



Applying BERT Model for Early Detection of Mental Disorders Based on Text Input

Jimmy Sunjaya¹, Jefferson Ong², Rezky Firmansyah Ziliwu³, Henny Risni⁴,
Andre Pratama⁵

^{1,2,3,4,5} Universitas Satya Terra Bhinneka

Alamat: Jl. Sunggal Gg. Bakul, Sunggal, Kec. Medan Sunggal, Kota Medan, Sumatera Utara

Korespondensi penulis: jimmysunjaya77@gmail.com

Abstract. *In today's digital era, awareness of mental health issues is growing significantly. Many individuals are now more open about sharing their psychological conditions through written texts on social media, forums, and surveys. This phenomenon presents an opportunity to leverage technology for the automatic detection of mental disorders through text analysis. This study aims to implement the Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) model to identify mental health conditions such as depression, bipolar disorder, anxiety, suicidal tendencies, and others. The dataset was sourced from Kaggle and underwent several preprocessing stages, including data cleaning, tokenization, and text classification model training. This BERT model achieved strong performance, with an accuracy of 91% and an average F1-Score of 0.91. These results demonstrate the model's effectiveness in identifying various psychological expressions. The findings highlight the potential for developing early detection systems that are faster, more objective, and widely accessible. However, this study acknowledges limitations in dataset diversity, suggesting future work to incorporate more varied data sources and explore other NLP models to enhance detection accuracy and coverage.*

Keywords: BERT, Mental Disorders, Text Input

Abstrak. Di era digital saat ini, kesadaran akan pentingnya kesehatan mental semakin meningkat. Banyak individu mulai terbuka membagikan pengalaman dan kondisi psikologis mereka melalui tulisan, baik di media sosial, forum, maupun survei. Fenomena ini membuka peluang untuk memanfaatkan teknologi dalam mendeteksi gangguan mental secara otomatis melalui analisis teks. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) dalam mendeteksi kondisi mental seperti depresi, bipolar, anxiety, suicidal, dan lainnya. Data diambil dari platform Kaggle, kemudian diproses melalui tahapan pembersihan data, tokenisasi, dan pelatihan model klasifikasi teks. Model BERT yang digunakan menunjukkan performa tinggi dengan akurasi 91% dan rata-rata F1-Score sebesar 0,91. Hasil ini menunjukkan kemampuan model dalam mengenali berbagai ekspresi psikologis secara efektif. Temuan ini membuka potensi pengembangan sistem deteksi dini gangguan mental yang lebih cepat, objektif, dan dapat diakses secara luas. Meskipun begitu, penelitian ini menyadari keterbatasan pada keragaman data, sehingga disarankan pengembangan lebih lanjut dengan dataset yang lebih beragam serta eksplorasi model NLP lainnya guna meningkatkan akurasi dan jangkauan deteksi.

Kata kunci: BERT, Gangguan Mental, Text Input

1. LATAR BELAKANG

Di era digital ini, kesehatan mental telah menjadi perhatian yang semakin meningkat, terutama ketika individu lebih terbuka dalam membagikan pengalaman dan kondisi psikologis mereka dalam bentuk tulisan baik dalam survei, forum diskusi, dan lainnya. Organisasi Kesehatan Dunia (WHO) mencatat bahwa depresi menjadi faktor utama yang menyebabkan disabilitas secara global, dan gangguan mental lainnya juga memberikan kontribusi signifikan terhadap beban penyakit global, baik dari segi biaya pengobatan, hilangnya produktivitas, maupun dampak sosial lainnya (Perhatian, 2024). Fenomena ini memberikan peluang untuk menganalisis dan mendeteksi gangguan mental seperti depresi, gangguan bipolar, anxiety,

suicidal, dan lainnya dengan menggunakan data yang dihasilkan melalui teks yang mereka tulis di berbagai platform tulisan.

