

Analisis Sentimen Publik terkait Migrasi Tenaga Kerja Indonesia di Platform X menggunakan SVM-IndoBERT

Ata Amrullah¹

¹Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Islam Darul Ulum Lamongan,
ata@unisda.ac.id

Abstract. Diverse public opinions on social and economic issues related to labor migration are often expressed on the social media platform X (Twitter). This research aims to classify public sentiment toward this phenomenon by analyzing tweets containing the hashtag "#KaburAjaDulu". Sentiment classification is performed by comparing two Support Vector Machine (SVM) approaches that utilize indoBERT embeddings, a language model designed to capture the nuances of the Indonesian language. Both SVM models are trained using web crawling data from the X platform, with the main difference lying in the application of hyperparameter tuning on one of the models. The data collected through web crawling from the X platform then undergoes a pre-processing stage that includes text normalization and stopword removal. The results show that the SVM model optimized through hyperparameter tuning achieved an accuracy of 90.5%, higher than the SVM model without tuning which achieved only 77.7%. This finding underscores the importance of hyperparameter tuning in improving the performance of sentiment classification models, especially when utilizing rich feature representations such as indoBERT embeddings to understand deeper language context.

Keywords: *Sentiment Analysis, Support Vector Machine, indoBERT, Hyperparameter Tuning, #KaburAjaDulu*

Abstrak. Media sosial X (dulu dikenal sebagai Twitter) sering menjadi tempat masyarakat menyampaikan pendapat mereka mengenai isu-isu sosial dan ekonomi, salah satunya yang berhubungan dengan migrasi tenaga kerja. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen publik terhadap fenomena tersebut, dengan fokus pada sentimen yang diekspresikan dalam tweet menggunakan kata kunci "#KaburAjaDulu". Klasifikasi sentimen dilakukan dengan membandingkan dua pendekatan Support Vector Machine (SVM) yang memanfaatkan penyematan (embedding) indoBERT, model bahasa yang dirancang untuk menangkap nuansa bahasa Indonesia. Kedua model SVM tersebut dilatih menggunakan data hasil web crawling dari platform X, dengan perbedaan utama terletak pada penerapan hyperparameter tuning pada salah satu model. Data yang terkumpul melalui web crawling dari platform X kemudian melalui tahap pre-processing yang meliputi normalisasi teks dan penghapusan stopwords. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model SVM yang dioptimalkan melalui tuning hyperparameter menghasilkan akurasi 90,5%, lebih tinggi dibandingkan dengan model SVM tanpa tuning yang menghasilkan akurasi sebesar 77,7%. Temuan ini menunjukkan betapa pentingnya melakukan penyesuaian hyperparameter agar model klasifikasi sentimen bisa bekerja lebih optimal, apalagi jika menggunakan representasi fitur yang kompleks seperti penyematan indoBERT yang mampu memahami konteks bahasa secara lebih mendalam.

Kata Kunci: *Analisis Sentimen, Support Vector Machine, indoBERT, Hyperparameter Tuning, #KaburAjaDulu*

1. Pendahuluan

Saat ini, media sosial—terutama platform X (dulu dikenal sebagai Twitter)—berfungsi sebagai ruang publik virtual yang sangat dinamis, di mana setiap orang dapat dengan bebas menyampaikan pandangannya terkait berbagai isu sosial dan ekonomi. Selain menjadi wadah ekspresi, platform ini juga berperan penting dalam membentuk sentimen publik [1], [2]. Fenomena ini mendorong maraknya penelitian analisis sentimen online, yang berupaya mengurai emosi dan opini tersirat dari teks-teks digital [3].

