

Pengembangan Model Fine-Tuning IndoBERT Untuk Deteksi Topik dan Analisis Sentimen Ulasan Produk Berbasis Aspek

Claudio Erlisto Candra Juniarto^{*1}, Ryan Putranda Kristianto,² Yulia Wahyuningsih³

^{1,2,3*} Program Studi Ilmu Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Katolik Darma Cendika

*Co-author: claudio.juniarto@student.ukdc.ac.id

Informasi Artikel	Abstrak
Tanggal: Dikirim : 08 Ags 2026 Direvisi : 20 Ags 2026 Diterima : 20 Sep 2026 Kata Kunci: Aspect-Based Sentiment Analysis, Browser Extension, E-Commerce, IndoBERT, System Usability Scale. Keyword: <i>Aspect-Based Sentiment Analysis, Browser Extension, E-Commerce, IndoBERT, System Usability Scale.</i> 	Pertumbuhan e-commerce di Indonesia menghasilkan lonjakan data ulasan produk yang menjadi referensi utama bagi konsumen sebelum melakukan pembelian. Namun, membaca ulasan secara manual sangatlah tidak efisien, ditambah dengan adanya tantangan berupa ulasan palsu (fake review) dan ketidakseimbangan opini (class imbalance). Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan mengembangkan sebuah browser extension terintegrasi Dashboard Analitik yang mampu merangkum ulasan secara otomatis dan real-time langsung pada halaman produk. Sistem ini dibangun menggunakan pendekatan Hybrid Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) yang memadukan ekstraksi kamus leksikon (Rule-Based) untuk 7 kategori aspek (Pengiriman, Harga, Kualitas Produk, Kemasan, Pelayanan, Kesesuaian Produk, dan Umum) dengan model Deep Learning IndoBERT untuk klasifikasi sentimen biner (Positif dan Negatif). Guna menangani ketidakseimbangan data, dataset gabungan sebanyak 488.556 ulasan mentah diproses dan diseimbangkan menggunakan teknik undersampling hingga menghasilkan 260.430 sampel latih yang ideal. Ekstensi ini juga dilengkapi dengan algoritma heuristik pada sisi klien (client-side) untuk mendeteksi indikasi fake review. Hasil pengujian Blackbox membuktikan bahwa seluruh fungsionalitas sistem—seperti ekstraksi batch, injeksi badge sentimen pada elemen web (DOM), dan fitur ekspor data—berjalan dengan tingkat keberhasilan 100%. Selain itu, pengujian penerimaan pengguna menggunakan metode System Usability Scale (SUS) terhadap 36 responden memperoleh skor 64,10 (Marginal High / Good). Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa integrasi IndoBERT ke dalam browser extension terbukti andal dan fungsional dalam membantu konsumen menyaring dan memahami nilai jual suatu produk secara komprehensif.

Abstract

The growth of e-commerce in Indonesia has resulted in a surge of product review data, which serves as the primary reference for

consumers before making a purchase. However, reading reviews manually is highly inefficient, coupled with challenges such as fake reviews and class imbalance in opinions. Therefore, this study aims to develop a browser extension integrated with an Analytical Dashboard capable of summarizing reviews automatically and in real-time directly on the product page. The system is built using a Hybrid Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) approach that combines lexicon-based extraction (Rule-Based) for 7 aspect categories (Delivery, Price, Product Quality, Packaging, Service, Product Suitability, and General) with the IndoBERT Deep Learning model for binary sentiment classification (Positive and Negative). To handle data imbalance, a combined dataset of 488,556 raw reviews was processed and balanced using undersampling techniques to produce an ideal 260,430 training samples. The extension is also equipped with a client-side heuristic algorithm to detect indications of fake reviews. The Blackbox testing results prove that all system functionalities—such as batch extraction, sentiment badge injection into web elements (DOM), and data export features—operate with a 100% success rate. Furthermore, user acceptance testing using the System Usability Scale (SUS) method on 36 respondents achieved a score of 64.10 (Marginal High / Good). The conclusion of this study indicates that the integration of IndoBERT into a browser extension is proven reliable and functional in assisting consumers to comprehensively filter and understand the selling points of a product.