Kesehatan mental telah menjadi perhatian global yang terus meningkat, terutama dengan pesatnya perkembangan teknologi informasi. Meskipun banyak orang kini lebih terbuka mengenai kondisi mental mereka di dunia maya, proses deteksi dini gangguan mental sering kali terkendala oleh keterlambatan, subjektivitas, serta minimnya ketersediaan layanan kesehatan yang layak. Situasi ini menekankan pentingnya adanya model deteksi otomatis yang dapat beroperasi secara real-time, memberikan evaluasi yang objektif, serta menyediakan akses yang lebih luas dalam mendeteksi masalah kesehatan mental (Nur Haryanti et al., 2024).

Natural Language Processing (NLP) adalah teknologi yang digunakan untuk menganalisis data teks secara otomatis. Dalam konteks kesehatan mental, NLP dimanfaatkan untuk mengidentifikasi fitur-fitur sentimen dalam teks guna mendeteksi kondisi psikologis seseorang. Dengan pendekatan komputasional, NLP menganalisis kata, frasa, dan struktur bahasa untuk mengungkap emosi yang terkandung dalam teks. Hasil analisis ini dapat menunjukkan pola bahasa yang mengarah pada indikasi gangguan seperti depresi, bipolar, kecemasan, dan lainnya. (Situmorang & Purba, 2024).

Salah satu terobosan terbaru dalam NLP adalah penggunaan model berbasis transformer, seperti BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*), yang terbukti efektif dalam berbagai aplikasi klasifikasi teks (Anggraheni et al., 2024). BERT telah dilatih secara mendalam untuk melakukan dua tugas utama yaitu prediksi kata yang hilang dalam sebuah kalimat dan prediksi kalimat berikutnya, sehingga memungkinkan model ini untuk menangkap hubungan kontekstual yang kompleks dalam bahasa, menjadikannya sangat cocok untuk aplikasi kesehatan mental.

Model BERT, dengan kemampuannya dalam menangkap hubungan kontekstual yang kompleks, memiliki potensi untuk menganalisis dan mendeteksi tanda-tanda gangguan mental dalam teks yang diposting oleh individu di media sosial (Abadi, 2025). Oleh karena itu, penerapan model BERT untuk deteksi dini gangguan mental berbasis input teks menjadi topik yang relevan dan penting (Tresyani et al., 2025). Penelitian ini bertujuan untuk mengeksplorasi penggunaan BERT dalam mendeteksi gangguan mental seperti depresi, gangguan bipolar, anxiety, suicidal, dan lainnya, serta memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem deteksi otomatis yang lebih cepat dan efisien. Hasil penelitian diharapkan membantu meningkatkan kesadaran dan pemahaman mengenai kesehatan mental, serta memberikan solusi preventif bagi individu yang membutuhkan dukungan psikologis.

2. KAJIAN TEORITIS

BERT

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) merupakan model bahasa yang dikembangkan oleh *Google* pada tahun 2018. BERT bekerja melalui dua tahapan utama, yaitu *pre-training* dan *fine-tuning*. (Sriyanti et al., 2024). Model ini termasuk dalam arsitektur transformer dengan pendekatan encoder-decoder, yang dilatih menggunakan kumpulan data teks berukuran besar atau korpus untuk memahami struktur bahasa. Pada tahap *pre-training*, BERT memanfaatkan dua tugas tanpa supervisi, yaitu *Masked Language Modeling* (MLM) dan *Next Sentence Prediction* (NSP). Sementara itu, tahap *fine-tuning* bertujuan untuk mengadaptasi model agar mampu menyelesaikan permasalahan yang lebih spesifik (Putri & Ardiansyah, 2023).

Berdasarkan penjelasan di atas, BERT merupakan model pemrosesan bahasa alami yang memanfaatkan arsitektur transformer yang hanya menggunakan komponen *encoder*, sehingga fokus pada pemahaman konteks input teks. Pendekatan ini memungkinkan BERT untuk memahami makna kata secara lebih akurat dengan mempertimbangkan kata-kata di sekitarnya, baik sebelum maupun sesudahnya (Amien et al., 2024). Dengan kemampuan kontekstual tersebut, BERT sangat efektif dalam menyelesaikan berbagai tugas NLP seperti analisis sentimen, penjawaban pertanyaan, dan ekstraksi informasi.