Perbincangan mengenai migrasi tenaga kerja Indonesia (TKI) ke luar negeri kerap memicu perdebatan yang cukup sengit. Diskusi seputar topik ini kerap diwarnai emosi beragam, mulai dari antusiasme hingga kekhawatiran. Memahami dinamika sentimen publik terhadap isu migrasi menjadi krusial bagi pembuat kebijakan dan pemangku kepentingan. Namun, tantangan muncul ketika analisis sentimen dilakukan secara manual di platform X: prosesnya lambat, rentan melewatkan nuansa bahasa (seperti sarkasme atau ironi), dan tidak efisien untuk data berskala besar. Akibatnya, respons kebijakan sering tertinggal dari perubahan opini publik yang begitu cepat.

Sebagai solusi atas tantangan ini, penelitian mengambil pendekatan machine learning yang mengintegrasikan Support Vector Machine (SVM) bersama dengan *indoBERT*. Kombinasi ini dipilih karena kemampuannya menangani kompleksitas bahasa Indonesia. SVM, yang terbukti efektif dalam pengklasifikasian teks, dipadukan dengan teknik *embedding* terbaru untuk meningkatkan ketepatan [4]. Sementara itu, *indoBERT*—dengan arsitektur berbasis *transformer*—mampu menangkap konteks semantik yang lebih dalam, termasuk ekspresi linguistik yang ambigu seperti sarkasme.

Faktor yang mempengaruhi suksesnya SVM adalah pemilihan *hyperparameter* [5]. Karena itu, penelitian ini tidak hanya mengimplementasikan SVM, tetapi juga melakukan *hyperparameter tuning* secara sistematis untuk mengoptimalkan kinerjanya. Fokus dari penelitian ini adalah untuk melakukan analisis sentimen terhadap pembicaraan mengenai migrasi yang tercermin dalam tagar *#KaburAjaDulu*, yang menggambarkan reaksi masyarakat secara langsung dan tanpa penyaringan.

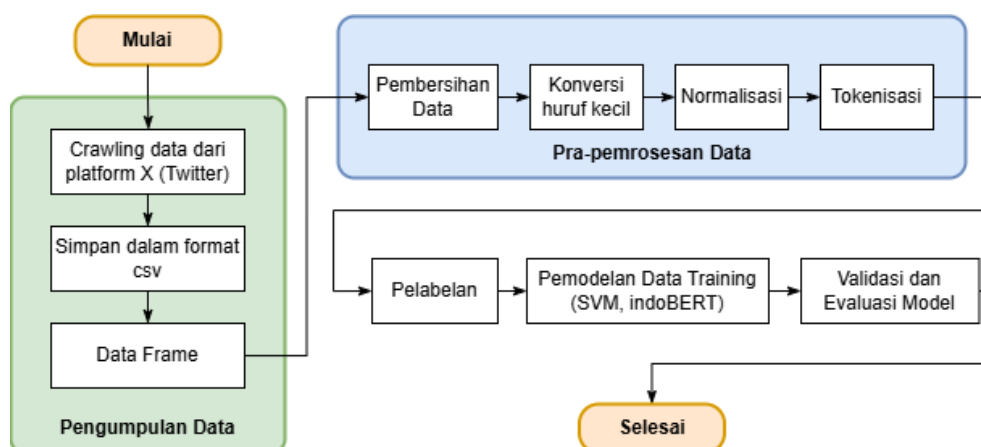
Tujuan penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan sentimen publik terkait migrasi tenaga kerja Indonesia di X dengan menggunakan dua pendekatan pemodelan, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan *indoBERT*. Selain itu, penelitian ini juga bertujuan untuk mengevaluasi dampak dari *hyperparameter tuning* terhadap akurasi model yang dibangun. Berdasarkan hasil analisis tersebut, penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi berbasis data yang dapat mendukung perumusan kebijakan migrasi tenaga kerja Indonesia yang lebih responsif dan tepat sasaran.

