
ANALISIS SENTIMENT MASYARAKAT INDONESIA PADA MEDIA SOSIAL TERHADAP ISU IJAZAH PALSU MANTAN PRESIDEN MENGGUNAKAN ALGORITMA BERBASIS TRANSFORMER (BERT)

Febri Sugandi

Univeritas Dharmawacana, Lampung

e-mail: F Sugandi87@gmail.com

Abstract: Social media has become one of the main channels for people to express their opinions on various social and political issues. This study aims to apply the BERT model in analyzing the issue to be analyzed to determine the public's reaction to the tendency of public sentiment, whether it is positive, negative, or neutral. BERT is very superior in understanding the meaning of sentences in depth, including in sentiment analysis tasks. The BERT evaluation shows that Negative sentiment with precision reaches 79%, recall 84%, and f1-score reaches 81%, for Neutral sentiment precision reaches 50%, recall reaches 45% and f1-score reaches 47%, positive sentiment precision reaches 66%, recall 61%, and f1-score reaches 63% and accuracy reaches 72%. Based on the overall results, the model produces an accuracy rate of 72%, which indicates that most of the sentiment predictions match the actual labels.

Keywords: BERT, Sentiment.

Abstrak: Media sosial telah menjadi salah satu saluran utama bagi masyarakat untuk menyampaikan opini terhadap berbagai isu sosial dan politik. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model BERT dalam menganalisis isu tersebut untuk dianalisis guna mengetahui reaksi masyarakat pada kecenderungan sentimen publik, apakah bersifat positif, negatif, atau netral. BERT sangat unggul dalam memahami makna kalimat secara mendalam, termasuk dalam tugas analisis sentimen. Evaluasi BERT menunjukkan bahwa sentimen Negatif dengan precision mencapai 79%, recall 84%, dan f1-score mencapai 81%, untuk sentimen Netral precision mencapai 50%, recall mencapai 45% dan f1-score mencapai 47% , sentimen positif precision mencapai 66%, recall 61%, dan f1-score mencapai 63% serta accuracy mencapai 72%. Berdasarkan hasil secara keseluruhan, model menghasilkan tingkat akurasi sebesar 72%, yang menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi sentimen sesuai dengan label sebenarnya.

Kata kunci: BERT, Sentimen.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mengubah cara masyarakat dalam menyampaikan opini terhadap berbagai peristiwa, terutama melalui media sosial. Twitter, sebagai salah satu platform media sosial yang banyak digunakan di Indonesia, menjadi ruang diskusi publik yang terbuka dan dinamis. Melalui Twitter, pengguna dapat menanggapi isu-isu sosial dan politik secara real-time, termasuk kontroversi yang melibatkan

tokoh publik.

Media sosial telah menjadi salah satu saluran utama bagi masyarakat untuk menyampaikan opini terhadap berbagai isu sosial dan politik. Twitter, sebagai salah satu platform media sosial yang paling populer di Indonesia, menyediakan data yang kaya akan ekspresi publik, termasuk sentimen terhadap figur politik. Salah satu isu yang belakangan ini menjadi sorotan publik adalah dugaan penggunaan ijazah palsu oleh seorang mantan Presiden Indonesia.

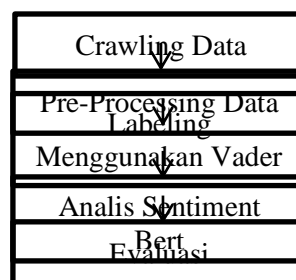
Isu ini menimbulkan pro dan kontra di tengah masyarakat serta memunculkan berbagai tanggapan di media sosial, khususnya Twitter. Analisis sentimen merupakan metode penting untuk memahami opini publik secara otomatis. Dengan kemajuan teknologi pemrosesan bahasa alami (Natural Language Processing/NLP), algoritma seperti Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) telah terbukti sangat efektif dalam memahami konteks dan makna dari teks berbahasa alami (Devlin et al., 2019).

