

METODE ASPECT-BASED SENTIMENT ANALYSIS (ABSA) PADA ULASAN SONGKET DI GOOGLE MAPS MENGGUNAKAN INDOBERT

Fitri Salamah, Siti Fatimah Nurdiah Permatasari, Mira Afrina, Ali Ibrahim*

Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya
Jalan Srijaya Negara, Palembang, Indonesia
aliibrahim@unsri.ac.id

ABSTRAK

Transformasi digital telah mengubah cara konsumen mengevaluasi produk dan layanan, dengan 62% konsumen berpenghasilan tinggi lebih mempercayai ulasan pengguna lain daripada konten influencer. Hal ini menunjukkan peran strategis ulasan konsumen (*Electronic Word of Mouth*) dalam membentuk pandangan dan perilaku pembelian konsumen. Salah satu platform yang banyak digunakan oleh konsumen adalah Google Maps, yang menawarkan fitur ulasan dan dapat berfungsi sebagai sumber data untuk memahami opini pelanggan. Namun, analisis sentimen ulasan Google Maps terhadap UMKM tradisional masih jarang. Oleh karena itu, penelitian ini menerapkan *Aspect-Based Sentiment Analysis* (ABSA) menggunakan IndoBERT untuk menganalisis ulasan songket dari Google Maps. Evaluasi kinerja ABSA di tiga aspek: Kualitas, Layanan, dan Harga, menunjukkan hasil yang sangat baik. Akurasi dan presisi untuk semua elemen mencapai 0.99, dengan rentang recall dari 0.95-0.97, sedangkan *F1-score* berkisar antara 0.96-0.99. Hasil ini menunjukkan bahwa banyak ulasan konsumen menyampaikan sentimen positif, terutama mengenai kualitas, harga, dan layanan. Namun, masih terdapat beberapa komentar negatif yang dapat menjadi masukan evaluasi bagi UMKM Songket. Penelitian ini diharapkan akan memberikan wawasan berbasis data yang relevan bagi UMKM untuk meningkatkan daya saing.

Kata kunci: Analisis Sentimen; ABSA; Google Maps; Songket; Transformasi Digital.

1. PENDAHULUAN

Transformasi digital telah mengubah cara konsumen mengevaluasi produk dan layanan [1]. Survei Sosial Ekonomi Nasional Tahun 2024 mencatat bahwa 72,78% penduduk Indonesia aktif mengakses internet, menunjukkan semakin kuatnya keterlibatan konsumen di ruang digital, termasuk berbagi pengalaman dan penilaian melalui berbagai platform daring [2]. Review konsumen tersebar luas, mulai dari opini singkat di media sosial seperti Twitter dan Instagram, ulasan produk di pasar seperti Shopee dan Tokopedia, hingga peringkat layanan berbasis lokasi di platform seperti Google Maps [3], [4], [5]. Aktivitas digital konsumen tidak hanya berkontribusi pada pertumbuhan ekonomi digital tetapi juga memengaruhi pola pengambilan keputusan. Kementerian Perdagangan Tahun 2024 menyatakan bahwa transaksi e-commerce Indonesia mencapai Rp487 triliun, yang menunjukkan tingginya intensitas interaksi konsumen di ruang digital [6]. Sejalan dengan perkembangan ini, survei Media Indonesia menunjukkan bahwa 62% konsumen berpenghasilan tinggi lebih mempercayai ulasan pengguna lain daripada konten dari influencer, menunjukkan peran strategis ulasan konsumen sebagai bentuk *Electronic Word of Mouth* (e-WOM) dalam membentuk persepsi dan keputusan pembelian [7]. Salah satu platform yang sering digunakan konsumen untuk memberikan ulasan adalah Google Maps.

Google Maps adalah platform berbasis lokasi yang utamanya digunakan untuk navigasi, tetapi kini juga berfungsi sebagai alat interaktif bagi konsumen untuk memberikan ulasan dan peringkat bagi suatu bisnis [8]. Beberapa studi telah menerapkan Google

Reviews di sektor pariwisata, perhotelan, restoran, transportasi daring, dan e-commerce sebagai sumber data analitis untuk mengevaluasi kepuasan, kualitas layanan, dan reputasi bisnis [9], [10], [11]. Google Maps Reviews memberikan gambaran nyata tentang pengalaman konsumen, tetapi beberapa studi masih berfokus pada evaluasi deskriptif dan pengukuran kepuasan tanpa menghubungkannya dengan strategi pengembangan bisnis [12]. Salah satu pendekatan untuk mengatasi keterbatasan ini adalah analisis sentimen.

Analisis sentimen adalah metode yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan opini konsumen ke dalam kategori tertentu, sehingga menghasilkan pemahaman yang lebih sistematis dan terukur [13]. Penelitian tentang analisis sentimen menggunakan ulasan Google Maps telah banyak dilakukan, terutama di sektor pariwisata, perhotelan, restoran, transportasi daring, dan sektor publik [8], [14], [15], [16]. Metode-metode tersebut umumnya berfokus pada algoritma *machine learning* seperti K-Nearest Neighbors, Decision Trees, Naïve Bayes, Support Vector Machine, dan Random Forest. Namun, sebagian besar penelitian masih menekankan pengkategorian sentimen sebagai positif atau negatif tanpa menghubungkannya secara langsung dengan aspek pengembangan bisnis [17]. Kondisi ini menunjukkan bahwa potensi analisis sentimen belum sepenuhnya terealisasi, terutama di sektor-sektor yang berperan penting dalam perekonomian. Salah satu peran krusial dalam perekonomian dimainkan oleh UMKM yang berbasis pada kain tradisional, seperti songket, batik, dan kain tenun, yang memiliki nilai budaya dan potensi besar untuk mendukung

perekonomian lokal dan ekspor. Sektor ini dapat menggali persepsi pasar melalui ulasan Google Maps.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini menerapkan metode ABSA berbasis IndoBERT pada ulasan songket di Google Maps. Pendekatan ini tidak hanya memungkinkan analisis sentimen secara keseluruhan, tetapi juga penilaian mendalam terhadap aspek-aspek spesifik yang menjadi perhatian konsumen. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan literatur analisis sentimen sektor tekstil tradisional serta rekomendasi strategis bagi daya saing dan keberlanjutan bisnis songket.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan pendekatan penting untuk memahami persepsi publik terhadap produk, layanan, maupun pengalaman pengguna melalui opini daring. Analisis ini dapat dilakukan secara keseluruhan (global sentiment) atau berdasarkan aspek tertentu dari objek ulasan. Berbagai penelitian menggunakan ulasan pada platform digital seperti e-commerce, media sosial, hingga Google Maps untuk mengklasifikasikan opini positif, negatif, dan netral [2], [3], [4], [5], [6], [7]. Namun, sebagian besar penelitian awal masih terbatas pada klasifikasi sentiment dan tanpa menghubungkan opini dengan aspek spesifik suatu produk atau layanan [12].

