

## Analisis Sentimen Terhadap Kemajuan Kecerdasan Buatan di Indonesia Menggunakan BERT dan RoBERTa

Nisrina Akbar Rizky Putri<sup>1)</sup>, Ardiansyah<sup>2)</sup>

<sup>1)2)</sup> Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Kesehatan Dan Teknologi,  
Universitas Muhammadiyah Klaten

Jl. Ir. Soekarno Km.1 Buntalan, Klaten, Jawa Tengah

<sup>1)</sup> nisrinaakbar@umkla.ac.id

<sup>2)\*</sup> ardiansyah@umkla.ac.id

### Abstrak

Kecerdasaan buatan/*Artificial Intelligence* (AI) dalam beberapa tahun belakang menjadi pro dan kontra. Banyak pihak yang menyambut baik kemajuan AI karena dapat membantu meningkatkan kinerja tetapi tidak sedikit yang beranggapan AI dapat menjadi ancaman yang akan membuat Masyarakat dengan pendidikan rendah terancam dalam hal penyaluran pekerjaan dan aspek lainnya. Prespektif tersebut muncul hampir disemua platform sosial media untuk menyampaikan tanggapan. Pada penelitian yang dilakukan peneliti memanfaatkan analisis sentimen sehingga dapat menggambarkan sentimen pada masyarakat dengan memanfaatkan komentar masyarakat di kolom komentar YouTube sebagai objek penelitian dikarekan relevansi dengan topik sebesar 60-80%. Penelitian yang dilakukan menggunakan Transformers BERT dan RoBERTa untuk labeling 5796 data yang dikumpulkan serta mengevaluasi menggunakan model indobenchmark/indobert-base-p1 dan flax-community/indonesian-roberta-base. Dari hasil ujicoba didapatkan BERT indobenchmark/indobert-base-p1 menjadi algoritma dengan kinerja lebih baik pada skema 1 mendapatkan akurasi validasi 84%, akurasi testing 83% serta skema 2 mendapatkan akurasi validasi 83%, akurasi testing 84% dibandingkan RoBERTa flax-community/indonesian-roberta-base berbahasa Indonesia meskipun algoritma tersebut merupakan hasil perkembangan dari BERT. Hasil penelitian yang dilakukan peneliti juga mendapatkan sentiment negatif lebih dominan sebesar 53,6% hasil labeling Transformers BERT dan 52.2% dari hasil Transformers RoBERTa dibandingkan sentimen netral dan positif. Sehingga peneliti menyarankan adanya keterlibatan pemangku kebijakan untuk memberikan batasan yang jelas terkait penggunaan AI.

**Kata kunci:** BERT, RoBERTa, Transformers, Fine-Tuning, Analisis Sentimen

### Abstract

*Artificial intelligence (AI) in recent years has become a pro and con. Many parties welcome the progress of AI because it can help improve performance, but not a few think AI can be a threat that will make people with low education threatened in terms of job distribution and other aspects. This perspective appears in almost all social media platforms to convey responses. In the research, the researcher utilizes sentiment analysis that can represent sentiment in the community by utilizing public comments on YouTube as the object because of the relevance to the topic of 60-80%. The research conducted used BERT and RoBERTa transformers for labeling 5796 data collected and evaluated using the indobenchmark/indobert-base-p1 and flax-community/indonesian-roberta-base models. The result of the experiment, BERT indobenchmark/indobert-base-p1, became an algorithm with better performance in scheme 1, getting 84% validation and 83% testing accuracy. Scheme 2 has 83% accuracy validation and 84% testing accuracy compared to RoBERTa flax-community/indonesian-roberta-base in Indonesian, even though the algorithm is the result of the development of BERT. The results of the research conducted by researchers also obtained a more dominant negative sentiment of 53.6% of the BERT Transformers labeling results and 52.2% of the RoBERTa Transformers results compared to neutral and positive sentiments. Thus, researchers suggest the involvement of policymakers to provide clear boundaries regarding the use of AI.*

**Keywords:** BERT, RoBERTa, Transformers, Fine-Tuning, Sentiment Analysis

## 1. PENDAHULUAN

Kecerdasaan buatan/*Artificial Intelligence* (AI) merupakan sistem *Machine-Based* yang mampu membuat sebuah rekomendasi, prediksi, diagnosa yang sama seperti manusia [1], [2]. Beberapa tahun belakangan, dampak dari kemajuan yang terjadi pada AI telah memasuki banyak bidang seperti Bisnis [3], Agrikultur [4], Kesehatan [5], Manufaktur, Pendidikan [6], dan lainnya [7]. Meskipun begitu, AI dapat mengancam penyaluran tenaga kerja [8] serta berdasarkan data analisis empiris di Prancis AI sangat berdampak pada Masyarakat dengan tingkat pendidikan rendah [9]. Walaupun begitu di Indonesia terjadi perbedaan pandangan terhadap kecepatan inovasi AI seringkali ditemukan diberbagai kolom komentar platfom media sosial seperti Twitter, Facebook, Tiktok bahkan YouTube [10]. Sehingga, media sosial menjadi wadah masyarakat menanggapi terkait situasi yang sedang terjadi [11]. *Platfom* YouTube menjadi wadah yang cukup baik untuk masyarakat dalam berpendapat terhadap suatu masalah, 60-80% komentar berkaitan dengan topik yang sedang dibahas [12].

