

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

Untuk membuat sistem analisis sentimen dari data, teknologi pembelajaran mesin telah menjadi subjek penelitian yang semakin penting, karena teknologi ini dapat memungkinkan pengolahan data menjadi sangat mudah dan akurat serta bisa memberikan gambaran atau kesimpulan penting dari sebuah data. Tinjauan pustaka ini akan membahas literatur untuk melakukan prediksi sentimen menggunakan model indobert sebagai pembanding serta penambah wawasan pengetahuan dalam penelitian yang akan dikerjakan kali ini.

Penelitian dalam bidang Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) dalam Bahasa Indonesia terus mengalami perkembangan, terutama sejak diperkenalkannya model bahasa berbasis transformer seperti IndoBERT. Studi oleh Yulianti dan Nissa [12] menjadi salah satu pionir pendekatan berbasis kalimat-pasangan dalam ABSA, yang terbukti lebih efektif dibanding kalimat tunggal, meningkatkan F1-score secara signifikan. Pendekatan fine-tuning IndoBERT untuk domain pariwisata yang dilakukan oleh Perwira dkk. [13] juga menunjukkan efektivitas penggunaan domain-specific adaptation, dengan presisi tinggi pada lima aspek layanan wisata. Temuan-temuan awal ini memperkuat posisi IndoBERT sebagai model dasar yang kuat untuk klasifikasi opini yang kompleks. Dalam studi oleh Yulianti dan Nissa juga membuktikan bahwa pendekatan kalimat-pasangan (*sentence pair classification*) pada ABSA mampu meningkatkan F1-score sebesar 2.2% dibandingkan pendekatan kalimat tunggal. Peningkatan ini menunjukkan bahwa memperhatikan konteks hubungan antar-kalimat berdampak signifikan terhadap presisi dan ketepatan prediksi model.

ABSA di bidang pendidikan juga telah diteliti secara mendalam. Adilla [14] menunjukkan bahwa model IndoBERT secara signifikan lebih akurat daripada FastText dalam menganalisis opini mahasiswa terhadap institusi pendidikan, terutama dalam klasifikasi multi-aspek. Adilla juga membandingkan IndoBERT dan FastText dan menemukan bahwa IndoBERT unggul yaitu dengan F1-score terbaik 0.85 dibanding Fast Test yang hanya 0.61, yang menunjukkan bahwa

pemodelan kontekstual sangat penting dalam menangani opini mahasiswa. Sementara Jejul dkk. [15] mengembangkan model multitask IndoBERT Absa untuk menangani klasifikasi aspek dan sentimen secara simultan, dan menunjukkan hasil F1-score yang sangat tinggi (0.95) dibandingkan dengan model klasik lain yang memiliki F1-score lebih rendah seperti SVM dan LSTM yang masing-masing hanya 0.75 dan 0.80. Studi-studi ini menunjukkan bahwa pendekatan Indobert Absa multitask tidak hanya efisien secara arsitektural, tetapi juga lebih kontekstual ketika menangani opini kompleks dari mahasiswa.

Dalam domain komersial, beberapa studi seperti oleh Imron dkk. [16] dan Putra Pratama dkk. [17] menunjukkan efektivitas kombinasi IndoBERT dengan CNN untuk mendeteksi aspek dan sentimen dalam ulasan pelanggan hotel dan e-commerce. Mereka berhasil mencapai akurasi lebih dari 94%, jauh melebihi baseline tradisional. Di sisi lain, Amalia dan Winarko [18] membandingkan berbagai teknik embedding kontekstual dan menyimpulkan bahwa kombinasi BERT-CNN merupakan pendekatan yang paling akurat dalam klasifikasi opini konsumen restoran. Di sektor layanan publik, Tarwoto dkk. [19] dan Setyani dan Sibaroni [20] menerapkan ABSA untuk menganalisis ulasan aplikasi JKN dan Bibit, yang menunjukkan potensi model ini dalam menganalisis opini berbasis aplikasi layanan masyarakat.

ABSA juga mulai digunakan dalam konteks opini publik dan politik. Said dan Manik [21] menerapkan IndoBERT dan RoBERTa untuk mengklasifikasikan sentimen terhadap kandidat presiden, sementara Azhar dan Khodra [22] mengevaluasi mBERT dalam konteks layanan hotel. Azhar dan Khodra melaporkan bahwa *fine-tuning mBERT* dengan F1-score 0.9765, menghasilkan peningkatan 8% dibanding baseline CNN-XGBoost yang F1-scorenya sebesar 0.8958, menekankan pentingnya model pra-latih berbasis transformer dalam tugas ABSA. Maharani dkk. [23] melakukan post-training IndoBERT untuk domain finansial dan menemukan bahwa adaptasi domain memperbaiki performa secara signifikan. Bahri dan Suadaa [24] menerapkan ABSA pada ulasan destinasi wisata nasional dan memperoleh akurasi tinggi yaitu 91.48% pada ulasan wisata, namun nilai F1

menunjukkan adanya ketimpangan pada kelas minoritas (seperti sentimen negatif yang lebih jarang muncul). Sementara itu, pendekatan generatif multitask mulai diperkenalkan oleh Suchrady dan Purwarianti [25] melalui Indo LEGO-ABSA berbasis mT5, yang membuka arah baru dalam penelitian ABSA dengan format generatif dimana F1-score rata-rata sekitar 0.80 dalam model Indo LEGO-ABSA.

