

## PENERAPAN MODEL INDOBERT UNTUK DETEKSI POTENSI SUMBER STRES DALAM TEKS MEDIA SOSIAL

M.Sirojudin Mahdi Faza<sup>1\*</sup>, Moch.Taufik<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Universitas Islam Sultan Agung Semarang

[faza2613@std.unissula.ac.id](mailto:faza2613@std.unissula.ac.id)<sup>1</sup> [mtaufik@unissula.ac.id](mailto:mtaufik@unissula.ac.id)<sup>2</sup>

Received: 28-07- 2025

Revised: 20-08-2025

Approved: 27-08-2025

### ABSTRAK

Media sosial, khususnya Twitter, sering dimanfaatkan pengguna untuk mengekspresikan pengalaman yang berpotensi mengandung ungkapan stres. Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan model IndoBERT dalam mengklasifikasikan potensi sumber stres pada teks berbahasa Indonesia. Data dikumpulkan melalui scraping Twitter dan diproses melalui normalisasi, pembersihan, serta tokenisasi sebelum diberi label ke dalam lima kategori: akademik, hubungan, kesehatan, pekerjaan, dan keuangan. Model dilatih menggunakan pendekatan supervised learning dengan fine-tuning, sedangkan evaluasi dilakukan menggunakan precision, recall, dan F1-score. Hasil pengujian menunjukkan kinerja sangat baik dengan rata-rata precision 0.9748, recall 0.9742, dan F1-score 0.9731. Temuan ini membuktikan bahwa IndoBERT efektif digunakan untuk deteksi potensi sumber stres pada media sosial dan berkontribusi terhadap pengembangan NLP untuk kesehatan mental digital.

Kata kunci: IndoBERT, klasifikasi, media sosial, stres

### PENDAHULUAN

Dalam era digital sekarang, media sosial terutama Twitter telah menjadi platform yang signifikan bagi pengguna untuk menyampaikan serta mengekspresikan perasaan, sifat dasar, emosi, dan bahkan kegelisahan yang dapat memengaruhi kesehatan mental atau stres. Stres merupakan fenomena mental atau fisik yang muncul dari penilaian kognitif individu terhadap rangsangan dan hasil interaksinya dengan lingkungan. Seperti penyakit lainnya, stres perlu segera diatasi agar tidak mengganggu kehidupan sehari-hari (Johan & Aurelia Azka, 2023).

Stres dapat dialami oleh siapa saja, termasuk anak-anak, orang dewasa, hingga lansia. Penyebabnya pun bervariasi, seperti tekanan sekolah, beban kerja, situasi keluarga, serta lingkungan sekitarnya. Jika tidak ditangani dan terus berlanjut, stres yang berlebihan dapat menyebabkan timbulnya berbagai penyakit (Ria Wiyani, 2022), Penelitian (Bambang Winarko, 2023) mengungkap bahwa penggunaan media sosial yang berlebihan, khususnya di kalangan remaja, berhubungan dengan meningkatnya gejala kecemasan sosial, gangguan tidur, serta stres akibat tekanan untuk selalu terhubung FoMO (*fear of missing out*), Sedangkan (Patricia dkk., 2024) menemukan bahwa paparan konten negatif di media sosial, seperti *story* atau status yang memicu perasaan *insecure*, konten sedih yang menimbulkan kesepian, maupun konten menyimpang yang mengubah suasana hati, berhubungan langsung dengan meningkatnya masalah kesehatan mental pengguna.

Semakin berkembangnya kecerdasan buatan, terdapat berbagai metode *machine learning* dan *deep learning* yang banyak diterapkan untuk klasifikasi teks dalam bidang NLP (*Natural Language Processing*) salah satunya IndoBERT, IndoBERT adalah hasil modifikasi dari BERT (*Bidirectional Encoder Representations from Transformers*) yang dilatih khusus untuk Bahasa Indonesia, IndoBERT telah terbukti memberikan kinerja yang baik dalam tugas-tugas NLP yang berfokus pada Bahasa Indonesia, seperti klasifikasi teks (Saputra dkk., 2025), Penelitian terbaru menegaskan bahwa model berbasis transformer lebih unggul dalam memahami konteks linguistik dibanding

pendekatan tradisional. (Alfatah, 2024) menunjukkan IndoBERT mengungguli SVM dan Naïve Bayes pada klasifikasi teks Twitter Indonesia, sementara (Saragih & Manurung, 2024) membuktikan keunggulan BERT dalam menangkap konteks multikultural pada teks media sosial. Temuan ini diperkuat oleh (Sofa dkk., 2025) yang menekankan kemampuan transformer dalam memodelkan relasi semantik lebih baik daripada pendekatan konvensional.

Selain IndoBERT, berbagai penelitian sebelumnya juga telah menekankan pentingnya deteksi dini stres melalui analisis teks media sosial. Penelitian (Anshori Prasetya dkk., 2025) mengembangkan sistem berbasis web bernama *EduMood* dengan metode *machine learning* untuk mendeteksi gejala stres mahasiswa, yang terbukti efektif sebagai deteksi awal. Studi (Zhuang dkk., 2024) menggunakan model *BERT-Fused* untuk mendeteksi stres psikologis mahasiswa pascasarjana dan memperoleh hasil akurasi 92,55%, recall 93,47%, serta F1-score 92,18%. Sementara itu, (Alghamdi dkk., 2024) menunjukkan bahwa ringkasan teks (*TL;DR*) dari unggahan media sosial panjang dapat meningkatkan performa deteksi stres oleh model berbasis LLM. Penelitian lain oleh (Nguyen dkk., 2024) menerapkan *real-time stress detection* menggunakan dataset Dreddit dengan pendekatan Big Data, yang meskipun akurasinya sekitar 69,39%, namun menegaskan pentingnya analisis stres dalam konteks data streaming. Dari sisi metode klasik, (Fardiana Risa dkk., 2021) membangun sistem deteksi tingkat stres siswa melalui tweet menggunakan Naïve Bayes dengan kategori ringan, sedang, dan berat. Sedangkan (Setyo Nugroho dkk., 2021) menggunakan model *Bidirectional LSTM* untuk mendeteksi depresi dan kecemasan pada pengguna Twitter, dengan akurasi mencapai 94,12%, lebih unggul dibanding metode tradisional.