Selain itu, BERT juga terbukti lebih unggul dibandingkan model konvensional seperti LSTM dalam menangkap konteks kompleks pada teks media sosial, meskipun perlu perhatian pada tuning hyperparameter untuk menghindari overfitting (Situmorang & Purba, 2024). Secara keseluruhan, BERT telah menjadi standar baru dalam analisis sentimen karena kemampuannya memahami konteks secara mendalam, fleksibilitas dalam transfer learning, dan performa yang sangat baik pada berbagai dataset dan bahasa (Mudding, 2024).

Sentiment Analysis

Analisis sentimen telah menjadi bidang penelitian yang krusial dalam ranah pemrosesan bahasa alami (Natural Language Processing/NLP), terutama karena pertumbuhan eksponensial platform media sosial. Hingga tahun 2023, terdapat lebih dari 4,7 miliar pengguna media sosial di seluruh dunia yang menghasilkan volume konten buatan pengguna yang sangat besar setiap harinya. (Mirugwe et al., 2024)

Sentiment analysis adalah analisis berbasis komputasi terhadap opini, sentimen, dan emosi dalam bentuk teks guna menilai apakah makna dari teks tersebut bersifat positif atau negatif (Andriani et al., 2025). *Sentiment analysis* merupakan sebuah kajian berbasis komputasi yang menganalisis opini, sikap, dan emosi seseorang terhadap suatu entitas, di mana entitas

tersebut dapat berupa individu, peristiwa, maupun topik tertentu. Sentiment analysis bertugas untuk melakukan deteksi terhadap ekspresi sentimen dalam teks dan mengkaji maknanya secara mendalam. (Nur Adhan et al., 2024)

Dengan berkembangnya media sosial dan komunikasi digital, data opini masyarakat menjadi big data yang sangat potensial untuk dieksplorasi, sehingga analisis sentimen menjadi alat penting bagi pengambil keputusan di berbagai bidang, seperti bisnis, politik, dan pelayanan public (Sherly Christina, 2019). Maka dari itu, analisis sentimen bertujuan untuk mengidentifikasi opini dalam teks, mendeteksi emosi atau sikap yang terkandung, serta mengklasifikasikannya ke dalam kategori polaritas seperti positif, netral, atau negatif. (Khadapi et al., 2024)

Mental Disorders

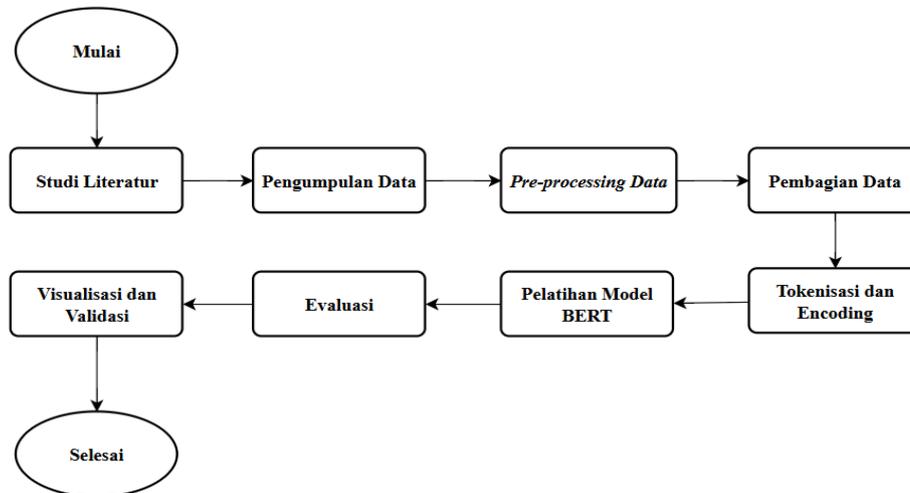
Gangguan mental (*Mental disorders*) adalah ketidakmampuan seseorang untuk menyesuaikan diri dengan dirinya sendiri, orang lain, serta lingkungan sosial tempat ia berada. Gangguan ini muncul akibat ketidakseimbangan dalam fungsi-fungsi kejiwaan dan ketidakmampuan individu dalam menghadapi permasalahan sehari-hari, sehingga ia tidak dapat merasakan kebahagiaan maupun mengenali potensi diri secara positif (Vitoasmara et al., 2024).