Selain itu, Saputra dkk. [26] mengeksplorasi penggunaan IndoBERT dalam klasifikasi emosi, meskipun tidak secara langsung fokus pada ABSA. Penelitian-penelitian terbaru juga mulai masuk ke domain kesehatan mental dan aplikasi pemerintah. Suryanti dkk. [27] menggunakan kombinasi LDA dan IndoBERT untuk mengelompokkan opini pengguna aplikasi kesehatan mental Riliv, sedangkan Suryatin dkk. [28] menerapkan CNN dan GRU untuk mengevaluasi sentimen terhadap aplikasi Pedulilindungi, dengan akurasi hingga 98%. Pada ranah kebijakan publik, Naraswati dkk. [29] dan Krisdiyanto dkk. [30] mengevaluasi opini terhadap kebijakan COVID-19 dan PPKM, namun masih menggunakan pendekatan klasik seperti Naïve Bayes yang memiliki keterbatasan dalam menangani struktur opini multi-aspek.

Sementara itu, Nuriman dkk. [31] menunjukkan korelasi antara sentimen masyarakat di media sosial dengan hasil survei integritas pemerintah daerah, menggunakan gabungan RNN dan IndoBERT, bahkan menyertakan perbandingan hasil prediksi model ABSA terhadap hasil survei integritas eksternal (SPI), memperkuat validitas eksternal hasil model. Meskipun akurasi keseluruhan berada di angka moderat (0.73), F1-score sebesar 0.87 menunjukkan bahwa model cukup handal dalam mendeteksi opini positif dan negatif terhadap pemerintah daerah. Hal ini membuktikan bahwa F1-score seringkali lebih representatif dibanding akurasi semata, khususnya ketika tujuan penelitian adalah memahami opini dalam kondisi nyata yang kompleks dan tidak terstruktur.

Tabel 2. 1 Perbandingan penelitian terdahulu

No	Penulis (Tahun)	Domain	Model Utama	Teknik Pelabelan	Aspek/Label	F1/Acc	Catatan Khusus
1	Yulianti & Nissa (2024)	E-commerce	IndoBERT	Kalimat pasangan	Multi-aspek	F1-score : 0.9194	Sentence-pair outperform single- sentence
2	Perwira dkk. (2025)	Pariwisata	IndoBERT fine-tuned	Manual domain- specific	Lima aspek wisata	Acc: 0.89	Fine tuning khusus domain wisata
3	Adilla (2024)	Pendidikan	IndoBERT vs FastText	Manual	Tiga aspek kampus	Indobert 0.85 vs Fast Text 0.61	Multi-aspek opini mahasiswa
4	Jajuli dkk. (2025)	Pendidikan	SVM, LSTM dan IndoBERT Absa	Manual	Tiga aspek	F1: 0.75, F1- score: 0.80, F1-score: 0.95	Student feedback

5	Imron dkk. (2023)	E-commerce	CNN	Manual	Multi-label aspek	Acc: 94%	IndoBERT embedding + CNN
6	Putra Pratama dkk. (2024)	Hotel	IndoBERT vs CNN	Manual	Sentimen umum	F1 score 0.86 vs 0.88	Benchmark IndoBERT vs CNN
7	Amalia & Winarko (2023)	Restoran	BERT- CNN/ELMo/Word2Vec	Manual	Tiga aspek layanan	F1: 0.91	Perbandingan berbagai contextual embeddings
8	Tarwoto dkk. (2025)	Aplikasi kesehatan	IndoBERT	Manual	Sentimen umum	Acc: 97.28 %	Ulasan JKN PlayStore
9	Setyani & Sibaroni (2023)	Aplikasi investasi	IndoBERT fine-tuned	Manual	Multi-aspek	F1: 0.75– 0.92	Analisis user-generated content per aspek
10	Said & Manik (2022)	Politik (Pemilu)	IndoBERT + RoBERTa	Manual + scraping	Lima aspek politik	Acc: 98 %	ABSA dengan multi-label tweet politik