Penerapan model IndoBERT dalam klasifikasi teks untuk mendeteksi potensi sumber stres di media sosial diharapkan dapat membantu mengurangi risiko gangguan kesehatan mental. Hasil deteksi ini berfungsi sebagai alat bantu deteksi dini, sehingga stres yang dialami individu tidak berkembang menjadi gangguan kesehatan mental yang lebih berat. Hal ini penting karena gangguan kesehatan mental yang berkepanjangan dapat menimbulkan dampak serius terhadap kesehatan, bahkan dapat memperburuk kondisi individu. Selain itu, gangguan mental juga berpotensi menimbulkan beban psikologis dan ekonomi bagi keluarga, masyarakat, serta pemerintah (Erzha Tri Setyo Rochman dkk., 2024).

Namun, permasalahan yang muncul adalah belum adanya penelitian yang secara spesifik mengkategorikan potensi sumber stres dalam konteks teks media sosial berbahasa Indonesia menggunakan model IndoBERT. Sebagian besar penelitian terdahulu hanya berfokus pada deteksi keberadaan stres atau emosi negatif secara umum, belum mengidentifikasi kategori penyebab stres seperti akademik, pekerjaan, kesehatan, hubungan, dan keuangan.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model IndoBERT dalam mendeteksi potensi sumber stres pada teks media sosial. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi langkah awal dalam pemanfaatan teknologi pemrosesan bahasa alami (NLP) untuk mendukung kajian kesehatan mental digital di Indonesia.

Penelitian (Situmorang & Purba, 2024), Model IndoBERT terbukti memiliki efektivitas tinggi dalam mendeteksi potensi depresi pada teks media sosial, dengan capaian akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sebesar 94,91%. Hal ini menunjukkan bahwa IndoBERT cukup andal dalam menganalisis sentimen dan kondisi mental berdasarkan unggahan pengguna. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki

keterbatasan, di antaranya ketergantungan pada data media sosial yang belum tentu merepresentasikan kondisi emosional sesungguhnya, karena adanya faktor eksternal seperti privasi dan kecenderungan pengguna untuk tidak sepenuhnya mengekspresikan perasaan di ruang publik. Selain itu, penelitian hanya berfokus pada analisis teks tanpa melibatkan data multimodal seperti gambar atau video yang juga berpotensi memuat informasi emosional penting. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk mengembangkan model yang dapat mengintegrasikan data teks dan multimodal, serta melakukan validasi eksternal melalui kolaborasi dengan tenaga ahli kesehatan mental. Dengan langkah tersebut, sistem deteksi depresi berbasis deep learning diharapkan mampu memberikan dukungan yang lebih optimal bagi upaya peningkatan kesehatan mental Masyarakat.

Berdasarkan penelitian (Jocelyne dkk., 2025) mengenai penerapan fine-tuning model IndoBERT untuk mendeteksi berita hoaks politik, diperoleh hasil bahwa model ini dapat mengklasifikasikan berita politik sebagai fakta atau hoaks dengan performa yang sangat baik. Model ini berhasil mencapai akurasi sebesar 95% pada data uji dengan nilai AUC 0.946. Kelebihan IndoBERT terlihat dari kemampuannya dalam memahami bahasa Indonesia dalam konteks berita politik, yang memungkinkan untuk menghasilkan prediksi yang tepat dan relevan. Meski demikian, terdapat keterbatasan pada penelitian ini, yakni model masih cukup sensitif terhadap bias dataset, terutama ketika distribusi data antara berita fakta dan hoaks tidak seimbang.

Hasil penelitian (Kunaefi dkk., 2025) membuktikan bahwa model IndoBERT yang difine-tuning dapat dimanfaatkan secara efektif dalam tugas klasifikasi berita hoaks berbahasa Indonesia, meskipun data yang digunakan memiliki distribusi yang tidak seimbang. Penerapan *Focal Loss* terbukti meningkatkan kinerja model, terutama pada kelas minoritas (berita hoaks). Model yang dihasilkan mampu mencapai akurasi keseluruhan sebesar 98,3%, dengan peningkatan signifikan pada nilai *F1-score* dan *Recall* untuk kelas hoaks dibandingkan dengan penggunaan *Cross Entropy Loss*. Pendekatan ini membuat model lebih peka terhadap kesalahan klasifikasi pada kelas yang kurang terwakili, tanpa harus menerapkan teknik manipulasi data seperti oversampling, undersampling, ataupun *re-weighting*. Oleh karena itu, penggunaan *Focal Loss* dalam pelatihan IndoBERT menjadi alternatif yang efisien dan stabil untuk mengatasi permasalahan ketidakseimbangan data pada klasifikasi berita. Penelitian lanjutan disarankan untuk menggabungkan pendekatan ini dengan strategi augmentasi data atau pemanfaatan model multilingual guna memperluas kemampuan model terhadap data baru.