2.2. Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA)

ABSA berfokus menganalisis sentimen pada tiap aspek, misalnya harga, kualitas, fasilitas, dan layanan. Pendekatan ini memberikan informasi yang lebih mendalam daripada klasifikasi sentimen umum [13]. Penerapan ABSA sebelumnya banyak dilakukan pada sektor pariwisata seperti hotel dan restoran, serta pada e-commerce fasilitas [9], [10], [11]. Penelitian sebelumnya berfokus pada aspek kualitas, fasilitas, dan pelayanan, sedangkan ABSA pada UMKM kerajinan tradisional masih minim dieksplorasi.

2.3. Model IndoBERT dalam ABSA

Perkembangan pemrosesan bahasa alami telah mendorong penggunaan model Transformer seperti

BERT. IndoBERT menjadi salah satu model yang menunjukkan performa unggul dalam tugas klasifikasi dan ekstraksi aspek [14], [15]. Implementasi ABSA berbasis IndoBERT lebih efektif dalam memahami konteks linguistik bahasa Indonesia dibandingkan metode berbasis machine learning konvensional [16].

2.4. Literature Review dan Research Gap

Berbagai penelitian sebelumnya telah menerapkan analisis sentimen dan ABSA pada beragam domain. Pada platform e-commerce, ulasan pengguna dari marketplace seperti Shopee dan Tokopedia telah banyak dimanfaatkan dalam proses klasifikasi sentimen menggunakan berbagai metode machine learning maupun deep learning [17], [18], [19], [20]. Akan tetapi, sebagian besar studi tersebut masih berfokus pada analisis sentimen secara menyeluruh tanpa mengaitkannya dengan aspek spesifik dari suatu produk atau layanan. Pada sektor pariwisata, seperti hotel, restoran, dan destinasi wisata, ABSA telah diterapkan untuk mengidentifikasi sentimen berdasarkan aspek layanan, fasilitas, lokasi, serta pengalaman pelanggan [21], [22], [23], [24]. Namun demikian, penerapan IndoBERT untuk ABSA hingga saat ini masih didominasi oleh konteks domain umum atau pariwisata. Selain itu, pemanfaatan model berbasis Transformer, khususnya BERT dan variannya seperti IndoBERT, semakin berkembang karena memiliki kemampuan representasi konteks bahasa Indonesia yang lebih baik dibandingkan pendekatan konvensional [25], [26]. Ringkasan penelitian terdahulu disajikan pada Tabel 1 untuk menggambarkan perbedaan kontribusi masing-masing penelitian serta mempertegas research gap yang menjadi fokus penelitian ini.

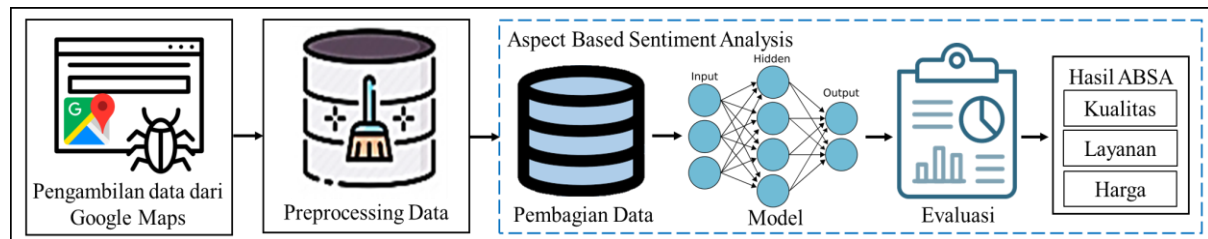
3. METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian meliputi pengumpulan data, prapemrosesan, ekstraksi opini, analisis sentimen, pemodelan ABSA menggunakan IndoBERT, serta evaluasi kinerja model. Alur penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.

Tabel 1. Tinjauan Studi Terdahulu pada analisis sentimen dan ABSA

No	Author	Dataset	Metode	Keterbatasan
1.	Putri et al [18]	Ulasan restoran Indonesia	CNN + contextual embedding (Word2Vec, ELMo, BERT)	Belum mengeksplorasi ABSA dan ulasan produk UMKM
2.	Maretta et al [19]	Ulasan layanan RS	Fine-tuned IndoBERT	Belum mengeksplorasi ABSA dan ulasan produk UMKM
3.	Perwira et al [20]	Ulasan pariwisata	Fine-tuned IndoBERT	Belum mengeksplorasi ABSA
4.	Jazuli et al [21]	Ulasan pendidikan	NB, KNN, IndoBERT	Belum mengeksplorasi ABSA
5.	Chauhan et al [22]	ABSA deep learning	Survey Deep Learning	Ulasan UMKM belum dikaji
6.	Aryanti et al [23]	Ulasan e-commerce	LDA (aspect) + IndoBERT	Ulasan UMKM belum dikaji
7.	Andi et al [24]	Opini Kurikulum Merdeka (Twitter)	IndoBERT ABSA	Ulasan UMKM belum dikaji
8.	Kusumaningrum et al [25]	Ulasan hotel	Deep-learning ABSA	Ulasan UMKM belum dikaji
9.	Af'idah et al [26]	Ulasan wisata	LSTM / Bi-LSTM ABSA	Belum menggunakan IndoBERT

No	Author	Dataset	Metode	Keterbatasan
10.	Adhelina et al [27]	E-commerce (produk umum)	LSTM	Belum menggunakan IndoBERT



Gambar 1. Alur Penelitian analisis sentimen pada ulasan songket

3.1. Deskripsi Data

Data untuk studi ini diperoleh dari ulasan konsumen di Google Maps terkait UMKM songket di Palembang. Pengumpulan data dilakukan menggunakan Google Maps API, yang memungkinkan pengambilan teks ulasan, peringkat, dan metadata terkait dalam format terstruktur untuk analisis. Secara total, 1.016 ulasan berhasil dikumpulkan melalui proses pengikisan data. Untuk menjaga kualitas, ulasan kosong, duplikat, dan tidak relevan dihapus sebelum tahap prapemrosesan data.

