadaptasi secara budaya, dengan tujuan meningkatkan presisi pelabelan. Leksikon dasar disusun memakai *repositori ID-OpinionWords*, yang menyediakan daftar komprehensif kata bernada positif dan negatif dalam bahasa Indonesia. Demi mengakomodasi nuansa komunikasi lokal, leksikon tersebut diperkaya dengan dimensi ekspresi religius yang teridentifikasi pada tahap eksplorasi kualitatif sebelumnya. Penambahan ini mencakup leksikon Islami yang bermuatan afektif positif (masyaallah, tabarakallah, alhamdulillah, insyaallah, barakallahu, halal) serta bermuatan afektif negatif (haram, bid'ah, musyrik, makruh). Integrasi dimensi religius ini krusial karena konsumen UMKM di Indonesia kerap mentransformasikan nilai-nilai spiritual ke dalam bentuk apresiasi atau kritik di media sosial. Leksikon hibrida itu lantas berfungsi sebagai instrumen utama dalam prosedur pelabelan data otomatis sebelum divalidasi oleh pakar.

3.3.4. Prosedur Pelabelan Data Dua Tahap

Penentuan label sentimen pada dataset mengikuti mekanisme hibrida, bertujuan menjamin efisiensi sekaligus akurasi anotasi. Tahap pertama berupa pelabelan otomatis berbasis leksikon: setiap komentar diproses menggunakan pendekatan *Indonesia Sentiment Lexicon* (InSet) [27] yang telah diintegrasikan dengan leksikon adaptasi budaya (Islami) yang telah disusun sebelumnya. Prosedur ini mengadopsi metodologi yang serupa dengan Musfiroh dkk. [28], dimana polaritas sentimen ditentukan berdasarkan perbandingan frekuensi kemunculan kata positif dan negatif. Apabila agregat skor menunjukkan dominasi kata positif, data dianotasi sebagai "positif"; sebaliknya, dominasi kata negatif diklasifikasikan sebagai "negatif"; sementara skor seimbang atau tidak terdeteksi dikategorikan sebagai "netral". Tahap kedua melibatkan validasi manual oleh dua coder independen untuk memverifikasi akurasi label otomatis. Untuk mengukur konsistensi dan reliabilitas antar-anotator, digunakan uji statistik Cohen's Kappa. Hasil pengujian menunjukkan nilai $\kappa = 0,84$, yang menurut skala Landis dan Koch [29] merepresentasikan tingkat kesepakatan yang sangat baik (almost perfect agreement). Sebagai langkah akhir untuk kebutuhan komputasi pada model IndoBERT, label kualitatif dikodekan ke dalam format numerik: negatif (0), netral (1), positif (2).

3.3.5. Arsitektur dan Penalaan Halus Model

Sebagai arsitektur dasar, eksperimen ini memakai IndoBERT varian indobenchmark/indobert-base-p1 [8], yaitu model Transformer yang telah dipretrain pada korpus bahasa Indonesia yang besar. Model diadaptasi untuk tugas klasifikasi tiga kelas (positif, netral, negatif). Tokenisasi menggunakan tokenizer bawaan IndoBERT dengan padding dan truncation pada batas 256 token, sehingga seluruh input memiliki dimensi yang seragam.

Dataset dibagi dengan teknik stratified split, 80% untuk pelatihan, 10% untuk validasi, 10% untuk pengujian, agar proporsi label tetap konsisten di setiap subset. Demi reproduktibilitas, random state ditetapkan pada nilai 42. Proses *fine-tuning* dijalankan melalui Hugging Face Trainer API [30] dengan konfigurasi yang dirinci pada Tabel 2.

Tabel 2. Konfigurasi Hyperparameter Pelatihan IndoBERT

Parameter	Nilai
<i>Pre-trained model</i>	indobenchmark/indobert-base-p1
Jumlah label klasifikasi	3 (negatif, netral, positif)
<i>Indonesia Sentiment Lexicon</i>	256 token
Jumlah <i>epoch</i>	5
<i>Batch size (training)</i>	32
<i>Batch size (evaluasi)</i>	32
<i>Learning rate</i>	2×10^{-5}
<i>Warmup steps</i>	500
<i>Weight decay</i>	0,01
<i>Optimizer</i>	AdamW (default Hugging Face Trainer)
Metrik pemilihan model terbaik	F1-score
<i>Platform</i>	Google Colaboratory

Strategi pelatihan difokuskan pada optimalisasi bobot menggunakan optimizer AdamW dengan skema *weight decay* untuk mencegah *overfitting*. Model terbaik dipilih berdasarkan pencapaian *F1-score* tertinggi pada data validasi melalui mekanisme *load_best_model_at_end*.