Penelitian (William dkk., 2024) menunjukkan bahwa IndoBERT, khususnya model *fine-tuned*, lebih unggul dibandingkan Bi-LSTM dalam klasifikasi emosi teks berbahasa Indonesia dari Twitter. Dengan dataset 7.629 tweet (6 emosi dasar + 1 netral), IndoBERT *fine-tuned* mencapai akurasi tertinggi 93,8%, sementara Bi-LSTM terbaik hanya 84%. Model mampu mengenali emosi *jijik* dengan baik, namun kesulitan pada emosi netral. Kontribusi utama penelitian ini adalah penyediaan dataset emosi berbahasa Indonesia yang akan dipublikasikan, serta rekomendasi arah lanjutan berupa perluasan dataset, penambahan modalitas (suara/gambar), dan eksplorasi arsitektur deep learning lain untuk meningkatkan performa, dengan potensi penerapan pada sistem afektif seperti chatbot atau manusia virtual.

Pada penelitian (Syazali & Yulianti, 2025) mengusulkan penggunaan model bahasa berbasis transformator yang telah dilatih sebelumnya pada korpus besar berbahasa Indonesia untuk tugas klasifikasi aktivitas ekonomi di Indonesia. Hasil penelitian

menunjukkan bahwa model yang diusulkan, yaitu IndoBERTLARGE, secara konsisten memberikan performa lebih baik dibandingkan model dasar. Secara rinci, IndoBERTLARGE berhasil mencapai nilai F1 sebesar 96,82%, *balanced accuracy* (BA) 96,10%, serta *recall* 96,96%. Selain itu, model ini menunjukkan tingkat *false positive rate* (FPR) yang rendah, yaitu 0,217%, dan memperoleh nilai *Imbalance Accuracy Metric* (IAM) sebesar 0,771. Temuan ini juga menegaskan adanya peningkatan kinerja yang signifikan, di mana IndoBERTLARGE mampu meningkatkan skor F1 model dasar hingga 7,37% pada *CatBoost* dan 1,55% pada DistilBERT. Meskipun demikian, karena perbedaan performa antara IndoBERTBASE dan DistilBERT relatif kecil, kedua model tersebut masih dianggap layak dan berpotensi digunakan sebagai predictor.

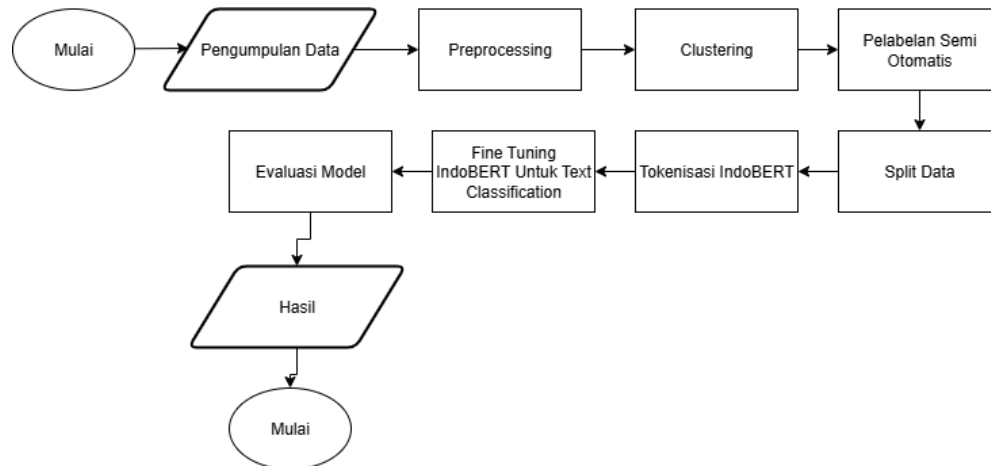
Penelitian (Shaw dkk., 2025) menyimpulkan bahwa penerapan arsitektur *transformer* melalui *transfer learning* berbasis IndoBERT efektif untuk klasifikasi emosi pada tweet berbahasa Indonesia. Model terbaik, yaitu IndoBERT Tweet, berhasil mencapai *F1-score* sebesar 0,791, melampaui capaian model LSTM maupun metode tradisional sebelumnya. Hasil penelitian juga menunjukkan adanya hubungan saling melengkapi antara ukuran model dan kesesuaian data *pre-training*, di mana model besar dengan data umum dapat mendekati performa model yang lebih kecil namun dilatih pada data domain-spesifik. Selain itu, penelitian ini membuktikan bahwa transfer learning memungkinkan pencapaian hasil yang kompetitif dengan jumlah data pelatihan relatif sedikit, yakni sekitar 500–1000 sampel. Temuan ini menegaskan pentingnya investasi pada model *pre-trained* berskala besar karena mampu mendukung berbagai aplikasi NLP dengan kebutuhan data *fine-tuning* yang lebih efisien.

Berdasarkan hasil penelitian (Setiawan dkk., 2025) dapat disimpulkan bahwa model IndoBERT merupakan pilihan terbaik untuk analisis sentimen teks berbahasa Indonesia, khususnya pada opini publik terkait putusan Mahkamah Konstitusi mengenai batas usia calon wakil presiden. IndoBERT terbukti lebih unggul dibandingkan BERT, SVM, dan *Random Forest*, dengan capaian akurasi 95% serta nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* di atas 90%. Keunggulan ini disebabkan karena IndoBERT dilatih menggunakan korpus bahasa Indonesia sehingga mampu memahami konteks dan nuansa emosional dengan lebih akurat. Meskipun membutuhkan sumber daya komputasi yang lebih besar, IndoBERT sangat relevan untuk pemantauan opini publik secara otomatis dan dapat menjadi dasar penting dalam pengambilan keputusan di bidang pemerintahan, media, maupun penelitian sosial berbasis data digital.