Diharapkan bahwa kontribusi dari penelitian ini tidak hanya terbatas pada sisi metodologis, yakni melalui pengembangan model analisis sentimen yang lebih adaptif dan responsif terhadap dinamika opini publik di media sosial. Lebih dari itu, penelitian ini juga diharapkan memiliki dampak nyata dalam ranah praktis, khususnya sebagai sumber rujukan atau dasar pertimbangan bagi pemerintah dan pemangku kebijakan dalam merumuskan respons kebijakan yang lebih tepat waktu, relevan, dan sesuai dengan aspirasi masyarakat. Dengan demikian, hasil penelitian ini tidak hanya

berkontribusi pada pengembangan ilmu pengetahuan, tetapi juga memiliki potensi untuk mendukung pengambilan keputusan publik yang berbasis data dan bukti empirik.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini dilakukan melalui serangkaian tahapan, dimulai dengan pengambilan data tweet dari platform X menggunakan teknik scraping. Data yang diperoleh kemudian disimpan dalam format CSV untuk memudahkan pengelolaan. Tahap berikutnya adalah prapemrosesan data, yang mencakup pembersihan dari elemen-elemen gangguan (*noise*), case folding, serta normalisasi teks guna memastikan konsistensi format. Setelah data siap, proses pelabelan sentimen dilakukan untuk membentuk dataset yang akan digunakan dalam pelatihan model. Model klasifikasi yang digunakan meliputi Support Vector Machine (SVM) dan SVM berbasis IndoBERT. Hasil akhir dari proses ini divisualisasikan dalam bentuk grafik dan diagram, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Sumber Data

Data dalam penelitian ini dikumpulkan dari platform X menggunakan teknik web crawling melalui pustaka *Tweet-Harvest*, yang memanfaatkan Playwright untuk mengekstraksi tweet berdasarkan kata kunci dan rentang waktu tertentu. Kata kunci #KaburAjaDulu dipilih berdasarkan tren awal yang menunjukkan tagar ini sebagai pusat diskusi publik terkait migrasi tenaga kerja Indonesia. Pengumpulan data dilakukan pada periode 28 Juli 2024 hingga 6 April 2025, mencakup fase penting dalam perdebatan isu migrasi. Hasil crawling menghasilkan 20.954 tweet beserta metadata seperti waktu unggahan, identitas pengguna, dan jumlah interaksi. Seluruh data disimpan dalam format CSV untuk keperluan pra-pemrosesan selanjutnya.

2.2. Pra-Pemrosesan Data

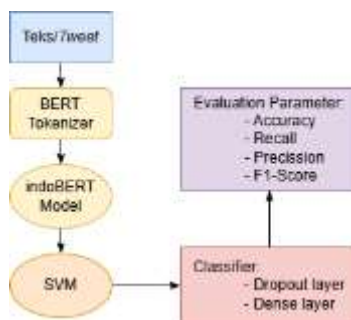
Tahap pra-pemrosesan dilaksanakan dengan menggunakan alur kerja tertentu yang menggabungkan NLTK, scikit-learn, dan ekspresi reguler. Sebagai bagian dari tahapan prapemrosesan, pembersihan teks (text cleaning) dilakukan terlebih dahulu untuk menyaring elemen-elemen yang tidak diperlukan, sehingga data yang dianalisis hanya mencakup informasi yang relevan secara semantik. Proses ini mencakup penghapusan tautan URL, penyebutan nama pengguna (@username), serta penyaringan karakter non-alfabetik seperti simbol khusus dan tanda baca yang tidak berkontribusi pada analisis semantik. Tahap berikutnya adalah normalisasi bahasa informal melalui kamus kustom berisi 1.200+ entri kata tidak baku (contoh: "loe" → "kamu", "banged" → "sekali") yang dikembangkan berbasis frekuensi kemunculan dalam dataset. Seluruh teks kemudian dikonversi ke huruf kecil (*case folding*) untuk konsistensi sebelum melalui proses tokenisasi dengan `word_tokenize` dari NLTK. Daftar stopwords bahasa Indonesia dimodifikasi dengan menambahkan 50+ kata baru yang spesifik muncul dalam konteks migrasi (contoh: "PPTKIS", "TKI"). Tahap akhir adalah stemming menggunakan algoritma modifikasi Porter yang dioptimalkan untuk bahasa Indonesia yaitu pustaka Sastrawi.