3.3.6. Metrik Evaluasi Performa

Performa model klasifikasi diukur memakai empat metrik evaluasi standar, *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Mengingat adanya variasi jumlah data per kategori, penghitungan metrik dilakukan dengan metode rata-rata tertimbang (*weighted average*) untuk menjamin representasi yang adil terhadap ketidakseimbangan distribusi kelas. Selain itu, evaluasi per kelas juga dilakukan untuk mengidentifikasi efektivitas model secara spesifik dalam mengenali kategori positif, negatif, dan netral.

3.4. Tahap Integrasi Mixed-Method

Tahap akhir penelitian ini berupa proses integrasi yang bertujuan untuk mensintesis temuan dari tahap eksplorasi kualitatif dan tahap validasi kuantitatif. Sintesis dijalankan lewat teknik konvergensi data, tema-tema hasil FGD (seperti hambatan adopsi digital dan profil risiko) diperbandingkan dengan pola sentimen yang diekstraksi oleh model IndoBERT dari media sosial. Analisis bertujuan untuk melihat sejauh mana tren opini publik di platform digital selaras dengan persepsi internal pelaku UMKM. Hasil integrasi tersebut kemudian digunakan untuk merumuskan implikasi strategis bagi pengembangan kecerdasan bisnis (*business intelligence*) yang relevan dengan ekosistem UMKM di Indonesia.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini menyajikan sintesis temuan yang menjawab tiga pertanyaan penelitian utama. Tahap eksplorasi kualitatif menyingkap tiga dimensi kontekstual, Digital Paradox, logika *Risk-Minimization*, dan hambatan Human Capital, yang menjadi fondasi pengembangan model. Validasi kuantitatif menunjukkan bahwa model IndoBERT dengan pra-pemrosesan teradaptasi budaya mencapai performa superior, dengan akurasi dan *weighted F1-score* sebesar 0,97 pada data uji. Lebih jauh, analisis integratif mengungkap korelasi antara ekspresi religius dan sentimen positif, sebuah pola yang membawa implikasi strategis bagi kecerdasan bisnis UMKM.

4.1. Temuan Kualitatif

Tiga pilar utama yang mendefinisikan ekosistem digital UMKM Indonesia berhasil diidentifikasi lewat analisis tematik atas data FGD:

1. Tema Digital Paradox.

Sebanyak 86,7% partisipan (13 dari 15) terjebak dalam paradoks digital, kesadaran tinggi akan urgensi media sosial berbanding terbalik dengan kemampuan mengelola data interaksinya. Pelaku UMKM aktif memproduksi konten, tetapi stagnan dalam mengolah umpan balik konsumen secara sistematis. Stagnasi tersebut menyiratkan bahwa kebutuhan UMKM bukan sekadar platform pemasaran, melainkan juga alat automasi untuk menginterpretasikan data.

2. Tema Logika *Risk-Minimization*.

Mayoritas partisipan, 93,3% atau 14 dari 15, mengadopsi pola pikir mitigasi risiko dalam operasional bisnis. Fokus utama pelaku usaha adalah mengidentifikasi potensi kerugian atau komplain sebelum eskalasi terjadi. Temuan ini mengubah arah pengembangan model AI dalam studi ini, dari klasifikasi sentimen umum menjadi sistem deteksi dini (*early warning*) yang memprioritaskan identifikasi ketidakpuasan pelanggan.

3. Tema Hambatan Human Capital.

Sebanyak 80,0% partisipan (12 dari 15) menyatakan bahwa keterbatasan literasi data dan SDM merupakan penghalang utama dalam adopsi teknologi. Keterbatasan literasi ini mengindikasikan bahwa model analisis sentimen yang dikembangkan harus memiliki tingkat interpretabilitas tinggi, agar dapat memberi nilai tambah nyata tanpa menuntut keahlian teknis mendalam dari pengguna.