Penyebab gangguan mental sangat kompleks dan melibatkan interaksi faktor-faktor seperti genetik, biologis, psikologis, dan lingkungan turut berperan dalam munculnya gangguan mental. Tidak ada satu faktor yang secara tunggal menjadi penyebabnya, melainkan gangguan tersebut terjadi akibat interaksi kompleks dari berbagai faktor tersebut (Rahma et al., n.d.). Faktor risiko seperti bullying, tekanan sosial, dan kurangnya dukungan sosial juga ditemukan berperan besar dalam meningkatkan risiko gangguan mental, khususnya pada remaja (Hidayat et al., 2024).

Gangguan mental dapat memengaruhi cara seseorang berpikir, merasakan, bertindak, dan berinteraksi dengan orang lain. Salah satu karakteristik gangguan mental emosional ditandai dengan menurunnya kapasitas individu dalam menjalankan perannya di lingkungan keluarga, tempat kerja, dunia pendidikan, serta dalam hubungan sosial atau pribadi. Kondisi ini umumnya dipicu oleh konflik bawah sadar yang memunculkan kecemasan. (Kamalah et al., 2023). Kondisi ini berpotensi menghambat rutinitas harian dan berdampak negatif terhadap kualitas hidup individu yang mengalaminya. Penting untuk dipahami bahwa gangguan mental bukan merupakan kelemahan pribadi atau hal yang bisa disepelekan, melainkan merupakan kondisi medis yang memerlukan penanganan dan perawatan yang tepat. (Khoirunnisa Ghofira Yusrani et al., 2023)

3. METODE PENELITIAN

Metode penelitian ini disusun untuk menjelaskan teknik, dan prosedur yang digunakan dalam memperoleh serta menganalisis data. Tahapan dalam metode penelitian dijelaskan dengan *flowchart* pada gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Studi Literatur

Pada tahap ini bertujuan untuk mengkaji dan mengumpulkan teori yang sesuai dengan topik yang diteliti, dengan menelusuri berbagai sumber seperti jurnal ilmiah, artikel, penelitian terdahulu, dan referensi lainnya yang dapat diakses melalui internet.

Pengumpulan Data

Data dikumpulkan pada tahapan ini melalui *Kaggle* yang diakses pada laman <https://www.kaggle.com/datasets/suchintikasarkar/sentiment-analysis-for-mental-health/data>. Kemudian, data disimpan dalam ekstensi *csv*.

Pre-processing Text

Tahap ini melibatkan pemrosesan teks agar sesuai dengan standar yang dibutuhkan oleh model, sehingga data siap digunakan dalam proses pelatihan. Adapun langkah-langkah praproses teks adalah sebagai berikut.

1. *Data Cleaning*

Pada tahapan ini dilakukan pembersihan teks dari karakter yang berulang, simbol, angka, kesalahan spasi, serta tanda baca yang tidak diperlukan

2. *Normalization*

Pada tahapan ini dilakukan pengubahan kata – kata yang tidak lazim menjadi kata yang lazim (standar)

3. *Stopwords Removal*

Menghilangkan kata-kata umum yang dianggap tidak memiliki makna penting atau kontribusi signifikan terhadap pemahaman konteks utama dari sebuah kalimat seperti 'the', 'is', 'in', 'at', 'a', 'an', 'of', 'and', 'but', 'for', 'with', dan lain lain.

Pengelompokkan Data

Pada tahap ini, data dikelompokkan menjadi dua bagian yang terdiri dari 80% *train data* dan 20% *test data* dengan menggunakan fungsi `train_test_split`.

Tokenisasi dan Encoding

Data yang telah dibersihkan kemudian dikodekan menggunakan tokenizer dari model *bert-base-uncased* milik *Hugging Face Transformers*. Proses tokenisasi dilakukan dengan *padding*, *truncation*, dan panjang maksimum 200 token agar sesuai dengan kebutuhan model BERT.