2.3. Pelabelan Data

Pelabelan sentimen dilakukan melalui pendekatan hybrid antara *pseudo-labeling* otomatis dan validasi manual. Model 'ayameRushia/bert-base-indonesian-1.5G' yang telah terlatih pada dataset sentimen bahasa Indonesia (SMSA) digunakan untuk menghasilkan label awal [6]. Threshold confidence 0.75 ditetapkan berdasarkan uji coba pada 500 sampel acak yang menunjukkan akurasi 92,3% terhadap label manusia. Sebanyak 16.095 tweet memenuhi kriteria ini dan otomatis diberi label (positif/negatif/netral). Untuk memastikan kualitas, dilakukan validasi manual pada 1.000 sampel terpilih secara stratifikasi, dengan *inter-rater reliability* (Cohen's Kappa) 0,89.

2.4. Pemodelan dengan SVM dan indoBERT

Arsitektur hybrid yang digunakan menggabungkan kemampuan kontekstual indoBERT dengan kestabilan klasifikasi SVM. Representasi teks diperoleh dari lapisan terakhir indoBERT (dimensi 768) dan dirata-rata menggunakan mean pooling. Model SVM dibangun menggunakan scikit-learn dengan kernel RBF dan parameter awal $C = 1.0$ serta $\gamma = 'scale'$. Proses tuning dilakukan melalui grid search 5-fold pada ruang parameter tertentu, dengan balanced accuracy sebagai metrik evaluasi. Pipeline akhir dibangun secara *end-to-end* dengan memanfaatkan PyTorch dan pustaka Hugging Face Transformers, yang memungkinkan proses ekstraksi fitur dilakukan secara *real-time*. Skema pemodelan ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Model Embedded indBERT dengan SVM

2.5. Validasi dan Evaluasi

Proses validasi model mengadopsi validasi silang 10-fold (10-fold cross-validation) untuk memastikan estimasi kinerja yang robust [7]. Pada metode ini, dataset dibagi secara acak menjadi 10 subset berukuran seimbang mengikuti prinsip stratifikasi yang menjaga distribusi kelas asli. Setiap iterasi melibatkan pelatihan model pada 9 subset dan pengujian pada subset sisanya, dengan proses berulang hingga semua subset berperan sebagai data uji tepat satu kali - pendekatan yang terbukti mengurangi variance estimasi performa model.

Evaluasi kinerja model dilakukan dengan menggunakan empat metrik utama, yakni akurasi, presisi, recall, dan F1-score, yang masing-masing dihitung berdasarkan rumus sebagai berikut:

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

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

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$F1 - score = \frac{2 \times Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (4)$$

Analisis lebih mendalam memanfaatkan confusion matrix, teknik visualisasi yang telah menjadi standar dalam evaluasi model klasifikasi. Matriks ini mengungkap pola spesifik kesalahan klasifikasi seperti kecenderungan misklasifikasi antara kelas negatif dan netral.

3. Hasil dan Pembahasan

Bagian ini akan menyajikan hasil dari setiap tahapan penelitian, mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi model klasifikasi sentimen. Pembahasan akan berfokus pada interpretasi hasil dan perbandingan kinerja antara kedua model SVM (dengan dan tanpa hyperparameter tuning).

3.1. Sumber Data

Proses web crawling menggunakan kata kunci "#KaburAjaDulu" berhasil mengumpulkan sebanyak 20.954 tweet dari platform X dalam rentang waktu 28 Juli 2024 hingga 6 April 2025. Setelah proses deduplikasi (penghapusan data duplikat) dan penghilangan data yang tidak lengkap, jumlah tweet yang valid dan siap diproses lebih lanjut adalah 20.955. Distribusi data berdasarkan tanggal posting akan dianalisis lebih lanjut untuk mengidentifikasi tren dan pola dalam diskusi online mengenai wacana migrasi. Statistik deskriptif mengenai jumlah tweet harian, jumlah retweet, dan karakteristik pengguna yang terlibat dalam diskusi akan disajikan untuk memberikan gambaran umum mengenai data yang digunakan dalam penelitian ini.