3.2. Preprocessing Data

Tahap prapemrosesan merupakan langkah penting dalam mempersiapkan data untuk analisis. Tujuan utamanya adalah untuk meningkatkan kualitas dataset, membantu model belajar lebih efektif dan menghasilkan hasil yang lebih akurat [28]. Tahapan prapemrosesan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

3.3. Pembersihan Data

Data ulasan sering kali mengandung kesalahan ketik, emotikon, simbol, angka, dan karakter yang tidak relevan. Pembersihan data menghilangkan kesalahan atau inkonsistensi, seperti data duplikat, nilai yang hilang, karakter atau simbol yang tidak perlu, dan format data yang tidak sesuai. Kualitas data terjamin melalui pembersihan dan siap digunakan pada tahap selanjutnya [29].

3.4. Data Normalisasi

Normalisasi dilakukan untuk memastikan teks memiliki format yang konsisten, sehingga memudahkan model untuk memprosesnya [30]. Proses ini meliputi konversi semua huruf menjadi huruf kecil, penghapusan tanda baca, angka, atau karakter khusus, dan penggantian kata-kata yang tidak baku dengan bentuk baku (misalnya, "bgs" menjadi "bagus"). Proses ini menghasilkan data teks yang lebih bersih dan representatif untuk dianalisis.

3.5. Stopword Removal

Stopword Removal merupakan langkah penting dalam prapemrosesan teks untuk mengurangi kata-kata yang tidak relevan untuk analisis [31]. Kata-kata

umum seperti "yang," "dan," "di," atau "atau" dihilangkan karena tidak memberikan informasi yang bermakna terkait sentimen. Hal ini memungkinkan analisis untuk lebih berfokus pada kata kunci yang benar-benar mewakili opini, seperti "baik," "mahal," "pelayanan," atau "ramah".

3.6. Tokenisasi

Tokenisasi adalah proses memecah teks ulasan menjadi unit-unit yang lebih kecil, yang disebut token. Proses ini biasanya dilakukan pada tingkat kata, memisahkan setiap kata dalam kalimat [32], [33]. Misalnya, ulasan "Songketnya bagus dan pelayanannya ramah" akan diubah menjadi token ["songketnya", "bagus", "sekali", "pelayanan", "ramah"].

3.7. Filtering Data

Filtering Data merupakan penyaringan kata-kata yang dianggap kurang relevan dalam analisis teks [34]. Kata-kata yang terlalu sering muncul tanpa makna spesifik, seperti pengulangan "bagus", dapat dihilangkan agar tidak mendominasi hasil. Sebaliknya, kata-kata yang jarang muncul juga dapat dihilangkan, sehingga model dapat lebih berfokus pada kata-kata informatif.

3.8. Augmentasi Data

Augmentasi Data digunakan untuk meningkatkan dataset pelatihan ABSA dengan menghasilkan variasi tambahan dari ulasan yang ada melalui parafrase teks ringan [37]. Pendekatan ini meningkatkan jumlah sampel di kelas sentimen positif dan negatif, sehingga menghasilkan dataset yang lebih kaya untuk pembelajaran model. Dengan demikian, model ini diharapkan dapat menangkap pola sentimen secara lebih efektif dan meningkatkan kinerja prediktif di berbagai aspek.

3.9. Analisis Model

Penelitian ini menggunakan *Indonesian Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (IndoBERT) dan ABSA untuk memproses dan menganalisis sentimen pada ulasan songket.

3.10. IndoBERT

IndoBERT adalah model pembelajaran mendalam berbasis transformator yang dirancang khusus untuk bahasa Indonesia dan dapat memahami konteks kata secara dua arah [35], [36]. IndoBERT dapat menangkap makna kata berdasarkan kata-kata yang mendahului dan mengikutinya dalam sebuah kalimat. IndoBERT sangat efektif dalam ABSA karena dapat memahami konteks emosional yang lebih kompleks dalam ulasan. Gambar 2 menyajikan arsitektur IndoBERT.

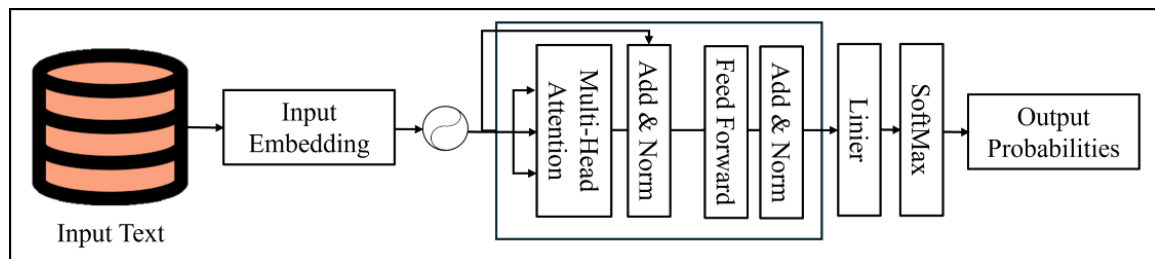
Gambar 2 menunjukkan arsitektur IndoBERT berbasis Transformer, yang memproses setiap token melalui penyisipan dan pengkodean posisi untuk memahami urutan dan makna kata. Mekanisme atensi multi-head kemudian menangkap hubungan kontekstual antarkata, diikuti oleh Add & Norm dan jaringan umpan-maju untuk memperkuat representasi fitur. Keluaran akhir dihasilkan oleh lapisan linear dan Softmax, yang memungkinkan IndoBERT untuk memahami konteks bahasa Indonesia secara akurat di berbagai tugas NLP.