Perbedaan pandangan terhadap suatu masalah yang muncul, sentimen analisis seringkali digunakan [13] untuk menentukan interpretasi masyarakat terkait masalah yang sedang hangat dibahas [14]. Analisis sentimen merupakan bidang *Natural Language Processing* (NLP) yang mampu mempelajari komentar atau ulasan dari masyarakat yang berupa teks [15]. Pembelajaran yang dilakukan analisis sentimen akan memberikan polaritas teks yang dilatih menjadi positif, netral dan negatif [16]. Inovasi yang terjadi pada NLP tanpa terkecuali pada bagian sentimen analisis yaitu *model pre-trained* BERT [17]. Selain itu, BERT sangat kompetibel untuk melakukan labeling pada dataset [18], [19].

Penelitian sentimen analisis yang memanfaatkan komentar pada YouTube yang dilakukan [20] memperoleh hasil sentimen negatif lebih banyak dibandingkan sentimen positif maupun netral. Penelitian lainnya yang telah dilakukan [11] terkait sentimen masyarakat terhadap *METaverse* menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Pada penelitian tersebut mendapatkan hasil 1772, 397, 337 dari sentimen positif, netral dan negatif. Namun, pada penelitian tersebut tidak menjelaskan bagaimana peneliti melakukan labeling dataset yang digunakan. Selain itu, penelitian mendapatkan hasil akurasi sebesar 81% setelah dataset yang digunakan melalui proses preprosesing.

Penelitian [21] membandingkan antara SVM dan BERT yang menggunakan dataset dari hasil crawling di twitter berbahasa Indonesia. Pada penelitian tersebut BERT menjadi algoritma yang lebih baik dengan akurasi 94% dibandingkan dengan SVM 93%. Penelitian [22] bertujuan mengklasifikasikan judul berita clickbait menggunakan RoBERTa dan BERT dengan dataset CLICK-ID memperoleh hasil *Indobenchmark/IndoBERT-p1* sebagai model dengan kinerja yang terbaik untuk judul berita berbahasa Indonesia.

Kontribusi peneliti pada penelitian yang dilakukan adalah mencari tanggapan sentimen Masyarakat terkait perkembangan AI. Selain itu, peneliti melakukan ujicoba dataset hasil pengumpulan data di komentar Youtube yang akan di labeling menggunakan transformers BERT dan RoBERTa dan mengevaluasinya menggunakan model dari *Indobenchmark/IndoBERT-p1* serta *flax-community/indonesian-roberta-base* yang pada prosesnya peneliti akan menggunakan 2 skema *splitting dataset*.

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Sentimen Analisis

Analisis sentiment merupakan *task* dari NLP yang memiliki tujuan untuk menganalisa opini, sentiment, tingkah laku, atau pandangan masyarakat luas yang berupa teks sehingga, sering disebut dengan penggalian opini [23]. Opini masyarakat menjadi informasi yang sangat penting dan mudah ditemukan dikarenakan seringkali masyarakat meninggalkan pandangannya diberbagai platfom ataupun forum. Pemanfaatan analisis sentiment tidak hanya dilakukan guna penelitian saja sehingga analisis sentimen mengalami peningkatan semenjak tahun 2004. Tetapi perusahaan atau pemerintahan menggunakan analisis sentimen sebagai pertimbangan pengambilan keputusan ataupun mendapatkan opini masyarakat terkait produk dari perusahaan [23].

## 2.2 BERT dan RoBERTa

*Bidirectional Encoder Representation from Transformers* (BERT) merupakan bagian *encoder-decoder* transformer model [24], [25] yang telah dilatih untuk mengerti suatu bahasa dengan kumpulan data teks yang sangat besar atau yang sering disebut korpus [17]. *Pre-train* BERT menggunakan 2 *tasks unsupervised* yaitu *Masked Language Modeling* (MLM) dan *Next Sentence Prediction* (NSP) [26]. Selanjutnya, tahapan *Fine-Tuning* yang bertujuan agar BERT dapat menyelesaikan masalah yang lebih spesifik [17]. *Robustly Optimized BERT Pretraining Approach* (RoBERTa) merupakan pengembangan dari BERT yang pada *Pre-train* menggunakan *Dynamic Masking*, menghilangkan NPS, melatih data dengan kalimat yang Panjang, menggantikan pola *Mask* secara dinamis saat pelatihan [27].