3.2. Hasil Pra-pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan data berhasil menyaring dan menormalisasi teks tweet, sehingga menghasilkan data terstruktur yang siap digunakan dalam pelatihan model machine learning. Setelah proses pra-pemrosesan, jumlah data yang tersisa berkurang karena beberapa data dihapus yang terdiri dari simbol atau emotikon, tidak memiliki makna yang relevan, atau merupakan duplikat. Dengan demikian, total data yang dapat digunakan untuk analisis adalah 16.905 data. Beberapa contoh hasil pre-processing akan disajikan dalam tabel untuk menggambarkan transformasi yang terjadi pada teks asli. Tabel ini akan menunjukkan bagaimana URL, mention, karakter khusus, kata-kata tidak baku, dan stopwords dihilangkan, serta bagaimana kata-kata di-stemming untuk mengurangi variasi bentuk kata. Efektivitas setiap tahapan pre-processing dalam meningkatkan kualitas data akan dibahas secara kualitatif. Ilustrasi hasil akhir dari tahap pra-pemrosesan disajikan pada Tabel 1 sebagai contoh representatif.

Tabel 1. Pra-pemrosesan Data

Teks Asli	Teks Setelah Pra-pemrosesan
@IqbalRa17664055 @rwp1byte aku nyusul kerja aja mau #KaburAjaDulu bawa istri wkwwkw	susul kerja kaburajadulu bawa istri wkwwkw
@ezash @__airu__ @muhraufan @adith_wp Nyari info #KaburAjaDulu kah? Wkwwkw	cari info kaburajadulu kah wkwwkw

3.3. Hasil Pseudo-Labeling Data

Dalam analisis sentimen, pseudo-labeling digunakan untuk meningkatkan ukuran data pelatihan dengan memberikan label prediktif pada data yang sebelumnya tidak berlabel. Setelah melalui tahap praproses, termasuk stemming untuk menstandarkan bentuk kata, model awal yang telah dilatih pada data berlabel digunakan untuk memprediksi sentimen dari data mentah. Hasil prediksi berupa pseudo-label diintegrasikan ke dalam dataset pelatihan, memungkinkan model dilatih ulang menggunakan kombinasi data berlabel dan pseudo-label. Teknik ini membantu

meningkatkan akurasi dan efisiensi pelabelan, terutama saat data berlabel terbatas. Hasil pseudo-labeling data ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Pseudo-Labeling Dataset

stemming	label_num	pseudo_label
gue pikir gapapa onsite kaburajadulu lebih suka ngehindarin fulltime onsite indonesia	0	positive
deng gue baris cari sempat kaburajadulu lelah ya bunda gue gabisa moga pakai ayang pindah	2	negative
cek tagar kaburajadulu follow akunakun share info cc	1	neutral
istirahat kawalmk ya besok fokus kaburajadulu	2	negative

Hasil dari proses pelabelan otomatis mengelompokkan data ke dalam tiga jenis sentimen, yaitu negatif (2), netral (1), dan positif (0). Wordcloud yang ditampilkan pada Gambar 3 menggambarkan kata-kata yang paling sering muncul dalam masing-masing kategori sentimen terkait dengan isu migrasi TKI ke luar negeri. Dalam sentimen negatif, kata-kata seperti kaburajadulu, indonesiagelap, sulit, dan korupsi mendominasi, mencerminkan kekhawatiran publik terhadap situasi politik dan ekonomi. Sentimen netral juga banyak mengandung kata seperti kaburajadulu, kerja, dan negara, yang menunjukkan adanya pembahasan seputar kebijakan tanpa muatan emosi. Keberadaan kata kaburajadulu dalam kategori netral disebabkan oleh tweet yang hanya berisi tagar tersebut tanpa konteks tambahan. Sementara itu, dalam sentimen positif muncul kata-kata seperti indonesia, menang, nasionalisme, dan negara, yang mencerminkan dukungan atau pandangan optimis sebagian masyarakat terhadap kebijakan pemerintah saat tagar tersebut ramai dibicarakan di media sosial.