3.11. ABSA

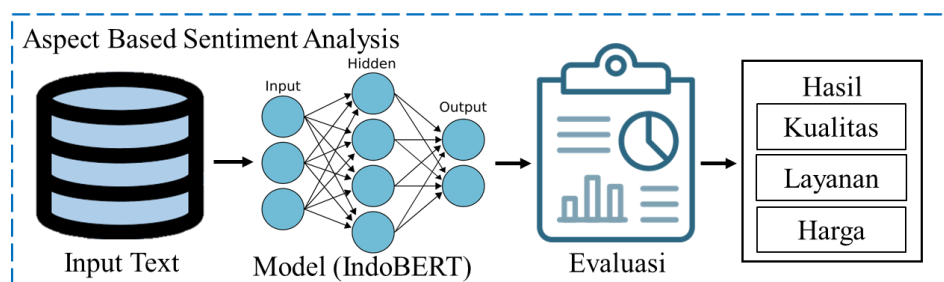
ABSA menawarkan pendekatan yang lebih spesifik dengan menganalisis tidak hanya polaritas

sentimen tetapi juga sentimen terhadap aspek-aspek tertentu (positif, negatif, atau netral) [37]. Dalam ulasan songket, ABSA dapat mendeteksi sentimen pada faktor-faktor seperti kualitas kain, harga, dan layanan toko. Dengan demikian, ABSA memberikan gambaran yang lebih rinci dan bermanfaat bagi manajer bisnis. Gambar 3 mengilustrasikan ABSA.

Gambar 3 mengilustrasikan proses ABSA, yang dimulai dengan teks masukan yang berisi opini atau ulasan pelanggan. Teks tersebut pertama-tama diproses terlebih dahulu dan kemudian diteruskan ke tahap pemodelan menggunakan IndoBERT, yang mengidentifikasi aspek-aspek utama seperti kualitas, layanan, dan harga serta menentukan sentimen yang terkait dengan masing-masing aspek. Selama tahap evaluasi, kinerja model dinilai menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan skor F1 untuk memastikan klasifikasi yang andal. Akhirnya, pada tahap hasil, sistem menghasilkan keluaran sentimen untuk setiap aspek, yang menunjukkan, misalnya, sentimen positif untuk kualitas, sentimen negatif untuk layanan, dan sentimen negatif untuk harga, sehingga memberikan pemahaman yang rinci tentang persepsi pelanggan.



Gambar 2. Ilustrasi arsitektur IndoBERT



Gambar 3. Ilustrasi Aspect Based Sentiment Analysis (ABSA)

3.12. Evaluasi Kinerja

Evaluasi kinerja dilakukan untuk mengukur seberapa baik model analisis sentimen mengklasifikasikan ulasan pelanggan. Dalam penelitian ini, empat metrik kunci digunakan untuk menilai kinerja model: akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi menunjukkan proporsi sampel yang terklasifikasi dengan benar relatif terhadap jumlah total contoh uji. Presisi mencerminkan keandalan model dalam memprediksi kelas tertentu dengan membandingkan sampel yang teridentifikasi dengan

benar dengan semua sampel yang diprediksi dari kelas tersebut. Recall mengevaluasi seberapa efektif model menangkap semua contoh relevan dalam suatu kelas. Sementara itu, skor F1, yang didefinisikan sebagai rata-rata harmonik presisi dan recall, memberikan evaluasi yang lebih komprehensif, bermanfaat untuk dataset yang tidak seimbang. Rumus untuk ukuran evaluasi ini ditunjukkan pada Persamaan (1)–(4) [38].

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (1)$$

$$Prec = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$Rec = \frac{TN}{FN + TN} \quad (3)$$

$$F1 - Score = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (4)$$

Dimana, TP (*True Positive*) merujuk pada jumlah sentimen positif yang diprediksi dengan benar, TN (*True Negative*) merujuk pada jumlah sentimen negatif yang diprediksi dengan benar, FP (*False Positive*) merujuk pada jumlah sentimen positif yang diprediksi salah, and FN (*False Negative*) merujuk pada jumlah sentimen negatif yang diprediksi salah.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pengumpulan Data

Data untuk ini dikumpulkan dari umpan balik pelanggan di Google Maps terkait produk songket. Dataset terdiri dari 1.016 ulasan berbahasa Indonesia, dengan panjang, gaya penulisan, dan ekspresi emosi yang bervariasi. Tabel 2 menampilkan contoh data dari ulasan songket.

Tabel 2. Contoh ulasan songket dari google maps

No	Ulasan	Rating
1	tempat nya nyaman, pelayanan baik tp kurang	3
2	Tolong pegawainya di training dl :)	1
3	Pegawainya tidak ramah	3
4	Mahal sesuai bahan	2
5	Keren2 Kain nya tetap harga agak lumayan mahal	3

Tabel 2 menunjukkan contoh data ulasan Songket dari Google Maps yang digunakan untuk ABSA. Setiap ulasan berisi teks dan peringkat yang mencerminkan pengalaman pengguna. Analisis sentimen menilai pola keseluruhan ulasan (positif, negatif, atau netral), sementara ABSA menganalisis lebih detail untuk mengidentifikasi aspek-aspek spesifik seperti kualitas, layanan, dan harga, beserta sentimennya.

4.2. Pembersihan Data

Pembersihan data adalah tahap awal untuk menghilangkan karakter atau elemen yang tidak perlu dari teks. Proses ini mencakup penghapusan tanda baca, angka, simbol, dan emoji, serta koreksi kesalahan ketik jika memungkinkan. Tujuannya adalah untuk mengorganisasikan data dan memudahkan pemrosesan pada tahap selanjutnya. Proses pembersihan data ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Sesudah dan sebelum pembersihan data

No	Sebelum	Sesudah
1	tempat nya nyaman, pelayanan baik tp kurang	tempat nya nyaman pelayanan baik tp kurang
2	Tolong pegawainya di training dl :)	tolong pegawainya di training dl
3	Pegawainya tidak ramah	Pegawainya tidak ramah

No	Sebelum	Sesudah
4	Mahal sesuai bahan	Mahal sesuai bahan
5	Keren2 kain nya tetap harga agak lumayan mahal	Keren Kain nya tetap harga agak lumayan mahal

Tabel 3 menunjukkan proses pembersihan teks yang dilakukan sebelum tahap analisis sentimen. Proses ini bertujuan untuk menghilangkan elemen yang tidak relevan, seperti tanda baca, emotikon, dan karakter khusus, agar data lebih bersih dan konsisten. Misalnya, pada kalimat "tempat nya nyaman, pelayanan baik tapi kurang", koma dihilangkan, dan pada kalimat "Tolong pegawainya di training dl :)", emotikon dihilangkan. Meskipun tampak sederhana, langkah ini krusial untuk meningkatkan kualitas masukan, memungkinkan model ABSA memproses teks lebih akurat dan memahami konteks tanpa gangguan dari karakter non-teks.