BERT adalah model berbasis transformer yang dilatih untuk memahami hubungan antar kata dalam kalimat secara dua arah (bidirectional), sehingga mampu menangkap makna kontekstual secara lebih akurat. Dalam penelitian ini, digunakan model BERT yang telah dilatih pada data berbahasa Indonesia, yaitu IndoBERT, yang secara khusus disesuaikan untuk menangani struktur bahasa Indonesia (Wilie et al., 2020). Hal ini memungkinkan analisis sentimen dilakukan secara lebih efektif terhadap teks-teks yang berasal dari Twitter.

Beberapa penelitian terdahulu telah mengimplementasikan BERT untuk analisis sentimen. Saputri et al. (2021) membuktikan bahwa IndoBERT mampu mengungguli model klasik seperti Naive Bayes dan SVM dalam klasifikasi sentimen terhadap data Twitter berbahasa Indonesia. Hal ini menunjukkan bahwa BERT tidak hanya memahami struktur kalimat, tetapi juga mampu menangkap nuansa emosional dalam teks. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model BERT dalam menganalisis isu tersebut penting untuk dianalisis guna mengetahui reaksi masyarakat pada kecenderungan sentimen publik, apakah bersifat positif, negatif, atau netral. Berdasarkan data yang diambil dari Twitter.

METODE

Adapun kerangka penelitian adalah sebagai berikut :



Gambar 1 kerangka penelitian

Crawling Data

Data dikumpulkan dari Twitter/X menggunakan web scraping melalui google Collab dengan bahasa pemrograman Python dengan kata kunci yang relevan seperti “ijazah palsu”, “mantan presiden”, dan “ijazah presiden”. Data diambil pertanggal 24 April 2025 sejak isu mencuat. Adapun data yang diperoleh sebanyak 2055 tweets menggunakan bahasa Indonesia dan disimpan dalam format CSV, selanjutnya data akan diolah ketahap pre-processing.

Pre-Processing Data

Tahap selanjutnya melakukan pre-processing, data yang sudah disimpan dalam bentuk CSV. Pada tahapan ini pre-processing dilakukan dengan beberapa tahapan yaitu cleaning data, normalisasi dan translator.

Vader

Vader (Valence Aware Dictionary and sentiment Reasoner) adalah salah satu metode yang banyak digunakan untuk analisis sentimen berbasis leksikon. Metode ini dirancang khusus untuk menganalisis teks pendek, seperti tweet, komentar di media sosial, dan ulasan daring. Salah satu keunggulan Vader adalah ringan, cepat, dan tidak memerlukan pelatihan model sebelumnya.

Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah proses mengidentifikasi dan mengkategorikan opini atau emosi yang terkandung dalam suatu teks, seperti apakah suatu pernyataan bersifat positif, negatif, atau

netral. Teknik ini termasuk dalam bidang text mining dan natural language processing (NLP), dan biasanya digunakan untuk memahami persepsi publik terhadap isu tertentu, produk, layanan, atau tokoh publik berdasarkan data teks dari media sosial, ulasan daring, atau forum diskusi. Pendekatan dalam analisis sentimen dapat dilakukan dengan berbagai cara, seperti menggunakan metode berbasis leksikon (kamus kata), pembelajaran mesin (machine learning), atau gabungan keduanya. Dalam konteks media sosial seperti Twitter, analisis sentimen menjadi sangat berguna untuk menangkap opini masyarakat secara real-time dalam skala besar (Liu, 2012).

Bert

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) adalah model pembelajaran mesin berbasis arsitektur Transformer yang dikembangkan oleh Google. Model ini dirancang untuk memahami konteks kata dalam suatu kalimat secara menyeluruh, baik dari arah kiri ke kanan maupun kanan ke kiri secara bersamaan (bidirectional). Kemampuan ini menjadikan BERT sangat unggul dalam memahami makna kalimat secara mendalam, termasuk dalam tugas analisis sentimen. Dalam konteks analisis sentimen, BERT digunakan untuk mengklasifikasikan emosi atau opini yang terkandung dalam teks, seperti apakah sebuah pernyataan bersifat positif, negatif, atau netral. BERT tidak bergantung pada kamus kata atau aturan tetap, melainkan belajar dari data besar melalui proses pelatihan (pre-training) dan penyetelan (fine-tuning) pada data spesifik, misalnya data dari media sosial.