Gambar 3. Wordcloud Sentimen

3.4. Kinerja Model Klasifikasi Sentimen

Setelah proses pelatihan dan tuning, kinerja model SVM diukur menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan f1-score. Hasil evaluasi untuk kedua model indobert + SVM (tanpa tuning) disajikan dalam Gambar 4.

Evaluasi Model indoBERT+SVM:
Accuracy: 0.7770549970431697

	precision	recall	f1-score	support
positive	0.42	0.65	0.51	229
neutral	0.76	0.71	0.73	1182
negative	0.85	0.83	0.84	1971
accuracy			0.78	3382
macro avg	0.68	0.73	0.69	3382
weighted avg	0.79	0.78	0.78	3382

Gambar 4. Hasil Evaluasi Model indoBERT+SVM (tanpa tuning)

Hasil tersebut menunjukkan evaluasi model klasifikasi sentimen menggunakan indoBERT+SVM dengan akurasi sebesar 77,7%. Model ini sangat baik dalam mengenali sentimen negatif (f1-score 0,84) dan cukup baik untuk netral (f1-score 0,73), namun kurang optimal untuk sentimen positif (f1-score 0,51) karena precision yang rendah. Ketimpangan jumlah data antar kelas, terutama sedikitnya data positif, menjadi salah satu penyebab. Secara umum, model bekerja efektif, namun performa untuk sentimen positif perlu ditingkatkan.

Evaluasi Model indoBERT+SVM (Tuned):
Accuracy: 0.905116520993495

	precision	recall	f1-score	support
positive	0.88	0.86	0.87	400
neutral	0.91	0.90	0.91	1200
negative	0.92	0.94	0.93	1782
accuracy			0.91	3382
macro avg	0.90	0.90	0.90	3382
weighted avg	0.91	0.91	0.91	3382

Gambar 5. Hasil Evaluasi Model indoBERT+SVM (dengan tuning)

Hasil evaluasi model indoBERT+SVM setelah dilakukan tuning pada parameter SVM, yang menghasilkan peningkatan performa secara signifikan dibandingkan sebelumnya seperti pada Gambar 5. Akurasi model meningkat dari 77,7% menjadi 90,5%, yang menunjukkan proporsi prediksi yang benar jauh lebih tinggi. F1-score untuk semua kelas juga mengalami peningkatan: sentimen positif naik dari 0,51 menjadi 0,87, netral dari 0,73 menjadi 0,91, dan negatif dari 0,84 menjadi 0,93. Rata-rata makro dan tertimbang (macro avg dan weighted avg) kini sama-sama berada di angka 0,90–0,91, menunjukkan model menjadi jauh lebih seimbang dan konsisten dalam mengklasifikasikan ketiga jenis sentimen. Peningkatan ini menunjukkan bahwa tuning parameter SVM berhasil mengoptimalkan kinerja model, terutama dalam mendeteksi sentimen positif yang sebelumnya menjadi kelemahan utama.

3.5. Pembahasan Hasil

Peningkatan kinerja yang signifikan dari model SVM dengan hyperparameter tuning dapat dijelaskan oleh beberapa faktor. Pertama, tuning memungkinkan pemilihan nilai parameter C yang optimal, yang mengontrol kompleksitas model dan

kemampuannya untuk menggeneralisasi ke data yang belum dilihat. Jika nilai C diatur terlalu kecil, model cenderung mengalami underfitting, karena penalti terhadap kesalahan klasifikasi menjadi terlalu lemah, sehingga model tidak mampu merepresentasikan kompleksitas data secara optimal. Sebaliknya, nilai C yang terlalu tinggi dapat menyebabkan overfitting, di mana model terlalu sensitif terhadap noise dalam data pelatihan dan tidak dapat melakukan generalisasi dengan baik.