4.2. Proses Pelatihan Model

Progres penalaran halus model IndoBERT selama lima *epoch* dipantau secara ketat untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Dinamika performa pelatihan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Progres Pelatihan Model IndoBERT per *Epoch*

<i>Epoch</i>	Training Loss	Validation Loss	<i>Accuracy</i>	<i>F1-score</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
1	0,3191	0,2628	0,9054	0,9049	0,9047	0,9054
2	0,1401	0,2213	0,9240	0,9237	0,9274	0,9240

<i>Epoch</i>	Training Loss	Validation Loss	<i>Accuracy</i>	<i>F1-score</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>
3	0,0666	0,1627	0,9558	0,9556	0,9558	0,9558
4	0,0350	0,1875	0,9597	0,9594	0,9597	0,9597
5	0,0103	0,2069	0,9628	0,9627	0,9629	0,9628

Pola pelatihan khas tercantum dalam Tabel 3. Training loss turun mulus dari 0,3191 ke 0,0103 pada *epoch* kelima, sebuah sinyal konvergensi model pada data pelatihan. Validation loss menceritakan kisah yang berbeda: titik terendah dicapai pada *epoch* 3 (0,1627), lalu naik kembali pada *epoch* 4 dan 5. Kenaikan tersebut terjadi secara ironis, justru saat *Accuracy* dan *F1-score* terus membaik. Pola semacam ini merupakan ciri klasik *overfitting* ringan.

Untuk mengantisipasi situasi tersebut, mekanisme *load_best_model_at_end* diaktifkan sejak awal pelatihan, sesuai dengan kriteria pemilihan model pada Bab 3. Konsekuensinya, model yang digunakan pada pengujian akhir adalah versi *epoch* 3, bukan versi terakhir. Pilihan ini menjaga kestabilan performa dan kemampuan generalisasi terhadap beragam komentar dari UMKM.

4.3. Performa Klasifikasi Model

Evaluasi akhir dilakukan pada test set yang berisi 1.290 komentar, yaitu data yang sepenuhnya baru bagi model. Tujuannya satu: mengukur kemampuan generalisasi pada teks yang belum pernah dilihat selama pelatihan. Detail metrik per kelas terangkum dalam Tabel 4.

Tabel 4. Laporan Klasifikasi Model IndoBERT pada *Test Set*

Kelas	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>	Support
Negatif	0,98	0,86	0,92	144
Netral	0,97	0,99	0,98	657
Positif	0,98	0,99	0,98	489
<i>Accuracy</i>	—	—	0,97	1.290
Macro avg	0,97	0,95	0,96	1.290
Weighted avg	0,97	0,97	0,97	1.290

Fine-tuned IndoBERT mencapai akurasi 97% dengan *weighted F1-score* sebesar 0,97. Bagi komentar UMKM yang sarat slang, emoji, campur kode, dan ekspresi religius lokal, capaian tersebut bukanlah angka biasa, arsitektur Transformer terbukti sanggup mengurai kerumitan semantik di dalamnya. Kelas Netral dan Positif tampil paling stabil dengan *recall* 0,99 pada keduanya: model nyaris tidak pernah meleset saat label sebenarnya netral atau positif.

Cerita kelas negatif berbeda. *Precision*-nya tertinggi (0,98), tetapi *recall*-nya paling rendah (0,86). Diterjemahkan: setiap kali model menyebut sebuah komentar negatif, prediksinya hampir pasti benar; akan tetapi, 14% komentar yang sesungguhnya negatif lolos dari deteksi. Dua faktor menjelaskan asimetri tersebut:

1. Pasokan data negatif minim. Kelas ini hanya berisi 11,2% dari total dataset, porsi yang membatasi paparan model terhadap variasi cara orang mengekspresikan ketidakpuasan.
2. Ambiguitas linguistik. Komplain dalam bahasa Indonesia sehari-hari kerap disampaikan lewat sarkasme atau negasi tersirat, bentuk ekspresi yang menuntut pemahaman konteks lebih dalam daripada yang sanggup diberikan model.