Keunggulan utama BERT dalam analisis sentimen adalah kemampuannya menangkap konteks makna kata berdasarkan posisi dalam kalimat. Sebagai contoh, BERT mampu membedakan makna kata “jatuh” dalam kalimat “harga saham jatuh” dan “jatuh cinta” karena mempertimbangkan kata-kata di sekitarnya. Hal ini membuat prediksi sentimen menjadi lebih akurat

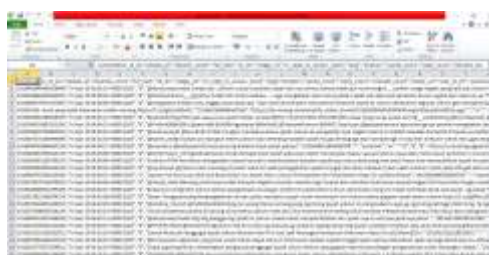
dibanding pendekatan berbasis leksikon atau metode tradisional lainnya.

Penggunaan BERT dalam Bahasa Indonesia semakin berkembang dengan hadirnya versi lokal seperti IndoBERT, yang dilatih menggunakan korpus teks Bahasa Indonesia agar lebih memahami struktur bahasa dan konteks lokal secara lebih baik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Crawling Data (Pengumpulan Data)

Pada crawling pada penelitian ini penulis menggunakan teknik scraping melalui google Collab dan menghasilkan data sebanyak 2055 tweets berbahasa Indonesia berformat CSV.



Gambar 2 Hasil Crawling Data

Pre-processing Data

Pada tahap pre-processing data dilakukan tahapan cleaning data dengan cara, menghapus URL atau tagar dan menghapus emoji dan Karakter khusus, Normalisasi atau mengubah kata yang tidak baku menjadi bentuk standar pengulangan karakter, translator mengubah teks ke bahasa Inggris.



Gambar 3 Tahapan Pre-processing Data

Cleaning Data

Sebelum data teks dari media sosial seperti Twitter dianalisis, penting untuk melakukan tahapan pembersihan data (data cleaning). Langkah ini bertujuan untuk menghilangkan elemen-elemen tidak relevan yang dapat mengganggu pemahaman konteks sentimen oleh model analisis, seperti BERT. Pembersihan ini mencakup beberapa proses utama sebagai berikut:

Penghapusan URL dan Tagar (Hashtag)

Teks dari Twitter sering kali mengandung tautan (URL) yang mengarahkan ke sumber eksternal, serta tagar (hashtag) yang diawali dengan simbol #. Meskipun kadang mengandung informasi topik, tagar dan URL tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap analisis sentimen karena biasanya tidak mengandung emosi atau opini. Oleh karena itu, elemen-elemen ini dihapus agar tidak mengganggu proses tokenisasi atau menyebabkan makna bias. Contoh: Teks asli: “Skandal besar! Lihat di sini: <https://t.co/xyz123> #ijazahpalsu”, Setelah penghapusan: “Skandal besar! Lihat di sini”

Penghapusan Emotikon dan Karakter Khusus

Emotikon (emoji) seperti gambar emot serta karakter khusus seperti tanda baca berlebihan (!!! ???), simbol mata uang, dan karakter non-alfabet lainnya juga perlu dihapus atau dinormalkan. Emotikon memang bisa menyampaikan emosi, namun jika tidak dipetakan secara khusus, model seperti BERT akan mengabaikannya atau salah mengartikan. Oleh karena itu, pada proses cleaning dasar, emotikon sering dihapus.

Normalisasi Teks

Normalisasi adalah proses mengubah bentuk kata yang tidak baku menjadi bentuk yang standar. Hal ini sangat penting untuk bahasa informal seperti yang banyak digunakan di media sosial. Contohnya, kata "gak", "ga", "nggak", akan dinormalisasi menjadi

"tidak". Demikian juga dengan kata "bgt" → "banget", atau "udh" → "sudah". Proses normalisasi membantu menyamakan bentuk kata agar model dapat mengenali konteks sebenarnya dari kata tersebut.

Translator

Jika data tweet berasal dari berbagai bahasa dan target model adalah Bahasa Indonesia, maka penerjemahan otomatis diperlukan. Model ini mampu menghasilkan terjemahan yang mempertahankan makna emosional asli dari teks, sehingga sentimen tetap konsisten setelah translasi (Liu et al., 2020).