1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan platform e-commerce di Indonesia telah mengubah pola belanja masyarakat secara fundamental, menjadikan ulasan produk sebagai sumber informasi utama bagi konsumen sebelum melakukan pembelian [1]. Volume ulasan yang sangat besar membuat pembacaan manual tidak lagi efisien, sementara rating bintang saja tidak cukup mencerminkan kondisi aktual produk pada setiap aspeknya sebuah produk dapat memperoleh rating tinggi namun tetap menyimpan banyak keluhan pada aspek tertentu, misalnya pengiriman atau kualitas kemasan. Kondisi ini konsisten dengan temuan pada 29.387 ulasan aplikasi otomotif India yang menunjukkan 55% ulasan bernilai negatif meski rata-rata rating berada di angka 2,8 dari 5 [2], yang mengindikasikan besarnya informasi tersembunyi yang tidak tertangkap oleh skor agregat.

Aspect-Based Sentiment Analysis (ABSA) menjawab keterbatasan analisis sentimen konvensional dengan mengurai satu ulasan menjadi beberapa unit analisis berdasarkan aspek spesifik. Model IndoBERT secara konsisten unggul untuk tugas sentimen berbahasa Indonesia. Pada domain ulasan aplikasi kesehatan dan layanan publik, IndoBERT tercatat mencapai akurasi 95–96% [3], [4]. Hasil serupa juga ditemukan pada domain aplikasi kesehatan mental dan ulasan hotel, dengan akurasi berkisar 83–95% [5], [6], [7]. Namun demikian, sebagian besar penelitian tersebut masih berfokus pada polaritas sentimen secara keseluruhan tanpa analisis spesifik per aspek [8]. Akan tetapi, penelitian yang menggabungkan deteksi aspek dan klasifikasi sentimen sekaligus masih menghadapi kendala ketidakseimbangan data yang berdampak pada rendahnya F1-Score, seperti pada ABSA aplikasi Access by KAI yang mencatat F1 gabungan hanya 0,549 meski akurasi gabungan mencapai 0,962 [9]. Selain itu, model BERT standar juga tercatat memiliki keterbatasan dalam memahami relasi kontekstual spesifik antara kata dan aspek target, sehingga diperlukan pendekatan yang lebih terarah pada konteks aspek [10].

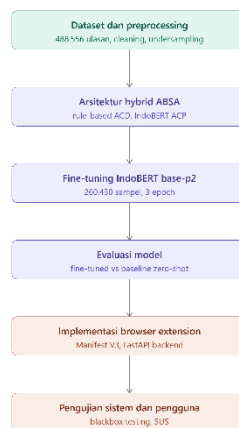
Untuk ekstraksi aspek, pendekatan rule-based berbasis pencocokan leksikon terbukti lebih ringan secara komputasi dan lebih presisi dibanding model deep learning pada teks pendek berbahasa informal [11], [12]. Sebaliknya, klasifikasi polaritas sentimen tetap memerlukan pemahaman kontekstual yang hanya dapat diberikan model berbasis Transformer. Penelitian lain juga menegaskan bahwa model pretrained yang digunakan tanpa fine-tuning (zero-shot) tidak memiliki bobot classification head yang relevan dengan tugas sentimen, sehingga performanya mendekati tebakan acak dan jauh tertinggal dari model yang telah di-fine-tune [13], [14]. Temuan ini memperkuat bukti bahwa fine-tuning IndoBERT mampu mengatasi keterbatasan metode analisis sentimen tradisional yang hanya menganalisis kalimat secara utuh tanpa menangkap nuansa konteks per aspek [15].

Berdasarkan gap tersebut, penelitian ini mengusulkan arsitektur hybrid yang memisahkan dua sub-tugas ABSA secara eksplisit: Aspect Category Detection (ACD) diselesaikan melalui rule-based leksikon, sementara Aspect Category Polarity (ACP) diselesaikan melalui fine-tuning IndoBERT base-p2 dengan skema klasifikasi biner (Positif/Negatif) yang dikondisikan pada aspek. Penyederhanaan ruang prediksi menjadi biner bukan tiga kelas termasuk Netral dipilih untuk menghindari accuracy paradox akibat representasi kelas Netral yang minim pada data ulasan e-commerce. Kontribusi penelitian ini meliputi: (1) arsitektur hybrid ABSA yang efisien secara komputasi untuk teks ulasan berbahasa Indonesia; (2) strategi pembersihan data (relabeling netral, penghapusan data mixed-signal, dan undersampling) yang terbukti menghasilkan model dengan performa seimbang antar kelas; serta (3) validasi kuantitatif kontribusi fine-tuning melalui perbandingan langsung dengan model baseline zero-shot.