Distribusi tiga kelas memang timpang: Netral 50,9%, Positif 37,9%, Negatif 11,2%. Di tengah ketimpangan itu, capaian akurasi 97% dan *weighted F1-score* 0,97 tetap bermakna. Perlu diingat, *weighted F1-score* sudah memperhitungkan proporsi tiap kelas, dan capaian tersebut diperoleh tanpa SMOTE [31] atau augmentasi data lainnya. Artinya, gabungan transfer learning dari IndoBERT *pre-trained* dengan pra-pemrosesan teradaptasi budaya cukup menghasilkan fitur yang diskriminatif. Performa kelas negatif sendiri menjadi pekerjaan rumah ke depan, entah lewat teknik oversampling, entah lewat penambahan data spesifik keluhan.

Distribusi tiga kelas memang timpang: Netral 50,9%, Positif 37,9%, Negatif 11,2%. Di tengah ketimpangan tersebut, capaian akurasi 97% dan *weighted F1-score* 0,97 tetap bermakna. Perlu diingat, *weighted F1-score* sudah memperhitungkan proporsi tiap kelas, dan angka itu diperoleh tanpa SMOTE [31] atau augmentasi data lainnya. Maknanya: kombinasi transfer learning dari IndoBERT *pre-trained* dengan pra-pemrosesan teradaptasi budaya sudah cukup menghasilkan fitur yang diskriminatif. Performa kelas negatif sendiri menjadi pekerjaan rumah ke depan, entah lewat teknik oversampling, entah lewat penambahan data spesifik terkait keluhan.

preprocessing: bagi sebagian besar konsumen Indonesia, apresiasi memang sering dibungkus dalam ekspresi spiritual.

4.5.2 Pola Sentimen Netral

Gambar 2b membawa nuansa yang sangat berbeda. Kategori netral diisi dengan kosakata transaksional dan informatif, nama produk yang spesifik ("baso", "aci", "bolu", "susu"), nama tempat ("Lembang", "Bandung"), serta kanal penjualan ("Shopee"). Maknanya apa? Mayoritas komentar netral sejatinya berupa pertanyaan pra-pembelian: harga, lokasi, dan ketersediaan stok. Inilah cerminan fase *consideration* dalam *customer journey*.

4.5.3 Pola Sentimen Negatif

Gambar 2c didominasi oleh kata "tidak" beserta variasinya, sinyal yang jelas tentang penolakan atau ekspektasi yang tak terpenuhi. Nama produk seperti "baso aci" juga muncul besar di sini, tetapi tidak berdiri sendiri: mereka berdampingan dengan kata sifat negatif "kurang" atau "susah". Pola tersebut menyimpan implikasi penting bagi UMKM, yaitu keluhan konsumen jarang bersifat umum terhadap merek. Sebaliknya, keluhan cenderung bersifat produk-spesifik, terikat pada produk atau aspek layanan tertentu.

4.6. Integrasi Temuan *Mixed-Method*

Apa yang muncul ketika temuan kualitatif dan kuantitatif disandingkan? Sebuah gambaran yang lebih utuh tentang bagaimana data mentah konsumen dapat diolah menjadi kecerdasan bisnis bagi UMKM. Konvergensi inilah yang menegaskan satu hal: pengembangan model teknis tidak bisa dipisahkan dari kebutuhan pengguna di lapangan.

Temuan kualitatif menyingkap sebuah ironi: pelaku UMKM tenggelam dalam volume besar data interaksi, tetapi tidak memiliki alat untuk menganalisisnya secara sistematis. Inilah yang disebut Digital Paradox. Model IndoBERT dengan akurasi 97% menjawab tepat di titik itu, sebagai jembatan teknis untuk mengotomatisasi ekstraksi opini konsumen. Beban kerja manual yang tidak efisien digantikan oleh sistem informasi yang mendukung pengambilan keputusan yang lebih cepat.

Logika *Risk-Minimization* yang ditemukan pada fase kualitatif beresonansi dengan karakteristik performa model pada kelas negatif. *Recall* kelas negatif (0,86) memang masih menyisakan ruang untuk perbaikan. Akan tetapi, *precision*-nya (0,98) justru memberi sesuatu yang lebih dibutuhkan pelaku UMKM: kepastian bahwa setiap peringatan negatif yang muncul nyaris pasti benar. Inilah karakteristik early warning system yang akurat, yaitu alat yang dicari untuk memitigasi risiko reputasi.