Gambar 4 Cleaning data

Labeling Menggunakan Vader

Penelitian ini melakukan labeling dengan menggunakan Vader dan menghasilkan empat nilai sebagai hasil analisis yaitu, Positive: proporsi kata-kata positif dalam teks, Negative: proporsi kata-kata negatif, Neutral: proporsi kata-kata netral, Compound: skor agregat yang menunjukkan keseluruhan sentimen dari teks, berkisar dari -1 (sangat negatif) hingga +1 (sangat positif).

Untuk keperluan klasifikasi, skor compound biasanya digunakan dengan ambang batas sebagai berikut: Compound ≥ 0.05 → Sentimen Positif, Compound ≤ -0.05 → Sentimen Negatif, $-0.05 < \text{Compound} < 0.05$ → Sentimen Netral, seperti gambar 5 dibawah ini:



Gambar 5 Label menggunakan Vader

Dan hasil labeling menggunakan vader pada penelitian ini adalah sebagai berikut:



Gambar 6 Output Labeling Vader

Dataset

Dataset berjumlah 2055 dibagi menjadi data training, 60%, Validasi data 20% dan data test sebanyak 20%, Seperti gambar 7 dibawah ini.



Gambar 7 Pembagian Dataset

Dari gambar 7 diatas didapatkan data training berjumlah 1315, validasi data berjumlah 329 dan data test 411. Data training tujuannya untuk model belajar mengenali pola atau hubungan antara input dan output (contohnya: teks tweet dan label sentimennya), Validasi tujuannya memantau overfitting dan membantu dalam penyetelan hyper parameter seperti jumlah epoch, learning rate, dan dropout rate, dan data test

tujuannya agar Memberikan gambaran akurasi dan generalisasi model terhadap data yang benar-benar baru.

Analisis Sentiment Bert

Dataset yang sudah dibagi dan diberikan label menggunakan Vader seperti gambar 8 dibawah ini.



Gambar 8 Analisis sentiment Bert

Dari hasil diatas hasil ditunjukkan pada tabel 1 berikut :

Tabel 1 Hasil Analisis

Epoch	Training Loss	Validation loss
1	No log	0.602288
2	0.758700	0.382164
3	0.459800	0.262861
4	0.226100	0.290795
5	0.123200	0.242536

Tabel diatas menunjukkan eksperimen hasil model pembelajaran mendalam dengan berbagai macam kombinasi parameter. Dalam penelitian ini epoch 1 sampai 5 memberikan hasil yang bervariasi untuk mengevaluasi performa model.

Evaluasi

Prediksi menggunakan model bert dilakukan untuk mengetahui label sentimen (positif, negatif, atau netral) serta Menerapkan model hasil pelatihan pada data uji atau data nyata yang ditunjukkan pada gambar dibawah ini:



Gambar 8. Evaluasi Bert

Hasil analisis pada gambar diatas ditunjukkan pada tabel 2 sebagai berikut.

Tabel 2 Hasil Evaluasi Bert

	Precision	ecall	F1-Score
Negatif	0,79	0,84	0,81
Netral	0,50	0,45	0,47
Positif	0,66	0,61	0,63
Accuracy			0,72

Berdasarkan tabel diatas menunjukan bahwa sentimen Negatif dengan preccision mencapai 79%, recall 84%, dan f1-score mencapai 81%, untuk sentimen Netral preccision mencapai 50%, recall mencapai 45% dan f1-score mencapai 47% , sentimen positif preccision mencapai 66%, recall 61%, dan f1-score mencapai 63% serta accuracy mencapai 72%.