Penelitian (Ayu dkk., 2025) menyimpulkan bahwa kombinasi *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) dan IndoBERT efektif digunakan untuk melakukan *aspect-based sentiment analysis* (ABSA) pada ulasan aplikasi kesehatan mental *Riliv*. Hasil menunjukkan bahwa pendekatan ini mampu mengidentifikasi aspek-aspek dominan dalam ulasan pengguna serta memberikan analisis sentimen yang lebih terarah dan bermakna dibandingkan pendekatan konvensional. Temuan ini menegaskan bahwa integrasi metode topik modeling dengan model *transformer* berbahasa Indonesia dapat meningkatkan kualitas analisis sentimen, khususnya pada aplikasi kesehatan mental, sehingga dapat digunakan sebagai masukan berharga untuk pengembangan layanan digital berbasis kebutuhan pengguna.

## METODE PENELITIAN

Adapun metode penelitian yang digunakan oleh penelitian tersebut, yaitu sebagai berikut:



**Gambar 1** Flowchart Perancangan Sistem

### 1. Pengumpulan Data

Pada tahap yang kedua, data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui proses pengumpulan dari media sosial Twitter. Pengumpulan menggunakan pendekatan web scraping untuk mendapatkan data berupa teks yang relevan dengan penelitian, dan data dibatasi dalam rentang waktu dari 1 Januari 2020 sampai 31 Desember 2024.

### 2. Preprocessing

Tahap *preprocessing* diawali dengan memuat dataset hasil scraping Twitter yang masih mentah dan berisi banyak elemen tidak relevan. Untuk menyederhanakan data, kolom yang tidak diperlukan seperti identitas pengguna, waktu unggah, dan jumlah interaksi dihapus sehingga hanya menyisakan teks cuitan dan label. Selanjutnya dilakukan pembersihan teks (*cleaning*) dengan menghapus URL, *mention*, hashtag, angka, serta tanda baca agar data lebih fokus pada isi utama. Proses berikutnya adalah *case folding*, yaitu menyeragamkan seluruh teks menjadi huruf kecil, serta *stopword removal* untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting. Setelah melewati seluruh tahapan tersebut, diperoleh dataset dalam bentuk *clean text* yang konsisten, ringkas, dan siap digunakan sebagai input pada tahap pemodelan.

### 3. Clustering

Pada tahap *clustering*, teks hasil *preprocessing* diubah menjadi representasi numerik menggunakan *embedding* IndoBERT dengan dimensi 768. Untuk memudahkan visualisasi, dilakukan reduksi dimensi menggunakan PCA sebelum data dikelompokkan dengan algoritma *K-Means*. Algoritma ini membagi data ke dalam beberapa cluster berdasarkan kedekatan vektor, sehingga teks dengan makna serupa terkumpul dalam satu kelompok. Hasil *clustering* berupa pembagian data ke dalam kelompok numerik (0, 1, 2, dst.) yang selanjutnya digunakan untuk proses pelabelan semi-otomatis.

### 4. Pelabelan Semi Otomatis

Setelah data teks terbagi ke dalam beberapa cluster, dilakukan tahap pelabelan semi-otomatis. Pada tahap ini, setiap cluster dianalisis untuk mengidentifikasi tema dominan, kemudian diberi label kategori sesuai potensi sumber stres. Proses ini disebut semi-otomatis karena sistem telah membantu mengelompokkan data berdasarkan kemiripan makna, namun peneliti tetap melakukan verifikasi manual agar hasil pelabelan lebih akurat. Pendekatan ini membuat proses labeling lebih cepat dan efisien dibandingkan pelabelan manual penuh, sekaligus tetap menjaga kualitas data.

### 5. Split Data

Setelah pelabelan semi-otomatis, dataset dibagi menjadi tiga bagian dengan

proporsi 70% untuk data *training*, 15% untuk validasi, dan 15% untuk *testing*. Data *training* digunakan untuk melatih model, data validasi untuk memantau performa serta mencegah *overfitting*, sedangkan data *testing* berfungsi mengukur performa model pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya.

#### 6. Tokenisasi IndoBERT

Sebelum diproses oleh model, teks terlebih dahulu melalui tahap tokenisasi menggunakan *tokenizer* IndoBERT yang dirancang khusus untuk bahasa Indonesia. Proses ini memecah teks menjadi token, kemudian mengubahnya menjadi ID numerik sesuai kosakata IndoBERT. Tokenizer juga menambahkan token khusus seperti [CLS] dan [SEP] untuk mendukung tugas klasifikasi. Dengan demikian, data siap digunakan pada tahap *fine-tuning* IndoBERT.

#### 7. Fine-Tuning IndoBERT untuk Text Classification

Setelah tokenisasi, dilakukan *fine-tuning* IndoBERT untuk klasifikasi teks. Representasi token dari IndoBERT diteruskan ke lapisan *classifier* guna memetakan teks ke dalam kategori seperti pekerjaan, akademik, lingkungan dan lain sebagainya. Proses pelatihan menggunakan data *training*, sementara data validasi digunakan untuk memantau performa dan mencegah *overfitting*. Dengan *fine-tuning* ini, IndoBERT disesuaikan agar optimal dalam mendeteksi potensi sumber stres sesuai kebutuhan penelitian.

#### 8. Evaluasi Model

Setelah *fine-tuning*, model dievaluasi menggunakan data uji yang tidak pernah digunakan dalam pelatihan maupun validasi untuk memperoleh hasil yang objektif. Evaluasi dilakukan dengan tiga metrik utama, yaitu *precision* untuk mengukur ketepatan prediksi, *recall* untuk menilai kemampuan menemukan data relevan, dan *F1-score* sebagai keseimbangan keduanya. Nilai *F1-score* yang tinggi menunjukkan bahwa IndoBERT mampu mengklasifikasikan potensi sumber stres secara akurat dan menyeluruh.