Pelatihan Model BERT

Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah *BertForSequenceClassification*, yaitu varian dari model BERT yang dirancang khusus untuk tugas klasifikasi teks. Jumlah label pada model disesuaikan dengan jumlah kelas yang terdapat dalam data (*Anxiety, bipolar, depression, normal, personality disorder, stress, dan suicidal*).

Evaluasi

Tahap evaluasi dilakukan untuk mengukur kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentiment dengan akurat. Performa model akan dievaluasi menggunakan perhitungan metrik evaluasi seperti *recall, precision, accuracy, dan F1-Score*.

Visualisasi

Visualisasi pada penelitian ini tidak dilakukan dalam bentuk antarmuka pengguna grafis (GUI), melainkan menggunakan tampilan konsol interaktif. Sistem dikembangkan dengan tujuan agar pengguna dapat memasukkan kalimat dalam bentuk teks, dan sistem akan dapat menampilkan hasil klasifikasi kondisi mental berdasarkan input tersebut.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan melalui pemanfaatan dataset yang tersedia di platform Kaggle. Dataset tersebut berisi teks yang telah diberi label terkait kondisi mental seperti *Anxiety, bipolar, depression, normal, personality disorder, stress, dan suicidal* dengan jumlah data sebanyak 53.042 data. Dataset ini digunakan sebagai dasar untuk pelatihan dan

pengujian model BERT dalam mendeteksi gangguan mental. Contoh data dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Contoh data

No	Statement	Status
1.	<i>I feel scared, anxious, what can I do? And may my family or us be protected :)</i>	<i>Anxiety</i>
2.	<i>mstyrac lol yea i thought about tht sowey but thnx i have some rod one sitting around quot orange my fav color just didn t kno how use</i>	<i>Normal</i>
3.	<i>Last year I went through some horrible interpersonal shit on top of the pandemic. This ended up triggering a massive bout of depression. I was suicidal from May 2020 to September, which was a brief respite, and then again from October until May. I was still horribly depressed in June but I did not want to kill myself. I got put on venlafaxine at the end of June and have been titrating up since. My mood has increased a noticeable amount and, while I still feel depressed, I think things are finally looking up. But for some reason it feels as though I do not want that, or as if I should still be so deeply depressed that I want to die. Has anyone else experienced this? what is the deal? I do not understand why I am feeling this way. Why do I feel like I should be more depressed?</i>	<i>Depression</i>
4.	<i>I am 24, my entire life up to this point has been fucked, filled with mental illness, rejection, autism, isolation, working my ass off to the max just to be completely let down? I first wanted to kill myself when I was 10, and my parents were so worried and reassured me I had incredible years in front of me: I am still waiting for that incredible year. Otherwise, boy would it have been nice not to suffer thru these past 14 years. Its truly disgusting how not a single one has been good and my life is drifting away. I am at a point where I know it would be naive of me to try to act as if they are ever coming. Because they are fucking not. And they never will. The sole factor has been not wanting to hurt others. But honestly, I think Ill relieve as many people as Ill hurt. And regardless, who really cares? Anyone just know the rest of their life will be fucked?</i>	<i>Suicidal</i>
5.	<i>Your input is greatly appreciated, and enjoy your day.</i>	<i>Bipolar</i>

Preprocessing Text

Pada tahap ini, dilakukan tiga langkah utama dalam proses *preprocessing text*, yaitu *data cleaning*, *normalization*, dan *stopwords removal*. Hasil dari *preprocessing text* dijelaskan dalam table 2.

Tabel 2. Preprocessing Text

Original Statement	Cleaned Statement
<i>I'm feeling anxious and can't sleep.</i>	<i>feeling anxious cant sleep</i>
<i>Nothing makes sense anymore.</i>	<i>nothing makes sense anymore</i>
<i>My heart races, I don't know why.</i>	<i>heart races dont know</i>

Pengelompokkan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari berbagai kategori kondisi mental seperti *normal*, *anxiety*, *depression*, *suicidal*, *stress*, *bipolar*, dan *personality disorder*. Dataset asli memiliki ketidakseimbangan kelas, dengan jumlah data terbanyak pada kategori *normal*

dan paling sedikit pada *personality disorder*. Untuk keperluan pelatihan model, sebanyak 6000 data diambil secara acak dari keseluruhan dataset. Data ini kemudian dibersihkan menggunakan proses pembersihan teks, seperti penghapusan angka, tanda baca, dan *stopwords* bahasa Inggris.