4.3. Data Normalisasi

Normalisasi dilakukan untuk menstandarisasi bentuk kata agar konsisten. Proses ini meliputi konversi semua huruf menjadi huruf kecil, penggantian kata atau singkatan non-standar dengan bentuk standar (misalnya, "tp" menjadi "tapi," "dl" menjadi "dulu"), dan koreksi kesalahan ketik sederhana. Ikhtisar proses normalisasi data ditunjukkan pada Tabel 4.

Table 4. Sebelum dan sesudah normalisasi data

No	Sebelum	Sesudah
1	tempat nya nyaman, pelayanan baik tp kurang	tempat nya nyaman pelayanan baik tapi kurang
2	tolong pegawainya di training dl	tolong pegawainya di training dulu
3	Pegawainya tidak ramah	pegawainya tidak ramah
4	Mahal sesuai bahan	mahal sesuai bahan
5	Keren Kain nya tetap harga agak lumayan mahal	keren kain nya tetap harga agak lumayan mahal

Tabel 4 menunjukkan proses normalisasi data teks, yang meliputi penyesuaian bentuk kata dan koreksi ejaan agar sesuai dengan kaidah baku bahasa Indonesia. Pada tahap ini, kata-kata non-standar seperti "tp" diubah menjadi "tapi" dan "dl" menjadi "dulu", sementara kapitalisasi dan pemisahan kata, seperti "Kain nya", distandarisasi menjadi "kainnya". Proses normalisasi ini bertujuan untuk meningkatkan konsistensi teks dan memastikan bahwa model ABSA dapat memahami konteks dan makna kalimat dengan lebih akurat.

4.4. Stopword Removal

Penghapusan stopwords adalah penghapusan kata-kata yang sering digunakan dan tidak memberikan informasi bermakna untuk analisis sentimen, seperti "yang", "dan", "di", "ada", dan "itu".

Penghapusan stopwords memfokuskan teks pada kata-kata utama yang bermakna. Proses penghapusan stopwords disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5. Sebelum dan sesudah stopward removal

No	Sebelum	Sesudah
1	tempat nya nyaman, pelayanan baik tapi kurang	tempat nyaman pelayanan baik tapi kurang
2	tolong pegawainya di training dulu	tolong pegawai training dulu
3	pegawainya tidak ramah	Pegawai tidak ramah
4	mahal sesuai bahan	mahal sesuai bahan
5	keren kain nya tetap harga agak lumayan mahal	Keren kain tetap harga agak lumayan mahal

Tabel 5 menunjukkan proses penghapusan stopwords, yang dilakukan untuk mengurangi kata-kata yang tidak bermakna bagi analisis, seperti kata ganti atau afiks yang tidak memengaruhi konteks sentimen. Misalnya, kata "tempat nya" dan "tempat" disederhanakan menjadi "pegawainya" dan "pegawai". Langkah ini membantu model berfokus pada kata-kata yang paling bermakna dalam teks, sehingga meningkatkan akurasi ABSA.

4.5. Tokenisasi

Tokenisasi adalah proses membagi teks menjadi unit-unit yang lebih kecil, yang dikenal sebagai token, untuk analisis selanjutnya. Gambaran umum proses tokenisasi ditunjukkan pada Tabel 6.

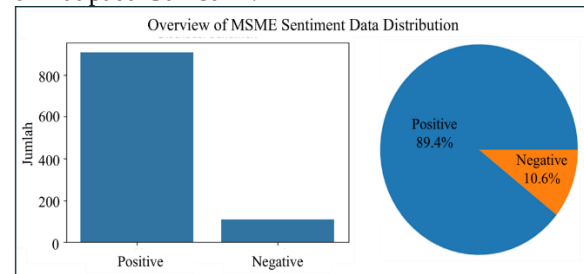
Tabel 6. Sebelum dan sesudah tokenisasi

No	Sebelum	Sesudah
1	tempat nyaman pelayanan baik tapi kurang	["tempat", "nyaman", "pelayanan", "baik", "tapi", "kurang"]
2	tolong pegawai training dulu	["tolong", "pegawai", "training", "dulu"]
3	pegawai tidak ramah	["pegawai", "tidak", "ramah"]
4	mahal sesuai bahan	["mahal", "sesuai", "bahan"]
5	keren kain tetap harga agak lumayan mahal	["keren", "kain", "tetap", "harga", "agak", "lumayan", "mahal"]

Tabel 6 menunjukkan proses tokenisasi, yang memecah teks ulasan menjadi potongan kata atau token untuk diproses oleh model bahasa seperti IndoBERT. Setiap kalimat di kolom "sebelum" diubah menjadi daftar kata individual di kolom "sesudah". Misalnya, kalimat "tempat nyaman pelayanan baik tapi kurang" dipecah menjadi ["tempat", "nyaman", "pelayanan", "baik", "tapi", "kurang"]. Proses ini penting karena memungkinkan model untuk menganalisis makna setiap kata secara terpisah dan memahami hubungan antar kata dalam kalimat.

4.6. Filter Data

Penyaringan bertujuan untuk menghilangkan kata-kata yang muncul terlalu sering tanpa makna tertentu (misalnya, "bagus" yang diulang) atau terlalu jarang. Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa kata-kata yang diproses benar-benar relevan untuk analisis sentimen. Hasil proses filtering data dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil distribusi filtering data

Berdasarkan Gambar 4, penelitian ini menggunakan 803 ulasan pelanggan di Google Maps untuk produk kain songket setelah penyaringan. Distribusi sentimen menunjukkan bahwa 89,4% ulasan menyatakan sentimen positif, sementara 10,6% negatif. Sebagian besar pelanggan memberikan umpan balik positif mengenai kualitas kain, layanan, dan pengalaman berbelanja secara keseluruhan. Sementara itu, ulasan negatif terutama menyebutkan masalah dengan harga atau layanan yang tidak memuaskan. Hal ini menunjukkan bahwa UMKM songket secara umum telah membangun persepsi publik yang positif, meskipun beberapa aspek, terutama dalam kualitas layanan, yang memerlukan perbaikan.