Kedua, penggunaan embedding indoBERT sebagai representasi fitur memberikan informasi semantik yang kaya kepada model SVM. indoBERT, sebagai model bahasa yang dilatih pada korpus besar teks berbahasa Indonesia, mampu menangkap nuansa makna dan konteks dalam tweet, termasuk sarkasme, ironi, dan bahasa sehari-hari yang sering digunakan di media sosial. Hal ini memungkinkan model SVM untuk mengklasifikasikan sentimen dengan lebih akurat dibandingkan dengan pendekatan yang hanya mengandalkan frekuensi kata atau fitur linguistik sederhana.

Temuan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya [8], [9], yang menunjukkan bahwa hyperparameter tuning dan penggunaan embedding dari model bahasa pre-trained dapat meningkatkan kinerja model klasifikasi sentimen secara signifikan. Putra et al. [10] menyimpulkan bahwa pemodelan bahasa alami berbasis transformator seperti IndoBERT memiliki potensi yang signifikan dalam mendukung upaya mitigasi disinformasi secara otomatis dan sistematis di media sosial. [11] secara spesifik menyoroti pentingnya contextual word embedding. Lebih lanjut, temuan yang disampaikan oleh Purbey et al. [12] turut mendukung argumen tersebut dengan menunjukkan bahwa model deep learning yang telah dioptimalkan mampu mencapai tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan pendekatan konvensional. Hal ini menggarisbawahi pentingnya pemilihan dan optimasi fitur dalam analisis sentimen, terutama ketika berhadapan dengan data teks yang kompleks dan ambigu.

4. Kesimpulan

Hasil penelitian ini membuktikan bahwa integrasi model SVM dengan fitur representasi IndoBERT mampu secara efektif mengklasifikasikan sentimen publik mengenai wacana migrasi tenaga kerja Indonesia di Platform X. Melalui proses optimasi hyperparameter tuning, model berhasil mencapai peningkatan akurasi yang signifikan, sekaligus menegaskan pentingnya tahap tuning dalam pemodelan machine learning untuk data teks yang kompleks. Keunggulan IndoBERT dalam menangkap nuansa bahasa Indonesia, termasuk konteks percakapan informal dan sarkasme khas media sosial, turut berkontribusi pada capaian kinerja model ini. Temuan ini tidak hanya memberikan kontribusi metodologis dalam pengembangan analisis sentimen berbahasa Indonesia, tetapi juga menawarkan implikasi praktis bagi pemangku kepentingan untuk merumuskan kebijakan migrasi yang lebih berbasis data.

Meski demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan seperti potensi noise dari teknik pseudo-labeling dan cakupan dataset yang terbatas pada hashtag tertentu. Untuk penelitian selanjutnya, perlu dilakukan ekspansi dataset melalui pelabelan manual, integrasi multi-platform media sosial, serta eksplorasi model deep

learning sebagai pembandingan. Pengembangan fitur semantik yang lebih kaya seperti analisis wacana dan knowledge graph juga dapat menjadi pertimbangan untuk meningkatkan akurasi model. Secara keseluruhan, pendekatan yang dikembangkan dalam penelitian ini telah membuktikan kemampuannya dalam memberikan analisis sentimen yang komprehensif, sekaligus membuka peluang pengembangan lebih lanjut untuk memahami dinamika opini publik pada isu-isu sosial-ekonomi yang kompleks.