Hambatan Human Capital yang teridentifikasi di fase kualitatif memaksa adanya kompromi: output analisis harus disederhanakan, bukan dipertahankan dalam format teknis. Visualisasi *word cloud* terbukti menjadi medium komunikasi data yang efektif. Lewat representasi visual tersebut, pelaku UMKM bisa langsung mengenali pola sentimen, dominasi ekspresi religius, misalnya, atau konsentrasi keluhan pada produk tertentu, tanpa perlu latar belakang sains data.

4.7. Kontribusi Adaptasi Budaya dalam Pra-pemrosesan

Dari mana sebenarnya akurasi 97% itu berasal? Bukan dari arsitektur model, IndoBERT yang dipakai relatif standar. Kuncinya terletak pada *pipeline preprocessing* yang dirancang dengan kesadaran budaya. Tiga elemen membedakan pendekatan ini dari prosedur analisis sentimen konvensional:

Ekstraksi afeksi melalui emoji. Tiga puluh enam emoji dipetakan ke label sentimen sebelum proses pembersihan teks dimulai. Cara ini memastikan nuansa emosional, yang biasanya hilang saat cleaning standar, tetap terbawa ke representasi akhir. Pendekatan rule-based tersebut berbeda dengan Singh dkk. [20], Lou dkk. [21], dan Xu dkk. [22] yang memakai arsitektur deep learning kompleks untuk tugas serupa. Hasil di sini menunjukkan satu hal penting: pemetaan berbasis aturan yang disesuaikan dengan konteks lokal tetap mampu meningkatkan kualitas representasi data secara signifikan.

Validasi leksikon Islami. Kamus sentimen Islami yang dikembangkan berhasil menangkap dimensi spiritual dalam komunikasi konsumen Indonesia, dimensi yang sebelumnya nyaris tidak terlihat dalam model NLP generik. Wordcloud kategori positif (Gambar 2) memberi bukti yang sulit dibantah: kata-kata seperti "masyaallah" dan "alhamdulillah" bukan basa-basi pengisi kalimat. Mereka adalah penanda kepuasan pelanggan yang kuat. Maknanya jelas, pengenalan entitas religius adalah komponen penting dalam analisis sentimen di pasar domestik Indonesia.

Standardisasi bahasa informal. Bahasa media sosial Indonesia adalah lanskap penuh variasi, singkatan, slang, ejaan kreatif, semua bercampur. Mekanisme normalisasi yang dipakai memang terbatas pada singkatan umum, tetapi cukup untuk meredam variansi ekstrem tersebut. Model IndoBERT akhirnya menerima input yang lebih seragam secara semantik, dan *fine-tuning* berjalan lebih stabil.

Benang merah dari ketiga elemen ini cukup jelas. Intervensi berbasis domain knowledge pada tahap pra-pemrosesan data mentah terbukti efektif meningkatkan akurasi model, tanpa perlu menambah beban komputasi pada arsitektur.

5. KESIMPULAN

Tiga pertanyaan penelitian dijawab dalam studi ini secara saling terkait. Untuk RQ1, FGD bersama 15 pelaku UMKM di Jawa Barat menyingkap tiga tema yang konsisten muncul. Digital Paradox hadir pada 86,7% partisipan, kehadiran aktif di media sosial tidak diikuti kemampuan menganalisis data yang dihasilkannya. Logika *Risk-Minimization* dominan pada 93,3% partisipan, yang memunculkan kebutuhan akan fitur deteksi keluhan dan peringatan dini. Hambatan human capital dirasakan oleh 80,0% partisipan, yang menuntut model menghasilkan output yang dapat dibaca tanpa latar belakang teknis. Ketiganya bukan sekadar potret kondisi: mereka menjadi penentu langsung atas dua keputusan desain, pengembangan kamus sentimen Islami, dan perancangan output berbasis *word cloud*.