#### 9. Hasil

Tahap akhir penelitian menyajikan hasil evaluasi model berdasarkan *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada tiap kategori. Hasil ini menunjukkan sejauh mana IndoBERT mampu mengklasifikasikan teks sesuai label yang ditentukan, sekaligus mengungkap kelebihan dan kelemahan model pada kategori tertentu. Temuan tersebut menjadi dasar dalam penarikan kesimpulan bahwa sistem berhasil diterapkan sesuai tujuan penelitian.

#### 10. Deployment Model

Tahap akhir penelitian adalah deployment model dengan menyimpan bobot terbaik hasil pelatihan dan mengintegrasikannya ke dalam aplikasi berbasis Streamlit. Aplikasi ini memungkinkan pengguna memasukkan teks dari media sosial untuk kemudian diklasifikasikan ke dalam kategori sumber stres secara otomatis. Dengan demikian, model tidak hanya diuji pada dataset penelitian tetapi juga dapat dimanfaatkan secara praktis oleh pengguna.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

### 1. Pengumpulan Data

**Tabel 1** Contoh Dataset Hasil Scraping

<b>conversation_id_str</b>	<b>created_at</b>	<b>favorite_count</b>	<b>full_text</b>	<b>id_str</b>
18733811678849935027	Sun Dec 29 14:50:50 +0000	4	Lebih mending beli setik	18733811678849935027

conversation_id_str	created_at	favorite_count	full_text	id_str
	2024		daripada sego goreng...	
1873379755375853900	Sun Dec 29 14:45:14 +0000 2024	67	Work! Gimana cara balikin semangat kerja ya? L...	1873379755375853900
1873377115992928720	Sun Dec 29 14:34:44 +0000 2024	0	Monoton Gara2 kerja terus hidupku beneran berp...	1873377115992928720
1872704599716778114	Sun Dec 29 14:33:22 +0000 2024	0	@tjerealjoker Kawan awak dah merepek kat lotri...	1872704599716778114

Tabel ini menampilkan sebagian kolom dari hasil scraping Twitter, yaitu *conversation\_id\_str*, *created\_at*, *favorite\_count*, *full\_text*, dan *id\_str*. Sebenarnya, dataset asli memiliki 15 kolom atribut bawaan, namun hanya beberapa kolom yang ditampilkan sebagai contoh. Dari seluruh atribut tersebut, penelitian ini hanya menggunakan kolom *full\_text* karena berisi isi cuitan yang relevan untuk proses analisis potensi sumber stres.

## 2. Peprocessing

**Tabel 2** Contoh Hasil *Preprocessing*

No	Clean text
1	saya merasa sangat stres karena lembur
2	bingung Tabungan habis mau gimana lagi
3	susah tidur membuat saya cemas

Tabel ini menunjukkan contoh teks yang telah melalui tahap preprocessing, meliputi *delete column* serta pembersihan teks dengan menghapus URL, mention, hashtag, angka, tanda baca, dilanjutkan dengan *case folding* dan *stopword removal*. Hasil akhir berupa *clean text* yang ringkas dan konsisten, siap digunakan pada tahap pemodelan.

## 3. Clustering

**Tabel 3** Contoh Hasil *Clustering*

Clean text	Embedding 2D (x,y)	Cluster
rumah tangga berat banget ngerasa kayak gini	(0.85,-1.22)	1
capek banget kerja tuh	(0.63,-0.95)	2
kayak mati kaga tidur jam segini ngantor	(1.10,-140)	2

Tabel tersebut menunjukkan hasil *clustering* teks menggunakan *K-Means* berdasarkan representasi *embedding* IndoBERT yang direduksi ke dua dimensi. Ungkapan “rumah tangga berat banget ngerasa kayak gini” dikelompokkan ke dalam Cluster 1 yang merepresentasikan stres keluarga, sedangkan teks “capek banget kerja tuh” dan “kayak mati kaga tidur jam segini ngantor” masuk ke Cluster 2 yang berkaitan dengan stres pekerjaan. Hasil ini memperlihatkan bahwa *clustering* mampu memisahkan teks sesuai kedekatan semantik sehingga dapat mengindikasikan potensi sumber stres.

4. Pelabelan Semi Otomatis

**Tabel 4** Kategori Pelabelan Semi Otomatis

No	Kategori dan Keyword
1	Pekerjaan (kerja,bos,resign,lembur,PHK,gaji kecil,interview kerja)
2	Akademik (ujian,skripsi,tugas akhir,nilai jelek,dosen,tuga numpuk, revisi,tidak lulus)
3	Hubungan (diselingkuhi,ditinggal nikah,ghosting,hubungan toxic, pasangan selingkuh)
4	Keuangan (utang,bangkrut,Tabungan habis,bayar cicilan)
5	Kesehatan (sakit,kelelahan,jenuh,cemas,insomnia,operasi, overthinking,penyakit,trauma)
6	Keluarga (masalah keluarga,orangtua,ortu pisah)
7	Lingkungan (dibully,dikucilkan,kantor,rumah)

Tabel ini menampilkan kategori sumber stres beserta kata kunci yang digunakan untuk pelabelan semi-otomatis. Kategori telah divalidasi oleh psikolog sehingga proses klasifikasi teks menjadi lebih terarah, konsisten, dan sesuai konteks psikologis.