2. METODE PENELITIAN

A. Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan applied research eksperimental, menggabungkan evaluasi kuantitatif model machine learning dengan implementasi rekayasa perangkat lunak. Tahapan penelitian secara garis besar ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar.1 Tahapan Penelitian

B. Dataset dan Preprocessing

Dataset bersumber dari penggabungan dua repositori publik (GitHub dan Kaggle), menghasilkan 488.556 baris ulasan mentah. Label awal ditentukan dari rating bintang (1–2 = Negatif, 4–5 = Positif, 3 = Netral). Pipeline preprocessing meliputi: filtering panjang teks minimum (MIN_CHARS=12, MIN_WORDS=3), pembuangan ulasan pendek ambigu, relabeling kelas Netral berdasarkan kata kunci sentimen kuat,

pembuangan data mixed-signal, cleaning noise marketplace, serta stemming/stopword removal menggunakan Sastrawi. Setelah filtering, dataset kelas Positif dan Negatif berjumlah 311.993 sampel (181.778 Positif, 130.215 Negatif), diseimbangkan melalui undersampling menjadi 260.430 sampel (Tabel 1) dan dibagi stratified split 80:10:10 (Tabel 2). Strategi undersampling dipilih dibanding teknik oversampling seperti SMOTE yang juga umum diterapkan pada ulasan e-commerce [16], karena volume data mayoritas kelas Positif pada penelitian ini masih cukup besar sehingga pengurangan data tidak mengorbankan representativitas data latih.

Tabel.1 Statistik Dataset Sebelum dan Sesudah Undersampling

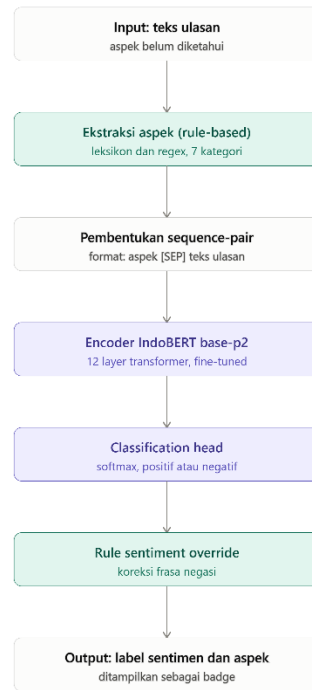
No	Tahap Pengolahan	Positif	Negatif
1	Data mentah gabungan	-	488.556 total
2	Setelah filtering & cleaning	181.778	130.215
3	Setelah undersampling	130.215	130.215

Tabel.2 Pembagian Dataset (Stratified Split)

No	Subset	Jumlah Sampel
1	Data latih (80%)c	208.344
2	Data validasi (10%)	26.043
3	Data uji (10%)	26.043
4	Total	260.430

C. Arsitektur Hybrid ABSA

Arsitektur mengadopsi pipeline hybrid sekuensial dengan format input sequence-pair aspek [SEP] teks_ulasan. Tahap Ekstraksi Aspek (Rule-Based) mengklasifikasikan teks ke 7 kategori (Pengiriman, Harga, Kualitas Produk, Kemasan, Pelayanan, Kesesuaian Produk, Umum) menggunakan kamus kata kunci berbobot dan pola Regex. Tahap Encoder IndoBERT base-p2 memproses input melalui 12 lapisan Transformer menghasilkan representasi hidden state 768 dimensi. Classification Head berupa satu lapisan Linear tunggal menghasilkan dua logit yang dikonversi Softmax. Tahap terakhir, Rule Sentiment Override, menimpa prediksi menjadi Positif apabila terdeteksi frasa negasi kondisi negatif (mis. "tanpa cacat", "tidak bocor"). Mekanisme override pasca-prediksi ini diperlukan karena model BERT standar tidak mempertimbangkan label polaritas saat memproses konteks negasi, sehingga rentan menghasilkan prediksi yang berlawanan dari makna sebenarnya [17]. Alur arsitektur sistem ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar.2 Arsitektur Hybrid Aspect-Based Sentiment Analysis

D. Fine-Tuning dan Evaluasi

Fine-tuning dilakukan menggunakan PyTorch dan Transformers Hugging Face pada Dual GPU T4. Konfigurasi hyperparameter dirangkum pada Tabel 3. Model dievaluasi pada 26.043 data uji menggunakan Confusion Matrix untuk menurunkan Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score [18]. Sebagai pembanding, dilakukan evaluasi model IndoBERT pretrained murni tanpa fine-tuning (classification head diinisialisasi acak) pada test set identik.