Beralih ke RQ2, fine-tuned IndoBERT dengan *pipeline preprocessing* teradaptasi budaya berhasil mencapai akurasi 97% dan *weighted F1-score* 0,97 pada 1.290 data pengujian, semuanya tanpa augmentasi data maupun arsitektur yang kompleks. Kelas negatif memang menampilkan *recall* 0,86, yang paling rendah di antara ketiga kelas. Angka tersebut merefleksikan tantangan nyata yang belum sepenuhnya tertangani: sarkasme dan negasi tersirat dalam bahasa Indonesia informal tetap sulit dikenali secara konsisten. Untuk RQ3, sentimen positif tampak mendominasi (50,9%), dengan ekspresi religius semisal "masyaallah" dan "alhamdulillah" menjadi penanda positif yang paling sering muncul, sebuah temuan yang takkan terlihat tanpa pendekatan yang sensitif terhadap konteks budaya. Implikasi praktisnya bagi UMKM cukup tajam: mayoritas komentar konsumen berupa apresiasi, sementara keluhan justru terkonsentrasi pada area transaksional, pertanyaan produk, dan ketepatan pengiriman.

Kekuatan utama penelitian ini terletak pada integrasi yang dapat diverifikasi antara fase kualitatif dan kuantitatif. Setiap keputusan desain teknis dapat ditelusuri langsung dari temuan FGD, lalu dikonfirmasi dengan hasil kuantitatif. Rantai bukti seperti ini masih jarang muncul dalam pengembangan NLP untuk bahasa Indonesia. Dari sisi teknis, capaian 97% dengan arsitektur standar memberi sinyal kuat: adaptasi berbasis pengetahuan budaya domain dapat menjadi alternatif yang lebih efisien dibandingkan inovasi arsitektur. Kelemahan tetap perlu diakui secara jujur. Pertama, data terbatas pada UMKM Jawa Barat, generalisasi ke wilayah lain memerlukan validasi tersendiri. Kedua, *recall* kelas negatif (0,86) masih perlu ditingkatkan, khususnya untuk kebutuhan early warning yang justru menjadi prioritas utama bagi partisipan FGD. Ketiga, uji ablasi untuk membuktikan kontribusi kausal masing-masing komponen pra-pemrosesan belum dilakukan.

Di mata komunitas peneliti NLP, temuan ini memberikan bukti awal bahwa adaptasi budaya pada tahap pra-pemrosesan layak diprioritaskan sebelum mengeksplorasi arsitektur yang lebih kompleks, terutama untuk bahasa *low-resource* dengan karakter informal yang kuat. Bagi pelaku UMKM, model yang dikembangkan membuka peluang otomatisasi analisis sentimen konsumen yang selama ini ditinggalkan, atau dikerjakan manual dengan susah payah. Lima arah penelitian lanjutan direkomendasikan: validasi melalui deployment nyata bersama pelaku UMKM; pengembangan kamus normalisasi slang yang lebih komprehensif; penerapan teknik oversampling untuk meningkatkan *recall* kelas negatif; cross-validation untuk memastikan stabilitas performa; serta pengembangan antarmuka dashboard yang ramah pengguna non-teknis, sesuai dengan kebutuhan yang telah teridentifikasi pada fase FGD.

UCAPAN TERIMA KASIH

Dukungan dana untuk penelitian ini berasal dari Kementerian Pendidikan Tinggi, Sains, dan Teknologi (Kemendikristek) Republik Indonesia, melalui skema Hibah Penelitian Dosen Pemula (PDP). Penulis turut menyampaikan apresiasi kepada Lembaga Layanan Pendidikan Tinggi Wilayah IV (LLDIKTIV) atas dukungan administratif selama pelaksanaan penelitian.