4.7. Augmentasi Data

Setelah penyaringan, 803 ulasan tersisa dalam dataset. Dataset tersebut kemudian dibagi menjadi set pelatihan dan pengujian untuk memastikan evaluasi yang adil. Untuk meningkatkan data pelatihan dan generalisasi model, teknik augmentasi data diterapkan hanya pada set pelatihan dengan menghasilkan variasi ulasan baru melalui parafrase teks sederhana. Metode ini mempertahankan makna asli sekaligus memperluas data pelatihan untuk pembelajaran model yang lebih robust. Tabel 7 merangkum distribusi sentimen sebelum dan sesudah proses augmentasi.

Tabel 7. Sebelum dan sebelum augmentasi data

No	Sentimen	Sebelum	Sesudah
1	Negatif	85	315
2	Positif	718	2115
Total		803	2430

Berdasarkan Tabel 7, proses augmentasi meningkatkan jumlah sampel positif dari 718 menjadi 2.115 dan sampel negatif dari 85 menjadi 315, sehingga menghasilkan kumpulan data yang lebih besar dan beragam yang dapat meningkatkan kemampuan model untuk mengenali variasi sentimen di berbagai aspek dalam kerangka ABSA.

4.8. Hasil dan Evaluasi

ABSA mengevaluasi opini pelanggan terhadap produk dan layanan UMKM Songket, termasuk kualitas produk, harga, dan layanan. Setiap ulasan dianalisis untuk mengekstrak aspek-aspek yang dibahas. Sentimen setiap elemen diklasifikasikan menggunakan model IndoBERT dengan 50 epoch, ukuran batch 16, dan laju pembelajaran 2×10^{-5} . ABSA digunakan untuk mengidentifikasi aspek mana yang masih perlu dikembangkan, sehingga memungkinkan UMKM untuk mengevaluasinya. Kinerja ABSA ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Hasil ABSA pada ulasan songket

No	Aspect	Acc	Prec	Recall	F1-score
1	Kualitas	0.99	1.00	0.97	0.98
2	Layanan	0.99	0.99	0.95	0.97
3	Harga	0.99	0.99	0.96	0.98

Tabel 8 menyajikan hasil kinerja model ABSA di tiga aspek: kualitas, layanan, dan harga dan menunjukkan hasil yang sangat baik. Nilai Akurasi dan Presisi untuk setiap elemen mencapai 0,99, sedangkan recall berada pada 0,95–0,97, dan skor F1 berkisar antara 0,96–0,99. Hal ini menunjukkan bahwa model tersebut dapat secara akurat mengklasifikasikan sentimen pelanggan di seluruh aspek yang dianalisis, yang memungkinkan UMKM lebih percaya diri dalam menggunakan informasi ini untuk mengevaluasi dan mengembangkan kualitas dan harga produk dan layanan. Konsistensi dalam kinerja di seluruh aspek menunjukkan ketahanan dan efisiensi pendekatan ABSA. Analisis sentimen secara keseluruhan menunjukkan bahwa sebagian besar ulasan Google Maps tentang UMKM Songket bersifat positif, yang menunjukkan bahwa pelanggan umumnya memiliki persepsi yang baik terhadap produk dan pengalaman berbelanja mereka. Proporsi ulasan yang lebih kecil mengungkapkan sentimen negatif, yang sering kali terkait dengan masalah seperti variasi harga dan kualitas layanan. Distribusi hasil analisis sentimen berdasarkan kualitas, harga, dan layanan ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Distribusi sentimen positif dan negatif berdasarkan aspek kualitas, harga dan pelayanan

Berdasarkan Gambar 5, distribusi sentimen pada aspek Kualitas, Harga, dan Layanan menunjukkan bahwa banyak tanggapan yang positif. Untuk aspek Kualitas, tercatat 141 sentimen positif dan 18 komentar negatif, yang menunjukkan kepuasan pelanggan yang tinggi terhadap produk atau layanan. Namun, 18 komentar negatif mengeluhkan tentang produk yang kecil, kualitas kain yang pas-pasan, dan layanan yang buruk. Untuk aspek Harga, terdapat 149 sentimen positif dan 23 komentar negatif yang menyoroti harga yang tidak memenuhi harapan, kualitas yang tidak memuaskan, atau fasilitas yang tidak nyaman. Sementara itu, aspek Layanan menerima 133 sentimen positif dan 17 komentar negatif, yang mencatat layanan yang tidak memuaskan meskipun kualitas produk memadai. Komentar-komentar negatif ini perlu menjadi pertimbangan pengembang sebagai bahan evaluasi untuk meningkatkan kualitas, harga, dan layanan guna mengoptimalkan kepuasan pelanggan.

4.9. Pembahasan

Untuk mengevaluasi efektivitas metode yang diusulkan, kinerjanya dibandingkan dengan beberapa penelitian yang ada. Metode yang diusulkan mencapai kinerja yang unggul di semua metrik evaluasi, dengan akurasi 0.99, presisi 0.99, recall 0.97, dan f1-score 0.98. Hasil ini mengungguli penelitian sebelumnya seperti Setiadi et al.[39] memperoleh akurasi 0.84, presisi 0.91, recall of 0.87, dan F1-score of 0.89. Zhao et al. [40] memperoleh akurasi 0.84, presisi 0.91, recall 0.87, dan f1-score 0.89. Zeng et al. [41] memperoleh akurasi 0.84 dan F1-score 0.77. Turangan et al.[42] menunjukkan kinerja yang seimbang dengan akurasi, presisi, recall, dan F1-score 0.87. Suhariyanto et al. [43] mencapai nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-score masing-masing sebesar 0.92, 0.93, 0.92, dan 0.92. Yusni et al. [27] mencapai metrik yang konsisten, masing-masing sekitar 0.86–0.87. Afidah et al. [26] memperoleh akurasi sebesar 0,91 tetapi dengan presisi yang lebih rendah (0.75), recall (0.66), dan skor F1 (0.71). Cynthia et al. [44] memperoleh akurasi sebesar 0.91 dan F1-score sebesar 0.71. Dhanal et al. [45] mencapai akurasi sebesar 0.87 dan F1-score sebesar 0.81. Hasil ini menunjukkan bahwa model yang diusulkan menghasilkan hasil klasifikasi yang lebih konsisten dan dapat diandalkan, mempertahankan keseimbangan yang sangat baik antara presisi dan recall. Peningkatan ini terutama disebabkan oleh penggunaan arsitektur yang lebih efisien untuk mengekstraksi fitur-fitur penting, serta penerapan strategi augmentasi data yang ditingkatkan dan pengoptimalan parameter.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini mengimplementasikan ABSA menggunakan model IndoBERT untuk menganalisis ulasan pelanggan terhadap produk songket. Model ini mencapai akurasi tinggi (0.99), presisi (0.99), recall (0.95–0.97), dan F1-score (0.96–0.99) di semua aspek,