**Tabel 5** Hasil Pelabelan Semi Otomatis

Clean text	Cluster	Label
rumah tangga berat banget ngerasa kayak gini	4	Lingkungan
capek banget kerja tuh	2	Pekerjaan
kayak mati kaga tidur jam segini ngantor	1	Kesehatan

Tabel ini menampilkan hasil *clustering* yang kemudian dianalisis dan diberi label kategori stres berbasis keyword. Kolom Cluster menunjukkan nomor kelompok dari *K-Means*, sedangkan kolom Label merepresentasikan kategori sumber stres yang sesuai.

5. Split Data

**Tabel 6** Hasil Split Data

Training	Validation	Testing
2346 data	503 data	503 data
69.99%	15.01%	15.01%

Dataset dibagi menjadi tiga bagian: 70% data latih (2.346), 15% data validasi (503), dan 15% data uji (503).

6. Tokenisasi IndoBERT

**Tabel 7** Tokenisasi IndoBERT

Clean text	Token Wordpiece	Token IDs	Attention Mask
saya merasa sangat stress karena pekerjaan menumpuk	[CLS], saya, merasa, sangat, stress, karena, pekerjaan, men, ##umpuk, [SEP]	[101, 2072, 6996, 18476, 8263, 2298, 2820, 6020, 3156, 102]	[1,1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]
pacar saya tidak membalas chat, jadi saya cemas	[CLS], pacar, saya, tidak, membalas, chat, ,, jadi, saya, cemas, [CLS]	[101, 11824, 2072, 7966, 5163, 6169, 117, 3705, 2072, 8363, 102]	[1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]

Clean text	Token Wordpiece	Token IDs	Attention Mask
cuaca panas membuat saya mudah marah dan tidak fokus	[CLS], cuaca, panas, membuat, saya, mudah, marah, dan, tidak, focus, [SEP]	[101, 17107, 5577, 7072, 2072, 11926, 6967, 1106, 7966, 102]	[1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1]

Tabel di atas menunjukkan hasil tokenisasi teks dengan tokenizer IndoBERT. Kolom *Token WordPiece* berisi pemecahan kata, *Token IDs* merepresentasikan token dalam bentuk numerik, dan *Attention Mask* menandai token relevan (1) atau padding (0). Token khusus [CLS] (ID 101) ditambahkan di awal kalimat, sedangkan [SEP] (ID 102) di akhir sebagai penanda batas kalimat.

#### 7. Fine Tuning Indo BERT Untuk Text Classification

**Tabel 8** Fine Tuning Indo BERT

Epoch	Training Loss	Validation Loss	Precision	Recall	F1-Score
1	0.198400	0.072843	0.980370	0.984095	0.981937
2	0.068500	0.068259	0.981190	0.980119	0.980183
3	0.007100	0.048772	0.986142	0.986083	0.985720

Tabel menunjukkan hasil pelatihan selama tiga *epoch* dengan tren *training loss* dan *validation loss* yang terus menurun, serta *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang meningkat hingga di atas 0.98. Hal ini mengindikasikan bahwa model belajar secara optimal tanpa *overfitting* dan mampu melakukan klasifikasi potensi sumber stres dengan performa sangat tinggi.

#### 8. Evaluasi Model

**Tabel 9** Evaluasi Model

Precision	Recall	F1-Score
0.9748	0.9742	0.9731

Tabel menunjukkan hasil evaluasi dengan *precision* 0.9842, *recall* 0.9841, dan *F1-score* 0.9831. Nilai tersebut menandakan model mampu mengenali data relevan dengan baik serta menjaga keseimbangan prediksi, sehingga performanya dalam klasifikasi teks tergolong sangat tinggi dan mendekati sempurna.

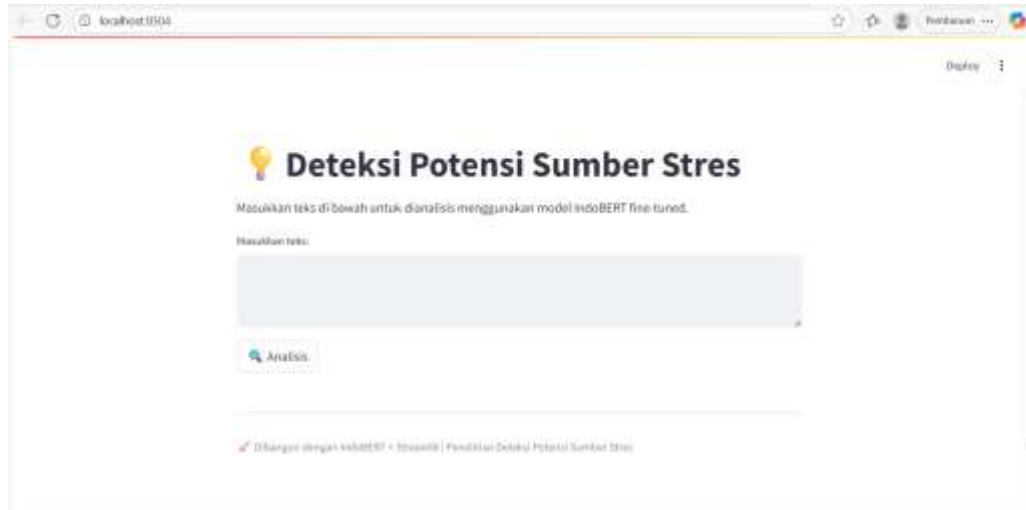
#### 9. Hasil

**Tabel 10** Contoh Hasil

Clean text	Prediksi label
saya merasa sangat stress karena lembur terus	Pekerjaan
bingung tabungan habis mau gimana lagi	Kuangan
setiap ga bisa tidur pasti rasanya cemas dan gelisah	Kesehatan

Tabel ini menampilkan prediksi model pada data uji, di mana setiap teks berhasil dipetakan ke kategori yang sesuai (Pekerjaan, Keuangan, dan Kesehatan). Hasil ini menunjukkan bahwa model mampu memahami konteks dan mengklasifikasikan teks dengan baik sesuai potensi sumber stres.