REFERENSI

- [1] Kementerian Koperasi dan UKM Republik Indonesia, "Perkembangan Data Usaha Mikro, Kecil, Menengah (UMKM) dan Usaha Besar (UB)," Jakarta, 2023. [Online]. Available: <https://www.kemenkopukm.go.id>.
- [2] S. Kemp, "Digital 2024: Indonesia," DataReportal, Jan. 2024. [Online]. Available: <https://datareportal.com/reports/digital-2024-indonesia>
- [3] Kementerian Komunikasi dan Informatika RI, "Workshop UMKM Level Up: Kominfo Targetkan 30 Juta UMKM Adopsi Teknologi Digital pada 2024," Siaran Pers, Agustus 2024. [Online]. Available: <https://menpan.go.id/site/berita-terkini/berita-daerah/kominfo-targetkan-30-juta-umkm-adopsi-teknologi-digital-pada-2024>
- [4] B. Liu, "Sentiment Analysis and Opinion Mining," Morgan & Claypool Publishers, 2012. doi: 10.2200/S00416ED1V01Y201204HLT016.
- [5] R. A. García-Hernández *et al.*, "A Systematic Literature Review of Modalities, Trends, and Limitations in Emotion Recognition, Affective Computing, and Sentiment Analysis," Aug. 01, 2024, *Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI)*. doi: 10.3390/app14167165.

- [6] P. M. S. Ardinata, A. A. J. Permana, I. N. S. W. Wijaya, F. Teknik, and D. Kejuruan, "Identifikasi Dan Normalisasi Teks Slang Dengan Fasttext Pada Twitter Dalam Bahasa Indonesia," *Jurnal Pendidikan Teknologi dan Kejuruan*, vol. 21, no. 1, 2024. doi: 10.23887/jptk-undiksha.v21i1.66381.
- [7] B. Wilie et al., "IndoNLU: Benchmark and Resources for Evaluating Indonesian Natural Language Understanding," in Proc. 1st Conf. Asia-Pacific Chapter of the Association for Computational Linguistics and 10th Int. Joint Conf. Natural Language Processing (AACL-IJCNLP), Suzhou, China, Dec. 2020, pp. 843–857, doi: 10.18653/v1/2020.aacl-main.85
- [8] F. Koto, A. Rahimi, J. H. Lau, and T. Baldwin, "IndoLEM and IndoBERT: A Benchmark Dataset and Pre-trained Language Model for Indonesian NLP," Proc. 28th Int. Conf. Computational Linguistics, pp. 757–770, 2020, doi: 10.18653/v1/2020.coling-main.66.
- [9] N. Omrani, N. Rejeb, A. Maalaoui, M. Dabic, and S. Kraus, "Drivers of Digital Transformation in SMEs," *IEEE Trans. Eng. Manag.*, vol. 71, pp. 5030–5043, 2024, doi: 10.1109/TEM.2022.3215727.
- [10] A. S. Aribowo, H. Basiron, N. F. A. Yusuf, and S. Khomsah, "Cross-domain sentiment analysis model on indonesian youtube comment," *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, vol. 7, no. 1, pp. 12–25, 2021, doi: 10.26555/ijain.v7i1.554.
- [11] W. Christian, D. Adamlu, A. Yu, and D. Suhartono, "Leveraging IndoBERT and DistilBERT for Indonesian emotion classification in e-commerce reviews," in *Procedia Computer Science*, Elsevier B.V., 2025, pp. 321–330. doi: 10.1016/j.procs.2025.08.284.
- [12] R. Purba, F. M. Sinaga, S. Jurnalis Pipin, and K. Kelvin, "Fine-Grained Sentiment Analysis On Big Data From Multi-Platform In Indonesia," *JITK (Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer)*, vol. 11, no. 1, pp. 64–75, Aug. 2025, doi: 10.33480/jitk.v11i1.6549.
- [13] A. F. Setyawan and R. I. Nugraha, "Optimizing Gpt And Indobert For Sentiment Analysis And Consumer Trend Prediction On Lazada Product Reviews," *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, vol. 8, no. 2, pp. 113–120, Jul. 2025, doi: 10.33387/jiko.v8i2.10066.
- [14] V. Braun and V. Clarke, "Using thematic analysis in psychology.," *Qual. Res. Psychol.*, vol. 3, no. 2, pp. 77–101, 2006, doi: 10.1191/1478088706qp063oa.
- [15] P. Robinson, "Designing and Conducting Mixed Methods Research," *Aust. N. Z. J. Public Health*, vol. 31, no. 4, p. 388, Aug. 2007, doi: 10.1111/j.1753-6405.2007.00096.x.
- [16] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. T. Google, and A. I. Language, "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding." in Proc. 2019 Conf. North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (NAACL-HLT), Minneapolis, MN, USA, Jun. 2019, pp. 4171–4186, doi: 10.18653/v1/N19-1423.
- [17] H. Ahmadian, T. F. Abidin, H. Riza, and K. Muchtar, "Hybrid Models for Emotion Classification and Sentiment Analysis in Indonesian Language," *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, vol. 2024, 2024, doi: 10.1155/2024/2826773.
- [18] H. Imaduddin, F. Yusfida A'la, and Y. S. Nugroho, "Sentiment Analysis in Indonesian Healthcare Applications using IndoBERT Approach." *IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 14, no. 8, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0140813.
- [19] R. I. Perwira, V. A. Permadi, D. I. Purnamasari, and R. P. Agusdin, "Domain-Specific Fine-tuning of IndoBERT for Aspect-Based Sentiment Analysis in Indonesian Travel User-Generated Content," *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, vol. 11, no. 1, pp. 30–40, Feb. 2025, doi: 10.20473/jisebi.11.1.30-40.
- [20] G. V. Singh, S. Ghosh, M. Firdaus, A. Ekbal, and P. Bhattacharyya, "Predicting multi-label emojis, emotions, and sentiments in code-mixed texts using an emoji-fying sentiments framework," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-58944-5.
- [21] Y. Lou, J. Zhou, J. Zhou, D. Ji, and Q. Zhang, "Emoji multimodal microblog sentiment analysis based on mutual attention mechanism," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-80167-x.
- [22] Q. A. Xu, C. Jayne, and V. Chang, "An emoji feature-incorporated multi-view deep learning for explainable sentiment classification of social media reviews," *Technol. Forecast. Soc. Change*, vol. 202, May 2024, doi: 10.1016/j.techfore.2024.123326.
- [23] J. Homepage, R. Rahman Salam, M. Fajri Jamil, and Y. Ibrahim, "MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Sentiment Analysis of Cash Direct Assistance Distribution for Fuel Oil Using Support Vector Machine Analisis Sentimen Terhadap Bantuan Langsung Tunai (BLT) Bahan Bakar Minyak (BBM) Menggunakan Support Vector Machine," vol. 3, pp. 27–35, 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i1.590.
- [24] D. S. Nugroho, I. F. Hanif, M. A. Hasbi, F. Fredianto, A. M. Saputra, and R. Zildjian, "Analisis Sentimen Dugaan Pelanggaran Pemilu 2024 Berdasarkan Tweet Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 3, pp. 1169–1176, Jul. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i3.1496.