## 2.3 Evaluasi

Penelitian yang dilakukan pada tahapan evaluasi yaitu *Confusion Matrix* untuk mengukur akurasi klasifikasi atau model [28]. Selain itu, penggunaan perhitungan akurasi, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* sebagai metode evaluasi model berdasarkan *Confusion Matrix* yang telah didapatkan. Berikut persamaan (1) akurasi, persamaan (2) *Precision*, persamaan (3) *Recall*, persamaan (4) *F1-Score*.

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

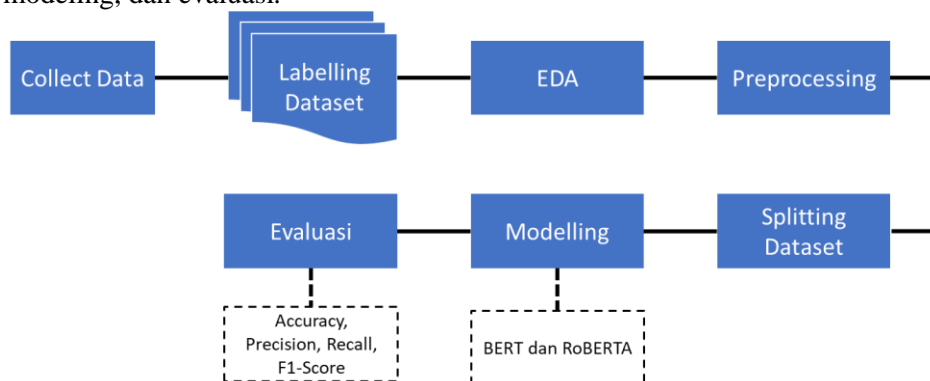
$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

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

$$f1 - score = 2 * \frac{Precision*Recall}{Precision+Recall} = 2 * \frac{2TP}{2TP+FP+FN} \quad (4)$$

## 3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian yang dilakukan terlihat pada gambar 1, yang dimana ada beberapa tahapan yaitu pengumpulan data, labeling dataset, Analisis data eksploratif, preprosesing dataset, splitting dataset, modeling, dan evaluasi.



Gambar 1. Alur penelitian

### 3.1 Pengumpulan Data

Tahapan pengumpulan data pada penelitian menggunakan metode *crawling* komentar pada video dan short YouTube yang membahas terkait AI. Proses *crawling* dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python serta *library BeautifulSoup* dan *Selenium*. Proses pengumpulan dataset yang berhasil didapatkan sebanyak 5796 data terlihat pada tabel 1. Namun, peneliti tidak mengambil secara keseluruhan komentar. Komentar yang berupa balasan terhadap komentar lain tidak diambil sebagai dataset untuk menjaga relevansi komentar dengan topik [12] seperti yang terlihat pada tabel 2.

Tabel 1. Contoh dataset hasil crawling

Index	Komentar
1	Sesuai motto terkenal "programmer adalah pekerjaan yang menghapus pekerjaan orang lain" Jalan tol sudah pake, kartu, makan bisa pesen di hp, dll
2	ChatGPT aja udah serem bang. Di satu sisi senang dengan perkembangan teknologi udah se hebat ini, tapi disisi lain rada khawatir juga.
3	Akan banyak orang-orang kehilangan pekerjaan kecuali pekerjaan dengan hati dan intuisi

Tabel 2. Contoh komentar balasan pada youtube

Komentar	Komentar Balasan
semoga anggota DPR kedepannya bisa di kerjakan chatGPT	Sangat cerdas semoga dan semoga Setuju! Jadi menghapus Korupsi/Kolusi/Non Produktif. Mari dukung Pencalonan AI jadi Ketua & Anggota DPR/MPR RI!!!

### 3.2 Labeling Dataset

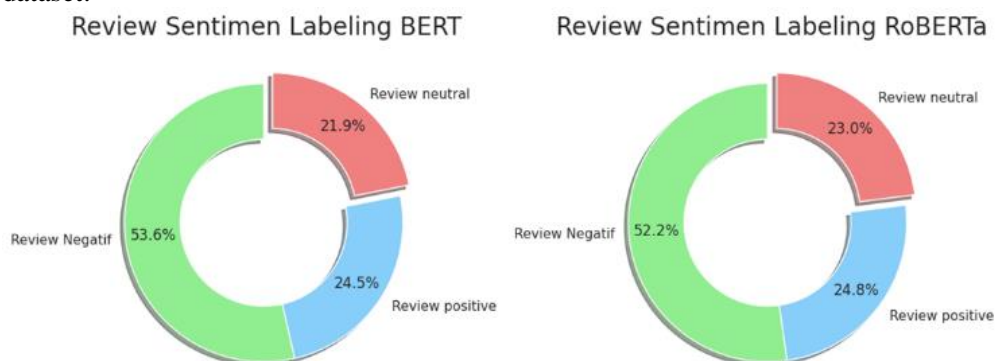
Labeling dataset pada penelitian yang dilakukan memanfaatkan *Fine-Tuning* BERT dan RoBERTa model berbahasa Indonesia seperti yang terlihat pada tabel 3. Hal ini dilakukan dikarenakan dataset yang telah berlabel sulit didapatkan serta membutuhkan pembiayaan yang lebih tinggi [29]. Selain itu, terdapat beberapa perbedaan hasil klasifikasi seperti contoh yang terlihat pada tabel 3.