11	Azhar & Khodra (2021)	Hotel	mBERT vs CNN-XGBoost	Manual	Aspek layanan	0.97 vs 0.89	Benchmark mBERT vs baseline
12	Maharani dkk. (2023)	Finansial	IndoBERT (post-train)	Manual	Topik keuangan	—	Domain-specific post-training
13	Bahri & Suadaa (2023)	Pariwisata	IndoBERT	Manual	Multi-aspek ulasan	Acc: 91.48 %	Ulasan Bromo Tengger Semeru
14	Suchrady & Purwarianti (2023)	Umum (multi-domain)	Indo LEGO-ABSA (mT5)	Generatif multitask	Tiga aspek/domain	F1: 0.80	Multitask generatif ABSA
15	Saputra dkk. (2025)	Emosi (medsos)	IndoBERT	Manual	Lima emosi dasar	Average F1-Score: 0.73.3	Emosi, bukan sentimen per aspek
16	Suryanti dkk. (2024)	Kesehatan mental	IndoBERT + LDA	Manual + topic modeling	Empat aspek aplikasi	Acc: 95 %	ABSA aplikasi mental health
17	Suryatin dkk. (2024)	Aplikasi publik <i>Pedulilindungi</i>	IndoBERT + CNN-GRU	Manual	Empat aspek	Acc: 98 %	Analisis ABSA aplikasi pemerintah

18	Naraswati dkk. (2021)	Kebijakan COVID-19 (X)	Naïve Bayes	Manual	Tiga topik kebijakan	Acc: 87 %	Pola opini negatif mendominasi
19	Krisdiyanto dkk. (2021)	Kebijakan PPKM	SVM + Naïve Bayes	Manual	Sentimen umum	F1 : 0.70	Pembandingan klasik vs BERT
20	Nuriman dkk. (2024)	Kebijakan daerah (medsos)	RNN + IndoBERT	Manual	Tiga aspek opini daerah	Acc: 0.73, F1: 0.87	Korelasi sentimen X dengan SPI

Tabel 2.1 menyajikan perbandingan beberapa penelitian terdahulu yang berfokus pada pengembangan model prediksi analisis sentimen menggunakan IndoBERT. Beberapa studi sebelumnya telah memanfaatkan model klasifikasi seperti FastText, Naïve Bayes, CNN, serta model hybrid berbasis RNN sebagai baseline dalam tugas analisis sentimen dan ABSA di berbagai domain. Informasi ini penting untuk memahami posisi dan kontribusi pendekatan IndoBERT yang digunakan dalam penelitian ini, terutama dalam konteks klasifikasi multi-aspek.

Berdasarkan hasil yang ditampilkan dalam tabel 2.1, pendekatan berbasis IndoBERT yang diterapkan dalam penelitian ini menunjukkan performa unggul dengan F1-score sebesar 0,95 pada data pelatihan dan 0,98 pada data uji. Keunggulan ini tidak hanya terlihat dalam akurasi prediksi, tetapi juga dalam stabilitas antar-label pada klasifikasi multi-aspek. Dengan performa tersebut, model yang dikembangkan layak dipertimbangkan sebagai sistem pendukung pengambilan keputusan berbasis opini masyarakat di media sosial.

Meskipun berbagai penelitian telah berhasil menerapkan ABSA di sejumlah domain, mayoritas studi tersebut terbatas pada pendekatan single-label dan single-aspect, serta berfokus pada ulasan produk, aplikasi, atau layanan. Sangat sedikit penelitian yang mengaplikasikan ABSA dalam konteks opini publik terhadap kebijakan, khususnya dalam bahasa Indonesia yang kerap kali bersifat informal dan sarat ironi. Selain itu, pendekatan multi-output classification, yang memungkinkan satu entri mengandung beberapa aspek dan label sentimen secara simultan, masih belum banyak dieksplorasi secara mendalam.

Lebih lanjut, pengembangan model ABSA yang tidak hanya efektif secara algoritmik, tetapi juga diimplementasikan ke dalam sistem aplikasi nyata seperti dashboard analitik, masih tergolong langka. Padahal, sistem semacam ini dapat menjadi alat strategis bagi pengambil kebijakan untuk memantau persepsi masyarakat secara real time terhadap kebijakan yang tengah atau telah diterapkan. Integrasi model ke dalam aplikasi yang bersifat interaktif dapat meningkatkan utilitasnya dalam konteks pengambilan keputusan berbasis data.

Oleh karena itu, penelitian ini diarahkan untuk menjawab kesenjangan tersebut dengan merancang sistem ABSA berbasis IndoBERT yang mendukung klasifikasi multi-label dan multi-aspek, serta dapat digunakan secara aplikatif melalui dashboard web interaktif. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan mampu memberikan kontribusi signifikan tidak hanya dalam pengembangan model ABSA berbahasa Indonesia, tetapi juga dalam penerapannya sebagai sistem pendukung kebijakan publik berbasis analisis opini masyarakat.