-
- [25] I. G. B. A. Budaya and I. K. P. Suniantara, "Comparison of Sentiment Analysis Algorithms with SMOTE Oversampling and TF-IDF Implementation on Google Reviews for Public Health Centers," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 3, pp. 1077–1086, Jul. 2024, doi: 10.57152/malcom.v4i3.1459.
 - [26] A. Librian, "Sastrawi: High Quality Stemmer *Library* for Indonesian Language (Bahasa)," GitHub Repository, 2014. [Online]. Available: <https://github.com/sastrawi/sastrawi>.
 - [27] F. Koto dan G. Y. Rahmaningtyas, "*InSet Lexicon: Evaluation of a Word List for Indonesian Sentiment Analysis in Microblogs*," Proc. 2017 Int. Conf. Asian Language Processing (IALP), pp. 391–394, 2017, doi: 10.1109/IALP.2017.8300625.
 - [28] J. Homepage *et al.*, "MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Sentiment Analysis of Online Lectures in Indonesia from Twitter Dataset Using InSet Lexicon Analisis Sentimen terhadap Perkuliahan Daring di Indonesia dari Twitter Dataset Menggunakan InSet Lexicon," vol. 1, pp. 24–33, 2021, doi: 10.57152/malcom.v1i2.28.
 - [29] J. R. Landis dan G. G. Koch, "The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data," *Biometrics*, vol. 33, no. 1, pp. 159–174, 1977, doi: 10.2307/2529310.
 - [30] T. Wolf *et al.*, "Transformers: State-of-the-Art Natural Language Processing," Proc. 2020 Conf. Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations, pp. 38–45, 2020, doi: 10.18653/v1/2020.emnlp-demos.6.
 - [31] N. V Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer, "SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique," 2002, doi: 10.1613/jair.953.