Tabel 3. Sample hasil labeling dataset

Nomor	Komentar	RoBERTa	BERT
1	Gue dah pake model GPT-4.	neutral	positive
2	Jarvis, Friday, Karen, Edith in real life. Serem sih sebenarnya yang kaya Elon Musk bilang. Tapi sisi positifnya efisien.	positive	negative
3	menurut maa Raymond tentang Timothy sekarang gimana?	negative	neutral

### 3.3 Analisis Eksplorasi Dataset

Analisis Eksplorasi dataset dilakukan untuk melihat proporsi setiap kelas pada dataset yang telah melalui proses labeling dataset. Pada penelitian didapatkan kelas negatif, positif, dan netral sebesar 3106, 1422, 1268 dari labeling menggunakan BERT. Sedangkan, labelling menggunakan RoBERTa 3028 negatif, 1435 positif, 1333 netral berikut gambar 3 grafik persebaran setiap kelas pada dataset.



Gambar 3. Perbandingan kelas pada dataset

### 3.4 Preprocessing Dataset

Tahapan preprocessing dataset bertujuan untuk menghilangkan *noise* pada teks dataset yang dimiliki [30]. Selain itu tahapan Preprocessing merupakan tahapan yang penting untuk mendapatkan hasil yang lebih baik meskipun penggunaan bahasa Inggris perlu melalui tahap ini

[31]. Pada tahapan ini peneliti melakukan perubahan teks secara keseluruhan menjadi huruf kecil, menggantikan enter menjadi spasi, penghapusan emotikon, penghapusan symbol, serta penghapusan karakter yang berulang. Sehingga pada penelitian dilakukan dataset menjadi 5788 dari 5796.

### 3.5 Split Dataset

Split dataset dilakukan menjadi 3 bagian yaitu data latih, data validasi, dan data testing hal ini dilakukan untuk mengukur kualitas, keseimbangan, serta konsistensi dataset [32]. Ratio yang digunakan 70:30:30 adalah 70% dari dataset menjadi data latih, 30% dari dataset akan dibagikan lagi menjadi 70% data validation dan 30% data testing seperti yang terlihat pada tabel 4.

Tabel 4. Skema Split dataset

	Data Latih	Data Validation	Data Testing	Ratio
Skema-dataset-1	4051	1215	522	70:30:30
Skema-dataset-2	4630	926	232	80:20:20

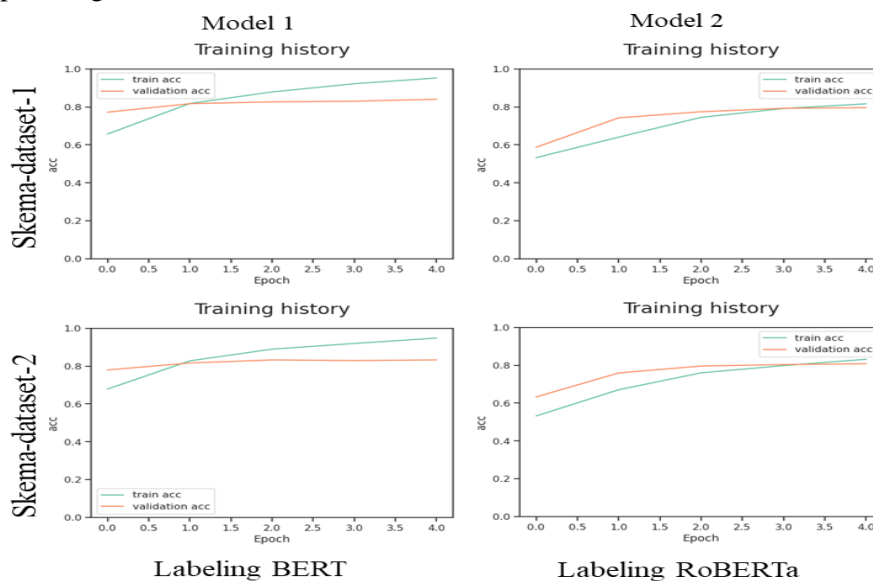
### 3.6 Modeling

Tahapan modeling peneliti menggunakan transformers model *pre-trained* huggingface yaitu: flax-community/indonesian-roberta-base menggunakan dataset OSCAR, dan indobenchmark/indobert-base-p1 dengan dataset indonlu. Saat penelitian dilakukan menggunakan Google Colab GPU tesla t4. Penelitian yang dilakukan menggunakan 5 epochs, learning rate 3e-6, batch size 32, workers 16, max token 512, num\_labels 3 karena sesuai dengan kelas kategori sentimen pada dataset, optimizer Adam.