5. Daftar Pustaka

- [1] N. R. Ram, S. Gautum, A. Jadeja, H. Joisar, and N. Rathore, “Social Media Sentiment Analysis Using Twitter Dataset,” in *2024 1st International Conference on Cognitive, Green and Ubiquitous Computing (IC-CGU)*, 2024, pp. 1–5. doi: 10.1109/IC-CGU58078.2024.10530694.
- [2] H. Al Rochmanto, H. Brilianti and Azies, “Klasifikasi Opini Publik terhadap Kenaikan PPN 12% di Platform X menggunakan Multinomial Naïve Bayes,” *Unisda J. Math. Comput. Sci.*, vol. 10, no. 2, pp. 57–66, 2024, [Online]. Available: <https://e-jurnal.unisda.ac.id/index.php/ujmc/article/view/9120>
- [3] A. Amrullah, “Advanced Sentiment Analysis Using Deep Learning: A Comprehensive Framework for High-Accuracy and Interpretable Models,” *Intellithings J.*, vol. 1, no. 1, pp. 21–31, 2025, [Online]. Available: <https://e-jurnal.unisda.ac.id/index.php/intellithings/article/view/8972>
- [4] M. M. Henry, N. A. Hervanto, M. Isnani, D. Kurnianingrum, C. I. Ratnapuri, and B. Pardamean, “LLM2Vec Sentence Embeddings Analysis in Sentiment Classification,” in *2024 IEEE International Conference on Data and Software Engineering (ICoDSE)*, 2024, pp. 161–165. doi: 10.1109/ICoDSE63307.2024.10829901.
- [5] C. T. Akpınar, Ö. Koşar, and A. Durdu, “Enhancing the Performance of Machine Learning Classification Models,” in *2025 24th International Symposium INFOTEH-JAHORINA (INFOTEH)*, 2025, pp. 1–6. doi: 10.1109/INFOTEH64129.2025.10959301.
- [6] S. Saadah, Kaenova Mahendra Auditama, Ananda Affan Fattahila, Fendi Irfan Amorokhman, Annisa Aditsania, and Aniq Atiqi Rohmawati, “Implementation of BERT, IndoBERT, and CNN-LSTM in Classifying Public Opinion about COVID-19 Vaccine in Indonesia,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 6, no. 4, pp. 648–655, 2022, doi: 10.29207/resti.v6i4.4215.
- [7] P. Refaeilzadeh, L. Tang, and H. Liu, “Cross-Validation,” in *Encyclopedia of Database Systems*, L. LIU and M. T. ÖZSU, Eds., Boston, MA: Springer US, 2009, pp. 532–538. doi: 10.1007/978-0-387-39940-9_565.
- [8] C. Amanda, I. Jaya, and D. Arisandi, “Identification of Sexual Harassment in Social Media Comments Using IndoBERT and Support Vector Machine,” in *2024 8th International Conference on Electrical, Telecommunication and Computer Engineering (ELTICOM)*, 2024, pp. 42–45. doi: 10.1109/ELTICOM64085.2024.10864968.
- [9] S. P. Andinny and E. B. Setiawan, “Sentiment Analysis on 2024 Regional

- Elections using Hybrid CNN-SVM with Semantic Features and Word2Vec,” in *2025 International Conference on Advancement in Data Science, E-learning and Information System (ICADEIS)*, 2025, pp. 1–7. doi: 10.1109/ICADEIS65852.2025.10933385.
- [10] A. B. Y. A. Putra, Y. Sibaroni, and A. F. Ihsan, “Disinformation Detection on 2024 Indonesia Presidential Election using IndoBERT,” in *2023 International Conference on Data Science and Its Applications (ICoDSA)*, 2023, pp. 350–355. doi: 10.1109/ICoDSA58501.2023.10277572.
- [11] D. S. Asudani, N. K. Nagwani, and P. Singh, “Impact of word embedding models on text analytics in deep learning environment: a review,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 56, no. 9, pp. 10345–10425, 2023, doi: 10.1007/s10462-023-10419-1.
- [12] L. B. Purbey and K. Lakhwani, “Aspect-based sentimental analysis using optimized multi-layered deep BiLSTM classifier,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 324, p. 113832, 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2025.113832>.