SIMPULAN

Berdasarkan hasil evaluasi yang ditampilkan pada tabel, dapat disimpulkan bahwa model mampu mengenali sentimen negatif dengan cukup baik, ditunjukkan oleh nilai precision sebesar 79%, recall sebesar 84%, dan f1-score sebesar 81%, yang menandakan keseimbangan antara ketepatan dan kelengkapan deteksi terhadap sentimen negatif. Sementara itu, untuk sentimen netral, performa model masih tergolong rendah dengan precision sebesar 50%, recall 45%, dan f1-score 47%, yang mengindikasikan bahwa model cukup kesulitan membedakan opini netral dari lainnya. Adapun pada sentimen positif, model menunjukkan performa sedang dengan precision 66%, recall 61%, dan f1-score 63%. Secara keseluruhan, model menghasilkan tingkat akurasi sebesar 72%, yang menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi sentimen sesuai dengan label sebenarnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805.
- Kouloumpis, E., Wilson, T., & Moore, J. (2011). Twitter sentiment analysis: The good the bad and the OMG!. Proceedings of the Fifth International Conference on Weblogs and Social Media.
- Liu, B. (2012). Sentiment analysis and opinion mining. Synthesis lectures on human language technologies, 5(1), 1–167.
- Wilie, B., Vincentio, K. R., Winata, G. I., Cahyawijaya, S., Li, X., Fung, P., & Purwarianti, A. (2020). IndoNLU: Benchmark and resources for evaluating Indonesian natural language understanding. arXiv preprint arXiv:2009.05387.
- Saputri, G. R., Sari, Y. A., & Nugroho, R. A. (2021). IndoBERT for Indonesian Sentiment Analysis: A Case Study on Twitter Data. Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence, 7(2), 107–115.
- Kouloumpis, E., Wilson, T., & Moore, J. (2011). Twitter sentiment analysis: The good the bad and the OMG!. Proceedings of the Fifth International Conference on Weblogs and Social Media.
- Setiawan, A., Putra, A., & Rachmawati, D. (2020). Sentiment Analysis on Twitter Using BERT-based Indonesian Language Model. 2020 International Conference on Data Science and Its Applications (ICoDSA), 1–5.
- Hutto, C.J. & Gilbert, E.E. (2014). VADER: A Parsimonious Rule-based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text. Proceedings

- of the International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, 8(1), 216-225
- Raharjo, P., Irawan, B., & Nugroho, H. A. (2021). Normalization of Indonesian social media texts using hybrid approach. *Journal of Information Technology & Computer Science*, 9(2), 97–104.
- Wolf, T., et al. (2020). Transformers: State-of-the-art Natural Language Processing. EMNLP.
- Liu, Y., Melas-Kyriazi, L., Goyal, N., & Lewis, M. (2020). Multilingual Denoising Pre-training for Neural Machine Translation. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 8, 726–742.
- Ahuja, A., & Dubey, P. (2019). Pre-processing Twitter data for sentiment analysis. *International Journal of Scientific & Technology Research*, 8(11), 3701–3703.
- Wijaya, D. T., & Saputra, D. (2020). Analisis sentimen opini masyarakat Indonesia terhadap pemerintah selama pandemi COVID-19 menggunakan metode LSTM. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 4(3), 458–464.
<https://doi.org/10.29207/resti.v4i3.2060>
- Oktavia, A. D., & Wulandari, A. (2021). Penerapan Algoritma BERT dalam Klasifikasi Sentimen pada Twitter dengan Bahasa Indonesia. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 9(4), 377–384.
<https://doi.org/10.14710/jtsiskom.9.4.2021.377-384>
- Baziotis, C., Pelekis, N., & Doukeridis, C. (2017). DataStories at SemEval-2017 Task 4: Deep LSTM with Attention for Message-level and Topic-based Sentiment Analysis. *Proceedings of the 11th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2017)*, 747–754.
<https://doi.org/10.18653/v1/S17-2127>
- Soetikno, D., & Susanto, D. H. (2022). Analisis sentimen masyarakat terhadap kebijakan publik di Twitter menggunakan BERT. *Jurnal Ilmu Komputer dan Aplikasinya*, 21(1), 12–21.
- Hidayatullah, M. F., & Nuryani, L. (2021). Analisis Sentimen pada Twitter menggunakan Algoritma Support Vector Machine dan Naive Bayes. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 9(1), 14–20.
<https://doi.org/10.14710/jtsiskom.9.1.2021.14-20>
- Fatmawati, D., & Nurhasanah, L. (2022). Penerapan Preprocessing dan Tokenisasi dalam Analisis Sentimen Data Media Sosial. *Jurnal Sistem Informasi dan Komputer*, 6(2), 115–122.