Setelah proses pembersihan, dilakukan penanganan terhadap ketidakseimbangan kelas menggunakan metode *Random Oversampling*. Metode ini secara otomatis menambahkan data pada kelas minoritas hingga seluruh kelas memiliki jumlah data yang sama dengan kelas mayoritas dalam subset, yaitu sebanyak 1867 data per kelas, sehingga total data menjadi 13.069 data. Dengan demikian, jumlah data menjadi seimbang pada masing-masing kelas. Selanjutnya, dataset yang telah seimbang ini dibagi ke dalam dua subset, dengan 80% dialokasikan sebagai data latih (training set) dan 20% sisanya sebagai data uji (testing set).

Tabel 3. Pembagian Data

Data Latih	Data Uji
10.455	2.514

Tokenisasi dan *Encoding*

Setelah proses pembagian data latih dan data uji, dilakukan proses tokenisasi dan encoding. Hasil tahapan tokenisasi dan *encoding* :

Input Teks:

"I feel so tired and hopeless lately"

1. Tokenisasi: ['i', 'feel', 'so', 'tired', 'and', 'hopeless', 'lately'].
2. Penambahan Token Khusus: ['[CLS]', 'i', 'feel', 'so', 'tired', 'and', 'hopeless', 'lately', '[SEP]'].
3. Konversi Token ke ID: [101, 1045, 2514, 2061, 7433, 1998, 18445, 6514, 102].
4. Attention Mask: [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1].

Evaluasi

hasil evaluasi dari setiap skenario yang ditunjukkan pada tabel berikut table 4.

Tabel 4. Hasil Evaluasi

	Precision	Recall	F1-Score	Support
<i>Anxiety</i>	0.97	1.00	0.98	341
<i>Bipolar</i>	0.98	0.99	0.98	394
<i>Depression</i>	0.79	0.71	0.75	382
<i>Normal</i>	0.94	0.89	0.91	406
<i>Personality Disorder</i>	1.00	1.00	1.00	369
<i>Stress</i>	0.94	1.00	0.97	355
<i>Suicidal</i>	0.77	0.82	0.79	367

<i>Accuracy</i>			0.91	2614
<i>Macro Average</i>	0.91	0.91	0.91	2614
<i>Weighted Average</i>	0.91	0.91	0.91	2614

Berdasarkan hasil evaluasi yang ditampilkan pada gambar, model klasifikasi berbasis BERT menampilkan kinerja yang optimal dalam mengklasifikasi status mental. Model berhasil mencapai nilai akurasi sebesar 91%, dengan nilai rata-rata *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang juga berada di angka 91%, baik untuk macro average maupun weighted average. Hasil tersebut merefleksikan bahwa model cukup seimbang dan konsisten dalam melakukan prediksi di berbagai kelas.

Secara khusus, kelas *Personality Disorder* memperoleh hasil sempurna dengan nilai *precision*, *recall*, dan *f1-score* sebesar 1.00, menandakan bahwa model dapat mengidentifikasi kelas ini tanpa kesalahan pada data uji. Kelas lain seperti *Anxiety*, *Bipolar*, dan *Stress* juga memiliki nilai *f1-score* yang tinggi, masing-masing sebesar 0.98, 0.98, dan 0.97. Kelas normal mencatat *f1-score* sebesar 0.91, yang menggambarkan sejauh mana model mampu mengenali teks dengan konteks netral.