menunjukkan efektivitasnya dalam mengidentifikasi sentimen dari ulasan berbahasa Indonesia. Hasil ini menunjukkan bahwa model tersebut dapat secara akurat menangkap opini pelanggan tentang kualitas produk, harga, dan layanan, memberikan wawasan berharga untuk membantu UMKM meningkatkan produk dan layanan serta memenuhi harapan pelanggan dengan lebih baik. Penelitian ini memberikan wawasan kuantitatif dan kualitatif tentang persepsi pelanggan, yang dapat digunakan untuk meningkatkan strategi bisnis dan pengambilan keputusan. Penelitian di masa mendatang dapat memperluas analisis ini dengan menggabungkan kumpulan data Indonesia yang lebih besar dan lebih beragam, meningkatkan deteksi sentimen implisit, dan meningkatkan interpretabilitas model untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam bagi pengambilan keputusan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Paul *et al.*, “Digital transformation: A multidisciplinary perspective and future research agenda,” *Int. J. Consum. Stud.*, vol. 48, no. 2, Mar. 2024.
- [2] Badan Pusat Statistika, *Statistik Telekomunikasi Indonesia 2024*. 2025.
- [3] S. Aras, M. Yusuf, R. Y. Ruimassa, E. A. B. Wambrauw, and E. B. Pala’langan, “Sentiment Analysis on Shopee Product Reviews Using IndoBERT,” *J. Inf. Syst. Informatics*, vol. 6, no. 3, pp. 1616–1627, Sep. 2024.
- [4] S. Shalehanny, A. Triayudi, and E. T. E. Handayani, “Public’s Sentiment Analysis on Shopee Food Service Using Lexicon-Based and Support Vector Machine,” *J. Ris. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–8, Dec. 2021.
- [5] B. Shin, S. Ryu, Y. Kim, and D. Kim, “Analysis on Review Data of Restaurants in Google Maps through Text Mining: Focusing on Sentiment Analysis,” *J. Multimed. Inf. Syst.*, vol. 9, no. 1, pp. 61–68, Apr. 2022.
- [6] Loranty Folia Simanjuntak, Shintami Oktavia, Anggi Pratiwi Sitorus, and Muhammad Alhasymi Matondang, “Multiple Correlation Analysis of the Number of E-Commerce Entrepreneurs, Digital Literacy, and GDP per Capita on E-Commerce Transaction Value in Indonesia in 2020–2023,” *Outl. J. Econ. Stud.*, vol. 4, no. 2, pp. 108–116, Jun. 2025.
- [7] R. C. Dwiputra, P. W. Handayani, F. P. Snnarso, and M. H. Hilman, “The Influence of Electronic Word-of-Mouth Information Quality Dimensions on Consumer Product Purchase in Online Marketplace,” in *2021 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACISIS)*, IEEE, Oct. 2021, pp. 1–6.
- [8] A. M. Khan and F. A. Loan, “Exploring the reviews of Google Maps to assess the user opinions about public libraries,” *Libr. Manag.*, vol. 43, no. 8–9, pp. 601–615, Oct. 2022.
- [9] M. Möhring, B. Keller, R. Schmidt, and S. Dacko, “Google Popular Times: towards a better understanding of tourist customer patronage behavior,” *Tour. Rev.*, vol. 76, no. 3, pp. 533–569, May 2021.
- [10] Y.-J. Kim and H.-S. Kim, “The Impact of Hotel Customer Experience on Customer Satisfaction through Online Reviews,” *Sustainability*, vol. 14, no. 2, p. 848, Jan. 2022.
- [11] K. Dutta, K. Sharma, and T. Goyal, “Customer’s digital advocacy: the impact of reviews and influencers in building trust for tourism and hospitality services,” *Worldw. Hosp. Tour. Themes*, vol. 13, no. 2, pp. 260–274, Jul. 2021.
- [12] B. Mathayomchan and V. Taecharunroj, “‘How was your meal?’ Examining customer experience using Google maps reviews,” *Int. J. Hosp. Manag.*, vol. 90, p. 102641, Sep. 2020.
- [13] M. Wankhade, A. C. S. Rao, and C. Kulkarni, “A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 55, no. 7, pp. 5731–5780, Oct. 2022.
- [14] M. A. Sahagun, J. Flores, and J. Jocson, “Utilizing Google Map Reviews and Sentiment Analysis: Knowing Customer Experience in Coffee Shops,” *QUEST J. Multidiscip. Res. Dev.*, vol. 1, no. 2, Dec. 2022.
- [15] N. A. K. M. Haris, S. Mutalib, A. M. A. Malik, S. Abdul-Rahman, and S. N. K. Kamarudin, “Sentiment classification from reviews for tourism analytics,” *Int. J. Adv. Intell. Informatics*, vol. 9, no. 1, p. 108, Mar. 2023.
- [16] J. Derco and D. Tometzová, “Customer satisfaction through online reviews analysis – a case study of Slovak spas,” *Worldw. Hosp. Tour. Themes*, vol. 17, no. 2, pp. 213–222, Apr. 2025.
- [17] A. Bhardwaj, “Sentiment Analysis and Text Classification for Social Media Contents Using Machine Learning Techniques,” *SSRN Electron. J.*, 2020.
- [18] P. R. Amalia and E. Winarko, “Aspect-Based Sentiment Analysis on Indonesian Restaurant Review Using a Combination of Convolutional Neural Network and Contextualized Word Embedding,” *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, vol. 15, no. 3, p. 285, Jul. 2021.
- [19] A. Maretta and A. Meiriza, “Aspect-Based Sentiment Analysis of Hospital Service Reviews Using Fine-Tuned IndoBERT,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 5, pp. 2541–2551, Oct. 2025.
- [20] 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,” *J. Inf. Syst. Eng. Bus. Intell.*, vol. 11, no. 1, pp. 30–40, Mar. 2025.
- [21] A. Jazuli, Widowati, and R. Kusumaningrum, “Aspect-based sentiment analysis on student