## 4. PEMBAHASAN

### 4.1 Modeling

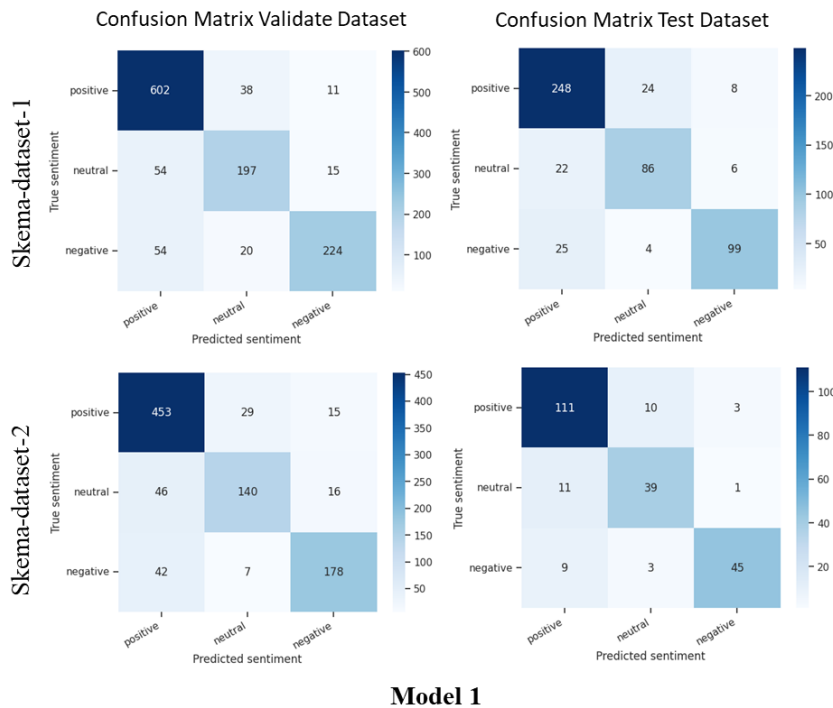
Tahapan modeling yaitu Model 1 indobenchmark/indobert-base-p1, model 2 flax-community/indonesian-roberta-base. Gambar 4 memperlihatkan grafik hasil training dari model yang digunakan pada saat training dataset dengan skema seperti pada tabel 4 serta yang telah dijelaskan pada bagian 3.6.



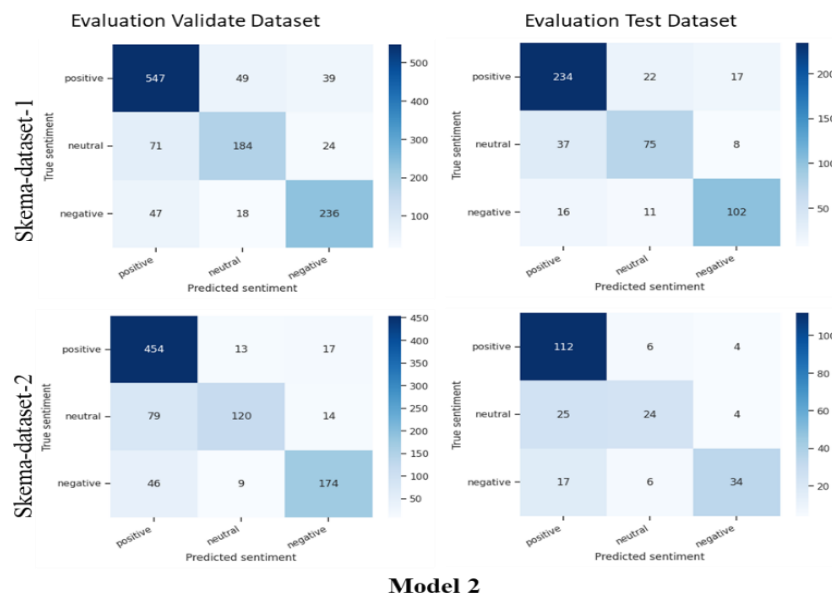
Gambar 4. Grafik training dataset

## 4.2 Evaluasi

Hasil Confusion matrix dari data latih yang dilakukan dengan beberapa parameter yang mengacu pada bagian 3.6 dengan membagi berdasarkan type labeling BERT dan RoBERTa terlihat pada gambar 5 serta gambar 6. Pada evaluasi peneliti melakukan 2 tahapan yaitu validasi data latih dan juga test dataset.



Gambar 5. Evaluasi *confusion matrix* model 1 terhadap penggunaan labeling BERT



Gambar 6. Evaluasi *confusion matrix* model 2 terhadap penggunaan labeling RoBERTa

Perhitungan *precision*, *recall*, *f1-score*, serta akurasi dari model yang digunakan mendapatkan hasil seperti yang terlihat pada tabel 5, tabel 6 untuk uji coba terhadap labeling Transformers BERT menggunakan model 1. Sedangkan tabel 5, tabel 6 untuk uji coba terhadap labeling

Transformers RoBERTa menggunakan model 2. Selain itu tabel 9 merupakan hasil akurasi terbaik dari proses train dataset yang dimana kedua model memiliki akurasi diatas 80% saat proses validation. Namun, ketika proses test dataset model 2 mengalami penurunan akurasi menjadi 79% pada skema dataset 1 dan 73% pada skema dataset 2.