Sementara itu, performa model terhadap kelas *Depression* dan *Suicidal Mengalami* sedikit penurunan performa dengan *f1-score* masing-masing mencapai 0.75 dan 0.79. Hal ini menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan dalam membedakan dua kelas ini, kemungkinan disebabkan oleh kemiripan ekspresi dalam teks atau ambiguitas konteks. Meskipun demikian, secara keseluruhan model menunjukkan kinerja yang sangat baik dan mampu melakukan klasifikasi status mental secara efektif.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, model klasifikasi kondisi mental berbasis BERT (bert-base-uncased) yang dikembangkan mampu mengenali dan mengklasifikasikan tujuh kategori kondisi mental secara efektif, yaitu *Anxiety*, *Bipolar*, *Depression*, *Normal*, *Personality Disorder*, *Stress*, dan *Suicidal*. Model menunjukkan performa yang tinggi rata-rata *f1-score* yang dihasilkan mencapai angka 0,91 pada data uji, yang mencerminkan keseimbangan antara presisi dan recall dalam mendeteksi masing-masing kelas. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis BERT dapat diandalkan untuk analisis teks dalam konteks deteksi status mental.

Meskipun hasil yang diperoleh tergolong memuaskan, penelitian ini memiliki keterbatasan pada ukuran dan keragaman data yang digunakan. Data yang relatif terbatas dan

homogen dapat mempengaruhi generalisasi model terhadap data baru yang lebih bervariasi. Oleh karena itu, penting bagi penelitian selanjutnya untuk mempertimbangkan penggunaan dataset yang lebih besar, seimbang, dan mencakup berbagai latar belakang sosial dan budaya guna meningkatkan robustnes model dalam konteks dunia nyata.

Sebagai saran pengembangan ke depan, model dapat dioptimalkan lebih lanjut melalui penerapan teknik validasi silang untuk mengukur stabilitas performa pada berbagai subset data. Selain itu, eksplorasi arsitektur lain seperti RoBERTa, DistilBERT, atau model berbasis LLM juga dapat dilakukan untuk membandingkan efektivitas pendekatan yang berbeda. Integrasi model ini ke dalam antarmuka pengguna yang interaktif, seperti aplikasi web dengan Streamlit, juga sangat disarankan agar hasil klasifikasi dapat diakses dan dimanfaatkan secara langsung oleh pengguna atau praktisi di bidang kesehatan mental.

DAFTAR REFERENSI

- Abadi, R. S. (2025). *Verifikasi Kesesuaian Materi Pembelajaran Menggunakan Model Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) dan Semantic Textual Similarity*. 6(4), 2723–2734. <https://doi.org/10.47065/bits.v6i4.6967>
- Amien, M., Frendi Gunawan, G., & Kunci, K. (2024). ELANG: Journal of Interdisciplinary Research BERT dan Bahasa Indonesia: Studi tentang Efektivitas Model NLP Berbasis Transformer. *ELANG: Journal of Interdisciplinary Research*. <https://jurnal.stiki.ac.id/elang/article/view/1152>
- Anggraheni, H. S., Naufal, M. J., & Yudistira, N. (2024). *DETEKSI SPAM BERBAHASA INDONESIA BERBASIS TEKS MENGGUNAKAN MODEL BERT TEXT-BASED INDONESIAN SPAM DETECTION USING THE BERT MODEL*. 11(6), 1291–1301. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2024118121>
- Hidayat, M., Indrawati, I., & Suri, M. (2024). *Identifikasi Faktor-Faktor Penyebab Gangguan Jiwa pada Remaja di Rumah Sakit Jiwa*. 13(September), 338–348.
- Kamalah, A. D., Novianasari, & Nafiah, H. (2023). Gejala Mental Emosional dan Upaya dalam Meningkatkan Kesehatan Jiwa Remaja. *Jurnal Keperawatan Berbudaya Sehat*, 1(2), 68–72. <https://doi.org/10.35473/jkbs.v1i2.2419>
- Khoirunnisa Ghefira Yusrani, Nurul Aini, Shifa Aulia Maghfiroh, & Novita Dwi Istanti. (2023). Tinjauan Kebijakan Kesehatan Mental di Indonesia: Menuju Pencapaian Sustainable Development Goals dan Universal Health Coverage. *Jurnal Medika Nusantara*, 1(2), 89–107. <https://doi.org/10.59680/medika.v1i2.281>
- Metode, P., Untuk, B., Sentimen, A., & Pengguna, U. (2025). *Penerapan metode bert untuk analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi segari di google play store*. 4(1), 89–104.
- Mirugwe, A., Ashaba, C., Namale, A., Akello, E., Bichetero, E., Kansiiime, E., & Nyirenda, J. (2024). Sentiment Analysis of Social Media Data on Ebola Outbreak Using Deep