Tabel.3 Konfigurasi Hyperparameter Fine-Tuning

No	Parameter	Nilai
1	Model dasar	indobenchmark/indobert-base-p2
2	Max sequence length	128 token
3	Batch size	32
4	Epoch	3 (checkpoint terbaik epoch 2)
5	Learning rate	2e-5 (AdamW)
6	Warmup ratio	0,1
7	Gradient clipping	1,0
8	Random seed	42

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pelatihan dan Pembahasan

Pelatihan 3 epoch konvergen stabil; model terbaik dipilih pada epoch 2 (Val F1 Macro 0,9032). Evaluasi akhir pada data uji menghasilkan Accuracy, F1 Macro, dan F1 Weighted konsisten pada 90,27% (Tabel 4), dengan precision-recall kedua kelas berada di rentang 0,89–0,91 tanpa bias signifikan.

Tabel.4 Classification Report Model Fine-Tuned pada Data Uji

No	Kelas	Precision	Recall	F1-Score
1	Negatif	0,9112	0,8925	0,9017
2	Positif	0,8946	0,9130	0,9037
3	Macro avg	0,9029	0,9027	0,9027

B. Kontribusi Fine-Tuning

Model baseline zero-shot hanya mencapai accuracy 44,57%, lebih rendah dari tebakan acak murni (50%) pada klasifikasi biner seimbang model condong memprediksi 81,66% data sebagai Positif, sehingga recall kelas Negatif hanya 12,92%. Setelah fine-tuning, recall Negatif naik menjadi 89,25% dan recall Positif 91,30% (Tabel 5), menegaskan representasi bahasa umum hasil pra-pelatihan tidak cukup tanpa adaptasi lanjutan [13], [14]

Tabel.5 Perbandingan Performa Baseline vs Fine-Tuned

No	Skenario	Accuracy	F1-Macro
1	Baseline (tanpa fine-tuning)	44,57%	38,40%
2	Fine-tuned IndoBERT	90,27%	90,27%
3	Selisih	+45,75 poin	+51,87 poin

C. Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Dibandingkan penelitian ABSA sebelumnya, performa penelitian ini (90,27%) kompetitif meski beberapa penelitian yang menangani aspek dan sentimen sebagai dua model terpisah mencapai F1 lebih tinggi pada domain spesifik [19], [20]. Namun penelitian tersebut umumnya belum menangani ketidakseimbangan gabungan aspek-sentimen secara eksplisit, sebagaimana F1 gabungan 0,549 berbanding akurasi gabungan 0,962 pada [9]. Pemisahan ACD (rule-based) dari ACP (deep learning) pada penelitian ini membuat ketidakseimbangan kelas hanya perlu ditangani pada satu sub-tugas dan dapat diatasi tuntas melalui undersampling.

D. Implementasi Sistem

Model diintegrasikan ke browser extension Manifest V3 dengan backend FastAPI di Hugging Face Spaces (endpoint /predict_batch, True Batch Inference hingga 20 ulasan per permintaan). Pengujian Blackbox menunjukkan keberhasilan 100%. Pemilihan standar Manifest V3 didasarkan pada dominasinya pada ekosistem ekstensi peramban saat ini, di mana sembilan dari sepuluh ekstensi baru di Chrome Web Store telah menggunakan format ini [21]. Pengujian System Usability Scale (SUS) terhadap 36 responden menghasilkan skor 64,10 (kategori Marginal High, Adjective Rating Good).