Tabel 5. Tabel evaluasi skema-dataset-1 menggunakan model 1 terhadap labeling BERT

Skema-dataset-1	Evaluasi Validate Dataset				Evaluasi Test Dataset			
	Precision	Recall	F1-Score	Support	Precision	Recall	F1-Score	Support
Positive	0.85	0.92	0.88	651	0.84	0.89	0.86	280
Neutral	0.77	0.74	0.76	266	0.75	0.75	0.75	114
Negative	0.90	0.75	0.82	298	0.88	0.77	0.82	128
Accuracy			0.84	1215			0.83	522
Macro avg	0.84	0.81	0.82	1215	0.82	0.80	0.81	522
Weighted avg	0.84	0.84	0.84	1215	0.83	0.83	0.83	522

Tabel 6. Tabel evaluasi skema-dataset-2 menggunakan model 1 terhadap labeling BERT

Skema-dataset-2	Evaluasi Validate Dataset				Evaluasi Test Dataset			
	Precision	Recall	F1-Score	Support	Precision	Recall	F1-Score	Support
Positive	0.84	0.91	0.81	497	0.85	0.90	0.87	124
Neutral	0.80	0.69	0.74	202	0.75	0.76	0.76	51
Negative	0.85	0.78	0.82	227	0.92	0.79	0.85	57
Accuracy			0.83	926			0.84	232
Macro avg	0.83	0.80	0.81	926	0.84	0.82	0.83	232
Weighted avg	0.83	0.83	0.83	926	0.84	0.84	0.84	232

Tabel 7. Tabel evaluasi skema-dataset-1 menggunakan model 1 terhadap labeling RoBERTa

Skema-dataset-1	Evaluasi Validate Dataset				Evaluasi Test Dataset			
	Precision	Recall	F1-Score	Support	Precision	Recall	F1-Score	Support
Positive	0.82	0.86	0.84	635	0.82	0.86	0.84	273
Neutral	0.73	0.66	0.69	279	0.69	0.62	0.66	120
Negative	0.79	0.78	0.79	301	0.80	0.79	0.80	129
Accuracy			0.80	1215			0.79	522
Macro avg	0.78	0.77	0.77	1215	0.77	0.76	0.76	522
Weighted avg	0.79	0.80	0.79	1215	0.78	0.79	0.79	522

Tabel 8. Tabel evaluasi skema-dataset-2 menggunakan model 1 terhadap labeling RoBERTa

Skema-dataset-2	Evaluasi Validate Dataset				Evaluasi Test Dataset			
	Precision	Recall	F1-Score	Support	Precision	Recall	F1-Score	Support
Positive	0.78	0.94	0.85	484	0.73	0.92	0.81	122
Neutral	0.85	0.56	0.68	213	0.67	0.45	0.54	53
Negative	0.85	0.76	0.80	229	0.81	0.60	0.69	57
Accuracy			0.81	926			0.73	232
Macro avg	0.83	0.75	0.78	926	0.73	0.66	0.68	232
Weighted avg	0.81	0.81	0.80	926	0.73	0.73	0.72	232

Tabel 9. Tabel hasil akurasi validasi dan akurasi test

Labeling	Model	Skema dataset	Val accuracy	Test accuracy
BERT	Indobenchmark/indobert-base-p1	1	0.84	0.83
		2	0.83	0.84
RoBERTa	flax-community/indonesian-roberta-base	1	0.80	0.79
		2	0.81	0.73

## 5. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan dengan beberapa skema peneliti dapat menyimpulkan model indobenchmark/indobert-base-p1 menjadi akurasi yang paling baik disemua skema split dataset. Sehingga, model tersebut dapat digunakan untuk melabeling dataset berbahasa Indonesia hal ini dikarenakan data latih IndoNLU berukuran jauh lebih besar sehingga model dapat belajar