#### 10. Deployment Model



**Gambar 2** Halaman Awal

Gambar menampilkan aplikasi berbasis Streamlit yang digunakan untuk mendeteksi potensi sumber stres dengan model IndoBERT. Pengguna dapat memasukkan teks pada kolom input dan menekan tombol Analisis untuk memperoleh hasil klasifikasi. Aplikasi dirancang sederhana, informatif, dan mudah digunakan sebagai implementasi praktis penelitian.



**Gambar 3** Untuk Input Teks

Gambar menunjukkan komponen input aplikasi deteksi stres, berupa kolom teks untuk memasukkan pernyataan pengguna dan tombol *Analisis* dengan ikon kaca pembesar. Fitur ini menjadi inti interaksi, karena memicu model IndoBERT melakukan klasifikasi teks terhadap potensi sumber stres.



**Gambar 4** Hasil Analisis Teks

Gambar menampilkan keluaran aplikasi setelah proses analisis dijalankan. Panel hasil menunjukkan teks diklasifikasikan ke kategori Akademik, yang merepresentasikan stres terkait aktivitas atau tuntutan dalam dunia pendidikan. Tampilan ringkas ini memudahkan pengguna memahami hasil klasifikasi, dan contoh yang ditampilkan hanyalah salah satu dari berbagai kemungkinan kategori analisis.

## 11. Hasil Implementasi



**Gambar 5** Hasil Implementasi

Gambar tersebut memperlihatkan hasil analisis sistem deteksi potensi sumber stres menggunakan model IndoBERT yang telah di-fine-tune. Pada contoh input teks *“ngerjain tugas akhir tapi deadline mepet rasanya pengen nyerah”*, sistem berhasil mengklasifikasikan teks tersebut ke dalam kategori Akademik, yang menunjukkan bahwa potensi sumber stres pada kalimat tersebut berkaitan dengan permasalahan di bidang akademik. Hasil ini merupakan contoh dari salah satu kategori yang ada dalam penelitian, di mana kategori lain mencakup pekerjaan, keuangan, hubungan, kesehatan, dan faktor relevan lainnya. Dengan demikian, gambar ini menampilkan hasil analisis untuk satu kategori tertentu, namun secara keseluruhan sistem mampu mendeteksi berbagai kategori sumber stres sesuai dengan data yang telah digunakan dalam pelatihan model.



**Gambar 6** Hasil Analisis Jika “Tidak Terdeteksi”

Gambar tersebut memperlihatkan hasil analisis sistem deteksi potensi sumber stres ketika teks yang dimasukkan tidak sesuai dengan kategori yang telah ditentukan pada saat proses pelabelan semi otomatis. Pada contoh input teks *“kemaren pusing banget gatau kenapa”*, sistem memberikan keluaran *“Tidak Terdeteksi”*. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak menemukan kecocokan teks dengan kategori sumber stres yang digunakan dalam penelitian, seperti akademik, pekerjaan, hubungan, keuangan, atau kesehatan. Dengan demikian, gambar ini menggambarkan kondisi di mana teks yang dianalisis berada di luar cakupan kategori yang tersedia, sehingga sistem tidak melakukan klasifikasi lebih lanjut. Penjelasan ini melengkapi contoh

sebelumnya, di mana hasil analisis berhasil terklasifikasi ke dalam salah satu kategori, sedangkan pada kasus ini teks masuk ke dalam keluaran “tidak terdeteksi”.

## KESIMPULAN

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan model IndoBERT dalam mendeteksi potensi sumber stres pada teks media sosial. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model IndoBERT berhasil diimplementasikan untuk klasifikasi teks dengan capaian evaluasi yang sangat baik. Nilai rata-rata *precision* sebesar 0,9842, *recall* sebesar 0,9841, dan *F1-score* sebesar 0,9831 membuktikan bahwa IndoBERT memiliki tingkat ketepatan dan kelengkapan yang tinggi serta mampu melakukan generalisasi secara efektif. Dengan demikian, pendekatan berbasis *transformer*, khususnya IndoBERT, terbukti efektif dalam analisis teks berbahasa Indonesia untuk mendeteksi potensi sumber stres.