E. Pengkodean

```
# =====
# 7. DATASET, DATALOADER, TRAINING FUNCTIONS
# =====
class ABSADataset(Dataset):
    def __init__(self, texts, labels, tokenizer, max_len=128):
        self.texts = list(texts); self.labels = list(labels); self.tokenizer = tokenizer; self.max_len = max_len
    def __len__(self): return len(self.texts)
    def __getitem__(self, idx):
        enc = self.tokenizer(str(self.texts[idx]), truncation=True, padding='max_length', max_length=self.max_len, return_tensors='pt')
        return {'input_ids':enc['input_ids'].squeeze(0), 'attention_mask':enc['attention_mask'].squeeze(0), 'labels':torch.tensor(int(self.labels[idx]), dtype=torch.long)}

device = torch.device('cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu')
tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained(MODEL_NAME)

def make_loader(df, shuffle=False):
    ds = ABSADataset(df['input_text'], df['label'], tokenizer, MAX_LEN)
    return DataLoader(ds, batch_size=BATCH_SIZE, shuffle=shuffle, num_workers=2, pin_memory=True)

def evaluate_model(model, loader, criterion):
    model.eval(); total=0; preds_all=[]; labels_all=[]
    with torch.no_grad():
        for batch in loader:
            ids = batch['input_ids'].to(device, non_blocking=True)
            mask = batch['attention_mask'].to(device, non_blocking=True)
            labels = batch['labels'].to(device, non_blocking=True)
            out = model(input_ids=ids, attention_mask=mask)
            loss = criterion(out.logits, labels)
            preds = torch.argmax(out.logits, dim=1)
            total += loss.item(); preds_all.extend(preds.cpu().numpy()); labels_all.extend(labels.cpu().numpy())
    avg = total / max(len(loader), 1)
    return avg, accuracy_score(labels_all, preds_all), f1_score(labels_all, preds_all, average='macro'), f1_score(labels_all, preds_all, average='weighted'), labels_all, preds_all

def save_json(obj, path):
    with open(path, 'w', encoding='utf-8') as f: json.dump(obj, f, indent=4, ensure_ascii=False)

def train_task(task_name, train_df, val_df, test_df, num_labels, label2id, id2label, output_dir, epochs):
    print('='*90); print('TRAINING:', task_name); print('='*90)
    output_dir = Path(output_dir); output_dir.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
    train_loader, val_loader, test_loader = make_loader(train_df, True), make_loader(val_df, False), make_loader(test_df, False)
    base = AutoModelForSequenceClassification.from_pretrained(MODEL_NAME, num_labels=num_labels, id2label=id2label, label2id=label2id)
    model = torch.nn.DataParallel(base) if torch.cuda.device_count() > 1 else base
    print('GPU count:', torch.cuda.device_count())
    model.to(device)
    optimizer = AdamW(model.parameters(), lr=LEARNING_RATE)
    steps = len(train_loader) * epochs; warmup = int(WARMUP_RATIO * steps)

# =====
# 9. TRAIN BINARY COMPARISON
# =====
result_binary = None
if RUN_BINARY_COMPARISON:
    result_binary = train_task('binary_negative_positive', train_binary, val_binary, test_binary, 2, LABEL2ID_2, ID2LABEL_2, OUTPUT_BINARY, EPOCHS_BINARY)
else:
    print('Binary dilewati')
```