lebih banyak daripada model yang lain. Namun, labeling dataset disarankan dilakukan pendampingan ahli Bahasa sehingga keakuratan terhadap teks dapat dipertanggung jawabkan. Selain itu, penelitian ini yang menggunakan analisis eksplorasi data mendapatkan sentimen negative menjadi sentiment tertinggi dengan 53.6% dibandingkan dengan sentimen netral maupun positif. Sehingga perlunya keterlibatan pemangku kebijakan dalam mengatur penggunaan AI di Indonesia agar tidak disalahgunakan sebagai alat tindak kejahatan.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] X. Chen, D. Zou, H. Xie, G. Cheng, and C. Liu, "Two decades of artificial intelligence in education," *Educational Technology & Society*, vol. 25, no. 1, pp. 28–47, 2022.
- [2] D. Manongga, U. Rahardja, I. Sembiring, N. Lutfiani, and A. B. Yadila, "Dampak Kecerdasan Buatan Bagi Pendidikan," *ADI Bisnis Digital Interdisiplin Jurnal*, vol. 3, no. 2, pp. 41–55, 2022.
- [3] F. E. N. Saputro and F. S. Nugraha, "Prediksi Penjualan Kopi Berdasarkan Cuaca Menggunakan Association Rule dan Algoritma FP Growth," *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, vol. 17, no. 1, pp. 1–8, 2023.
- [4] A. Ardiansyah and N. F. Hasan, "Deteksi dan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan Yolov7," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 12, no. 1, pp. 30–35, Mar. 2023, doi: 10.32736/sisfokom.v12i1.1545.
- [5] K. N. Qodri, I. Soesanti, and H. A. Nugroho, "Image analysis for MRI-based brain tumor classification using deep learning," *IJITEE (International Journal of Information Technology and Electrical Engineering)*, vol. 5, no. 1, pp. 21–28, 2021.
- [6] D. Kovačević, "Use of ChatGPT in ESP Teaching Process," in *2023 22nd International Symposium INFOTEH-JAHORINA (INFOTEH)*, IEEE, Mar. 2023, pp. 1–5. doi: 10.1109/INFOTEH57020.2023.10094133.
- [7] I. Ahmed, G. Jeon, and F. Piccialli, "From artificial intelligence to explainable artificial intelligence in industry 4.0: a survey on what, how, and where," *IEEE Trans Industr Inform*, vol. 18, no. 8, pp. 5031–5042, 2022.
- [8] M. Webb, "The impact of artificial intelligence on the labor market," *Available at SSRN 3482150*, 2019.
- [9] P. Aghion, C. Antonin, and S. Bunel, "Artificial intelligence, growth and employment: The role of policy," *Economie et Statistique/Economics and Statistics*, no. 510-511–512, pp. 150–164, 2019.
- [10] N. Lutfianti, "Penerapan Sentimen Analisis Dengan Algoritma SVM Dalam Tanggapan Netizen Terhadap Berita Resesi 2023," *SISFOTENIKA*, vol. 13, no. 1, pp. 53–64, 2023.
- [11] S. Sumayah, F. Sembiring, and W. Jatmiko, "Analysis Of Sentiment Of Indonesian Community On Metaverse Using Support Vector Machine Algorithm" *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 4, no. 1, pp. 143–150, 2023.
- [12] H. Al Jannah and D. Hermawan, "Analysis of Indonesian Society's Perceptions of the COVID-19 Vaccine in Youtube Comments Using Machine Learning Algorithms," in *2022 3rd International Conference on Artificial Intelligence and Data Sciences (AiDAS)*, IEEE, 2022, pp. 72–77.
- [13] M. Rodríguez-Ibáñez, A. Casáñez-Ventura, F. Castejón-Mateos, and P.-M. Cuenca-Jiménez, "A review on sentiment analysis from social media platforms," *Expert Syst Appl*, vol. 223, p. 119862, Aug. 2023, doi: 10.1016/j.eswa.2023.119862.
- [14] L. M. Azizah, D. B. Ajipratama, N. A. R. Putri, and C. Damarjati, "Analisa Sentimen Masyarakat Terhadap Kebijakan Vaksinasi Covid-19 Di Indonesia Pada Twitter Menggunakan Algoritma LSTM La," *JURNAL IPTEKKOM (Jurnal Ilmu Pengetahuan & Teknologi Informasi)*, vol. 24, no. 2, pp. 161–172, 2022.
- [15] O. Mohamed, A. M. Kassem, A. Ashraf, S. Jamal, and E. H. Mohamed, "An ensemble transformer-based model for Arabic sentiment analysis," *Soc Netw Anal Min*, vol. 13, no. 1, Dec. 2023, doi: 10.1007/s13278-022-01009-0.