Learning Classifiers. *Life*, 14(6), 8–14. <https://doi.org/10.3390/life14060708>

- Mudding, A. A. (2024). Mengungkap Opini Publik: Pendekatan BERT-based-caused untuk Analisis Sentimen pada Komentar Film. *Journal of System and Computer Engineering (JSCE)*, 5(1), 36–43. <https://doi.org/10.61628/jsce.v5i1.1060>
- Nur Adhan, S., Wibawa, G. N. A., Arisona, D. C., Yahya, I., & Ruslan, R. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Wattpad Di Google Play Store Dengan Metode Random Forest. *AnoaTIK: Jurnal Teknologi Informasi Dan Komputer*, 2(1), 6–15. <https://doi.org/10.33772/anoatik.v2i1.32>
- Nur Haryanti, A., Bintang Syah Putra, M., Larasati, N., Nureel Khairunnisa, V., & Dyah Dewi, L. A. (2024). Analisis Kondisi Kesehatan Mental di Indonesia Dan Strategi Penanganannya. *Student Research Journal*, 2, 28–40. <https://doi.org/10.55606/srjyappi.v2i3.1219>
- Pemilu, T., Khadapi, M., & Pakpahan, V. M. (2024). Analisis Sentimen Berbasis Jaringan LSTM dan BERT terhadap Diskusi. 6, 130–137.
- Perhatian, D. (2024). ANALISIS SENTIMEN DAN PERILAKU PENGGUNA MEDIA SOSIAL TERHADAP ISU KESEHATAN MENTAL MENGGUNAKAN METODE NATURAL LANGUAGE PROCESSING (NLP) Analysis Of Sentiment And Behavior Of Social Media Users Towards Mental Health Issues Using The Natural Language Proc. 6(2), 153–158.
- Putri, N. A. R., & Ardiansyah. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Kemajuan Kecerdasan Buatan di Indonesia Menggunakan BERT dan RoBERTa. *Jurnal Sains Dan Informatika*, 9(2), 136–145. <https://doi.org/10.34128/jsi.v9i2.649>
- Rahma, G., Hasnah, F., & Alhamda, S. (n.d.). Determinan Kesehatan Mental Pada Remaja Usia 11-18 Tahun di Kota Padang Determinants of Mental Health in Adolescents Aged 11-18 Years in Padang. 8(2).
- Sherly Christina. (2019). Sarcasm in Sentiment Analysis of Indonesian Text: A Literature Review. *Jurnal Teknologi Informasi Jurnal Keilmuan Dan Aplikasi Bidang Teknik Informatika*, 13(2), 54–59. <https://doi.org/10.47111/jti.v13i2.255>
- Situmorang, G. F., & Purba, R. (2024). Deteksi Potensi Depresi dari Unggahan Media Sosial X Menggunakan Teknik NLP dan Model IndoBERT. 6(2), 649–661. <https://doi.org/10.47065/bits.v6i2.5496>
- Sriyanti, Z. A., Kartika, D. S. Y., & Najaf, A. R. E. (2024). Implementasi Model Bert Pada Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Aksi Boikot Produk Israel. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 12(3), 2335–2342. <https://doi.org/10.23960/jitet.v12i3.4743>
- Tresyani, R. P., Utomo, D. W., & Maldini, N. (2025). Deteksi Dini Gangguan Kesehatan Mental dengan Model Bert dan Algoritma Xgboost. 16(01), 93–98. <https://doi.org/10.35970/infotekmesin.v16i1.2535>
- Vitoasmara, K., Vio Hidayah, F., Yuna Aprillia, R., & Dyah Dewi, L. A. (2024). Gangguan Mental (Mental Disorders). *Student Research Journal*, 2, 57–68. <https://doi.org/10.55606/srjyappi.v2i3.1219>