- reviews using the Indo-Bert base model,” *E3S Web Conf.*, vol. 448, p. 02004, Nov. 2023.
- [22] G. S. Chauhan, R. Nahta, Y. K. Meena, and D. Gopalani, “Aspect based sentiment analysis using deep learning approaches: A survey,” *Comput. Sci. Rev.*, vol. 49, p. 100576, Aug. 2023.
- [23] F. A. D. Aryanti, A. Luthfiarta, and D. A. I. Soeroso, “Aspect-Based Sentiment Analysis with LDA and IndoBERT Algorithm on Mental Health App: Riliv,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 2, pp. 361–375, Mar. 2025.
- [24] A. Wafda, D. H. Fudholi, and J. Nugraha, “Aspect-Based Sentiment Analysis On Twitter Tweets About The Merdeka Curriculum Using IndoBERT,” *JITK (Jurnal Ilmu Pengetah. dan Teknol. Komputer)*, vol. 10, no. 3, Feb. 2025.
- [25] R. Kusumaningrum, I. Z. Nisa, R. Jayanto, R. P. Nawangsari, and A. Wibowo, “Deep learning-based application for multilevel sentiment analysis of Indonesian hotel reviews,” *Heliyon*, vol. 9, no. 6, p. e17147, Jun. 2023.
- [26] D. I. Afidah, P. D. Anggraeni, M. Rizki, A. B. Setiawan, and S. F. Handayani, “Aspect-Based Sentiment Analysis for Indonesian Tourist Attraction Reviews Using Bidirectional Long Short-Term Memory,” *JUITA J. Inform.*, vol. 11, no. 1, p. 27, May 2023.
- [27] C. Yusni Adhelina, M. Halmi Dar, and M. Nirmala Sari Hasibuan, “Implementation of Deep Learning Models in Conducting Aspect-Based Sentiment Analysis,” *Int. J. Sci. Technol. Manag.*, vol. 6, no. 4, pp. 949–957, Jul. 2025.
- [28] F. Fathoni, A. Faradhisa Ansori, I. Nailah Ramadhani, C. Rahmi Anissa, and S. Amelia Putri, “Analisis Sentimen Masyarakat Indonesia di Twitter Terhadap Sistem Perpajakan ‘Coretax’ Menggunakan Metode Naïve Bayes,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 4, pp. 6749–6753, May 2025.
- [29] F. A. Rahman, R. Kassim, Z. Baharum, H. A. M. Noor, and N. A. Haris, “Data Cleaning in Knowledge Discovery Database-Data Mining (KDD-DM),” *Int. J. Eng. Adv. Technol.*, vol. 8, no. 6s3, pp. 2196–2199, Nov. 2019.
- [30] J. Fernando and F. Fathoni, “Sentiment Analysis on E-Learning University XYZ With Naive Bayes Classifier Method,” *JUTI J. Ilm. Teknol. Inf.*, pp. 81–97, Jul. 2023.
- [31] S. Gandotra and B. Arora, “Functional words removal techniques: A review,” in *2018 Fifth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC)*, IEEE, Dec. 2018, pp. 546–550.
- [32] A. Rai and S. Borah, “Study of Various Methods for Tokenization,” 2021, pp. 193–200.
- [33] M. Imanulhaq Nurdiana and R. N. Siti Fathonah, “Systematic Literature Review: Analisis Sentimen Publik terhadap Bitcoin,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 9, no. 5, pp. 8271–8279, Jul. 2025.
- [34] H. Nandy and R. Sridhar, “Filtering-Based Text Sentiment Analysis for Twitter Dataset,” 2021, pp. 1035–1046.
- [35] H. Ahmadian, T. F. Abidin, H. Riza, and K. Muchtar, “Hybrid Models for Emotion Classification and Sentiment Analysis in Indonesian Language,” *Appl. Comput. Intell. Soft Comput.*, vol. 2024, no. 1, Jan. 2024.
- [36] A. A. P. Simarmata and T. B. Sasongko, “Sentiment Analysis on BRImo Application Reviews Using IndoBERT,” *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 3, pp. 851–862, Jun. 2025.
- [37] N. Kumari, “Aspect Based Sentiment Analysis for Product Reviews,” *Int. J. Res. Appl. Sci. Eng. Technol.*, vol. 13, no. 4, pp. 6103–6113.
- [38] G. M. Foody, “Challenges in the real world use of classification accuracy metrics : From recall and precision to the Matthews correlation coefficient,” *PLoS One*, vol. 18, no. 10, pp. 1–27, 2023.
- [39] D. R. I. M. Setiadi, W. Warto, A. R. Muslikh, K. Nugroho, and A. N. Safriandono, “Aspect-Based Sentiment Analysis on E-commerce Reviews using BiGRU and Bi-Directional Attention Flow,” *J. Comput. Theor. Appl.*, vol. 2, no. 4, pp. 470–480, Apr. 2025.
- [40] G. Zhao, Y. Luo, Q. Chen, and X. Qian, “Aspect-based sentiment analysis via multitask learning for online reviews,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 264, p. 110326, Mar. 2023.
- [41] B. Zeng, H. Yang, R. Xu, W. Zhou, and X. Han, “LCF: A Local Context Focus Mechanism for Aspect-Based Sentiment Classification,” *Appl. Sci.*, vol. 9, no. 16, p. 3389, Aug. 2019.
- [42] A. D. P. Turangan, A. Jacobus, and F. D. Kambey, “Implementation of Feature Extraction Using BERT in Aspect Based Sentiment Analysis,” *J. EECCIS (Electrics, Electron. Commun. Control. Informatics, Syst.)*, vol. 19, no. 2, pp. 99–104, Aug. 2025.
- [43] S. Suhariyanto, R. Sarno, C. Fatichah, and R. Abdullah, “Aspect-based sentiment analysis: natural language understanding for implicit review,” *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 14, no. 6, p. 6711, Dec. 2024, doi: 10.11591/ijece.v14i6.pp6711-6722.
- [44] C. A. Bahri and L. H. Suadaa, “Aspect-Based Sentiment Analysis in Bromo Tengger Semeru National Park Indonesia Based on Google Maps User Reviews,” *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.)*, vol. 17, no. 1, p. 79, Feb. 2023.
- [45] R. J. Dhanal and V. R. Ghorpade, “Aspect-based sentiment-analysis using topic modelling and machine-learning,” *Int. J. Electr. Comput. Eng.*, vol. 14, no. 6, p. 6689, Dec. 2024.