- 
- [16] D. Srivastava and V. K. Soni, "A systematic review on sentiment analysis approaches," in *2022 2nd International Conference on Advance Computing and Innovative Technologies in Engineering (ICACITE)*, IEEE, 2022, pp. 1–6.
- [17] D. Sebastian, H. D. Purnomo, and I. Sembiring, "BERT for Natural Language Processing in Bahasa Indonesia," in *2022 2nd International Conference on Intelligent Cybernetics Technology and Applications, ICICyTA 2022*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 204–209. doi: 10.1109/ICICyTA57421.2022.10038230.
- [18] Y. Shen and J. Liu, "Comparison of text sentiment analysis based on bert and word2vec," in *2021 IEEE 3rd International Conference on Frontiers Technology of Information and Computer (ICFTIC)*, IEEE, 2021, pp. 144–147.
- [19] A. S. Widagdo, K. N. Qodri, and F. E. N. Saputro, "Analisis sentimen terhadap pelayanan Kesehatan berdasarkan ulasan Google Maps menggunakan BERT," *JURNAL FASILKOM*, vol. 13, no. 02, pp. 326–333, 2023.
- [20] A. S. Wisnubroto, A. Saifunas, A. B. Santoso, P. K. Putra, and I. Budi, "Opinion-based sentiment analysis related to 2024 Indonesian Presidential Election on YouTube," in *2022 5th International Seminar on Research of Information Technology and Intelligent Systems (ISRITI)*, IEEE, 2022, pp. 318–323.
- [21] H. M. Lee and Y. Sibaroni, "Comparison of IndoBERTweet and Support Vector Machine on Sentiment Analysis of Racing Circuit Construction in Indonesia," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 7, no. 1, pp. 99–106, 2023.
- [22] J. Sirusstara, N. Alexander, A. Alfarisy, S. Achmad, and R. Sutoyo, "Clickbait Headline Detection in Indonesian News Sites using Robustly Optimized BERT Pre-training Approach (RoBERTa)," in *2022 3rd International Conference on Artificial Intelligence and Data Sciences: Championing Innovations in Artificial Intelligence and Data Sciences for Sustainable Future, AiDAS 2022 - Proceedings*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2022, pp. 248–253. doi: 10.1109/AiDAS56890.2022.9918678.
- [23] M. Birjali, M. Kasri, and A. Beni-Hssane, "A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends," *Knowl Based Syst*, vol. 226, p. 107134, 2021.
- [24] T. Chen, L. Song, H. Zhou, Y. Li, H. Wang, and C. Kong, "A Study of Mental Health Self-Monitoring Based on the Combination of BERT and Low-Code Platform," in *2023 6th World Conference on Computing and Communication Technologies, WCCCT 2023*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2023, pp. 171–175. doi: 10.1109/WCCCT56755.2023.10052392.
- [25] R. Man and K. Lin, "Sentiment analysis algorithm based on BERT and convolutional neural network," in *2021 IEEE Asia-Pacific Conference on Image Processing, Electronics and Computers (IPEC)*, IEEE, 2021, pp. 769–772.
- [26] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, "Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding," *arXiv preprint arXiv:1810.04805*, 2018.
- [27] Y. Liu *et al.*, "Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach," *arXiv preprint arXiv:1907.11692*, 2019.
- [28] H. Nuraliza, O. N. Pratiwi, and F. Hamami, "Analisis Sentimen IMBd Film Review Dataset Menggunakan Support Vector Machine (SVM) dan Seleksi Feature Importance," *Jurnal Mirai Management*, vol. 7, no. 1, pp. 1–17, 2022.
- [29] H. Singh, K. P. S. Attwal, and M. Lal, "Sentiment Analysis Tools and Techniques: A Review," in *2022 IEEE 13th Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON)*, IEEE, 2022, pp. 424–427.
- [30] A. S. Widagdo, B. S. WA, and A. Nasiri, "Analisis tingkat kepopuleran e-commerce di indonesia berdasarkan sentimen sosial media menggunakan metode naïve bayes," *Jurnal Informa: Jurnal Penelitian dan Pengabdian Masyarakat*, vol. 6, no. 1, pp. 1–5, 2020.
-

- [31] A. Mahgoub *et al.*, “Sentiment Analysis: Amazon Electronics Reviews Using BERT and Textblob,” in *2022 20th International Conference on Language Engineering (ESOLEC)*, IEEE, 2022, pp. 6–10.
- [32] Y. Gong, G. Liu, Y. Xue, R. Li, and L. Meng, “A survey on dataset quality in machine learning,” *Inf Softw Technol*, vol. 162, p. 107268, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2023.107268>.

#### **Biodata Penulis**

**Nisrina Akbar Rizky Putri**, kelahiran di Yogyakarta. Meraih gelar Sarjana Teknik (S.T.) di Program Studi Teknik Informatika Universitas Muhammadiyah Yogyakarta pada tahun 2018. Meraih gelar Master of Engineering (M.Eng) di Program Studi Teknologi Informasi Universitas Gadjah Mada pada tahun 2021. Saat ini penulis berprofesi sebagai Dosen di Universitas Muhammadiyah Klaten.

**Ardiansyah**, lahir di Jayapura, Papua. Meraih gelar Ahli Madya Komputer (A.Md.Kom) di Program Studi Teknik Informatika Universitas Sains Dan Teknologi Jayapura pada tahun 2013. Meraih gelar Sarjana Komputer (S.Kom) di Program Studi Teknik Informatika STIMIK AMIKOM pada tahun 2016. Meraih gelar Magister Komputer (M.Kom) konsentrasi *Business Intelligence* di Program Studi Teknik Informatika Universitas AMIKOM Yogyakarta pada tahun 2019. Saat ini penulis berprofesi sebagai Dosen di Universitas Muhammadiyah Klaten