## DAFTAR PUSTAKA

- Alfatah, D. (2024). Penerapan Model Transformer Untuk Deteksi Sentimen Pada Data Twitter Berbahasa Indonesia Application Of Transformer Model For Sentiment Detection On Indonesian Twitter Data. Dalam *Jurnal Komputer* (Vol. 2, Nomor 2).
- Alghamdi, Z., Kumarage, T., Agrawal, G., Liu, H., & Bernard, R. (2024). *Less is More: Stress Detection Through Condensed Social Media Contents*. <https://github.com/Zeyad-o/TLDR-AISummarizeStress/>
- Anshori Prasetya, M. R., Rahman, S., Priyatno, A. M., Mera, & Wahyuni, U. (2025). *EduMood: Sistem Deteksi Sentimen Berbasis Web Menggunakan Metode Machine Learning untuk Identifikasi Awal Gejala Stres Mahasiswa*. <https://doi.org/10.47065/josh.v6i4.7432>
- Ayu, F., Aryanti, D., Luthfiarta, A., Adiwinata, D., & Soeroso, I. (2025). Aspect-Based Sentiment Analysis with LDA and IndoBERT Algorithm on Mental Health App: Riliv. Dalam *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)* (Vol. 9, Nomor 2). <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- Bambang Winarko, H. (2023). *SOETOMO COMMUNICATION AND HUMANITIES Kecemasan Digital: Penggunaan Media Sosial dan Dampaknya terhadap Kesehatan Mental Remaja Indonesia*.
- Erzha Tri Setyo Rochman, Septiana Mukti, Nazwa Mahabatul Thighah Yanani, Fita Sinta Dewi, & Liss Dyah Dewi A. (2024). Pengaruh Media Sosial terhadap Kesehatan Mental pada Anak Muda di Indonesia. *Student Research Journal*, 2(3), 12–27. <https://doi.org/10.55606/srjyappi.v2i3.1219>
- Fardiana Risa, D., Pradana, F., & Abdurrachman Bachtiar, F. (2021). *IMPLEMENTASI METODE NAÏVE BAYES UNTUK MENDETEKSI STRES SISWA BERDASARKAN TWEET PADA SISTEM MONITORING STRES*. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202184372>
- Jocelynne, C., Tobing, L., Lanang Wijayakusuma, I., Putu, L., & Harini, I. (2025). Detection of Political Hoax News Using Fine-Tuning IndoBERT. Dalam *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)* (Vol. 9, Nomor 2). <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>
- Johan, M., & Aurelia Azka, S. (2023). Prediction of Alleged Stress Symptoms based on Indonesian Sentiment Lexicon using Multilayer Perceptron. *G-Tech: Jurnal Teknologi Terapan*, 7(3), 958–966. <https://doi.org/10.33379/gtech.v7i3.2611>
- Kunaefi, A., Abidin, Z., & Kusumawati, R. (2025). KLASIFIKASI BERITA HOAKS BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN INDOBERT FINE-TUNING DENGAN PENDEKATAN FOCAL LOSS PADA DATA TIDAK SEIMBANG. *JUPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, 10(2), 1706–1714. <https://doi.org/10.29100/jupi.v10i2.7811>
- Nguyen, H.-Y. P., Ly, P.-L., Le, D.-M., & Do, T.-H. (2024). *Real-time stress detection on social network posts using big data technology*. <http://arxiv.org/abs/2411.04532>

- Patricia, A. C., Januarti, E., Ridlo, M., Yaqin, N., Citra Wulansari, P., Susanti, R. I., Syarifah, R. S., Adhiana, S., & Nugraha, J. T. (2024). *PENGARUH MEDIA SOSIAL TERHADAP KESEHATAN MENTAL*. <https://doi.org/10.38048/jcp.v4i1.2988>
- Ria Wiyani, J. (2022). *Klasifikasi Stres berdasarkan Unggahan pada Media Sosial Twitter menggunakan Metode Support Vector Machine dan Seleksi Fitur Information Gain* (Vol. 6, Nomor 12). <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Saputra, A. C., Saragih, A. S., Ronaldo, D., Raya, U. P., Upr, K., Nyaho, T., Yos Sudarso, J., Palangka, K., Provinsi, R., & Tengah, K. (2025). *PREDIKSI EMOSI DALAM TEKS BAHASA INDONESIA MENGGUNAKAN MODEL INDOBERT*. <https://doi.org/10.47111/JTI>
- Saragih, H., & Manurung, J. (2024). *Leveraging the BERT model for enhanced sentiment analysis in multicontextual social media content*.
- Setiawan, D., Utari Iswavigra, D., & Anggiratih, E. (2025). Implementation of IndoBERT for Sentiment Analysis of the Constitutional Court's Decision Regarding the Minimum Age of Vice Presidential Candidates. *Scientific Journal of Informatics*, 12(3). <https://doi.org/10.15294/sji.v12i3.26360>
- Setyo Nugroho, K., Akbar, I., & Nizar Suksmawati, A. (2021). *Seminar Nasional Hasil Riset Prefix-RTR DETEKSI DEPRESI DAN KECEMASAN PENGGUNA TWITTER MENGGUNAKAN BIDIRECTIONAL LSTM*.
- Shaw, C., LaCasse, P., & Champagne, L. (2025). Exploring emotion classification of Indonesian tweets using large scale transfer learning via IndoBERT. *Social Network Analysis and Mining*, 15(1). <https://doi.org/10.1007/s13278-025-01439-6>
- Situmorang, G. F., & Purba, R. (2024). Deteksi Potensi Depresi dari Unggahan Media Sosial X Menggunakan IndoBERT. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 6(2), 649–661. <https://doi.org/10.47065/bits.v6i2.5496>
- Sofa, N., Utomo, F. S., & Saputro, R. E. (2025). Eksplorasi Model Hybrid Transformer-Latent Semantic Analysis (LSA) Untuk Pemahaman Konteks Teks Berita Berbahasa Indonesia. *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*, 5(5), 1239–1252. <https://doi.org/10.52436/1.jpti.662>
- Syazali, M. R., & Yulianti, E. (2025). Classification of Economic Activities in Indonesia Using IndoBERT Language Model. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*, 18(2), 155–165. <https://doi.org/10.21609/jiki.v18i2.1446>
- William, S., Kenny, & Chowanda, A. (2024). EMOTION RECOGNITION INDONESIAN LANGUAGE FROM TWITTER USING INDOBERT AND BI-LSTM. *Communications in Mathematical Biology and Neuroscience*, 2024. <https://doi.org/10.28919/cmbn/7858>
- Zhuang, M., Cheng, D., Lu, X., & Tan, X. (2024). Postgraduate psychological stress detection from social media using BERT-Fused model. *PLoS ONE*, 19(10). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0312264>