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem Hybrid ABSA yang memadukan rule-based leksikon dengan fine-tuned IndoBERT base-p2 pada ulasan e-commerce berbahasa Indonesia, mencapai Accuracy/F1 Macro 90,27% pada data uji dengan performa seimbang antar kelas. Perbandingan dengan baseline zero-shot (44,57%) membuktikan kontribusi fine-tuning lebih dari 45 poin persentase. Arsitektur hybrid terbukti efisien dan sistem hasil penelitian fungsional melalui pengujian Blackbox 100% serta penerimaan pengguna kategori Good. Penelitian selanjutnya disarankan mengeksplorasi deteksi aspek berbasis deep learning, integrasi optimasi OpenVINO ke server produksi, serta menjalankan skenario multiclass secara tuntas sebagai pembanding kuantitatif.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Malik and M. Bilal, "Natural language processing for analyzing online customer reviews: a survey, taxonomy, and open research challenges," *PeerJ Comput. Sci.*, vol. 10, 2024, doi: 10.7717/PEERJ-CS.2203.
- [2] K. Bhadauria Student and B. Vidyapith, "Customer Sentiment Analysis Based on App Reviews for the Automotive Industry," 2023. [Online]. Available: <http://www.ijritcc.org>
- [3] H. Imaduddin, F. Yusfida A'la, and Y. S. Nugroho, "Sentiment Analysis in Indonesian Healthcare Applications using IndoBERT Approach," 2023. [Online]. Available: www.ijacsa.thesai.org
- [4] R. Labib Mustofa, C. Edi Widodo, and P. Korespondensi, "Aspect-Based Sentiment Analysis On The Central Java Public Satisfaction Survey Electronic Application (E-SKM) Using IndoBERT," *Jurnal Teknologi Informaasi dan Ilmu Komputer*, vol. 12, no. 4, pp. 867–874, 2025.
- [5] L. Geni, E. Yulianti, and D. I. Sensuse, "Sentiment Analysis of Tweets Before the 2024 Elections in Indonesia Using Bert Language Models," *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer dan Informatika*, vol. 9, no. 3, pp. 746–757, Aug. 2023, doi: 10.26555/jiteki.v9i3.26490.
- [6] F. Ayu, D. Aryanti, A. Luthfiarta, D. Adiwinata, and I. Soeroso, "Aspect-Based Sentiment Analysis with LDA and IndoBERT Algorithm on Mental Health App: Riliv," 2025. [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- [7] Y. A. Singgalen, "IndoBERT-Based Sentiment Analysis for Understanding Hotel Guests' Preferences," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 6, no. 2, pp. 508–520, 2025, doi: 10.47065/josyc.v6i2.6864.
- [8] K. C. Pradhisa and R. Fajriyah, "Analisis Sentimen Ulasan Pengguna E-commerce di Google Play Store Menggunakan Metode IndoBERT," *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, vol. 6, no. 1, Jun. 2024, doi: 10.47065/bits.v6i1.5247.
- [9] H. N. Alfiana, A. Doewes, and B. Widoyono, "Aspect-Based Sentiment Analysis of Access by KAI Application Reviews Using IndoBERT for Multi-Label Classification Tasks," *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, vol. 7, no. 1, pp. 2723–3863, 2026, doi: 10.52436/1.jutif.2026.7.2.5402.
- [10] A. Rajan and M. Manur, "Aspect based sentiment analysis using fine-tuned BERT model with deep context features," *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 13, no. 2, pp. 1250–1261, Jun. 2024, doi: 10.11591/ijai.v13.i2.pp1250-1261.
- [11] S. Wahyu Iriananda, S. Fatriana Kadir, and D. Yauzan Tusianto, "Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Aplikasi Bank Digital Indonesia Menggunakan Machine Learning," 2025, [Online]. Available: <http://ocs.ciastech.widyagama.ac.id> Proceeding homepage: <http://publishing-widyagama.ac.id/ejournal-v2/index.php/ciastech/index>
- [12] R. A. Rizquna, N. Y. Setiawan, and M. C. Saputra, "Evaluasi Layanan Kedai Makmur Melalui Analisis Sentimen Berbasis Aspek Menggunakan Pendekatan Rule-Based dan Model IndoBERT," 2026. [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [13] J. Šmíd and P. Přibáň, "Prompt-Based Approach for Czech Sentiment Analysis," Aug. 2025, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2508.08651>

- [14] M. J. J. Bucher and M. Martini, "Fine-Tuned 'Small' LLMs (Still) Significantly Outperform Zero-Shot Generative AI Models in Text Classification," Aug. 2024, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2406.08660>
- [15] A. Jazuli, Widowati, and R. Kusumaningrum, "Aspect-based sentiment analysis on student reviews using the Indo-Bert base model," in *E3S Web of Conferences*, EDP Sciences, Nov. 2023. doi: 10.1051/e3sconf/202344802004.
- [16] I. Saputra and G. Leonarde Ginting, "Sentiment Analysis of Tokopedia Customer Reviews using IndoBERT and SMOTE for Class Imbalance Handling," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 7, no. 1, pp. 20–27, 2025, doi: 10.47065/josyc.v7i1.8748.
- [17] C. Zhao, R. Feng, X. Sun, L. Shen, J. Gao, and Y. Wang, "Enhancing aspect-based sentiment analysis with BERT-driven context generation and quality filtering," *Natural Language Processing Journal*, vol. 7, Jun. 2024, doi: 10.1016/j.nlp.2024.100077.
- [18] O. Rainio, J. Teuho, and R. Klén, "Evaluation metrics and statistical tests for machine learning," *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, Dec. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-56706-x.
- [19] S. Imron, E. I. Setiawan, and J. Santoso, "Deteksi Aspek Review E-Commerce Menggunakan IndoBERT Embedding dan CNN," *Journal of Intelligent System and Computation*, vol. 5, no. 1, pp. 10–16, Apr. 2023, doi: 10.52985/insyst.v5i1.267.
- [20] E. Yulianti and N. K. Nissa, "ABSA of Indonesian customer reviews using IndoBERT: single-sentence and sentence-pair classification approaches," *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 13, no. 5, pp. 3579–3589, Oct. 2024, doi: 10.11591/eei.v13i5.8032.
- [21] N. Pantelaïos and A. Kapravelos, "Manifest V3 Unveiled: Navigating the New Era of Browser Extensions," Apr. 2024, doi: 10.14722/madweb.2024.23080.