

Deteksi Stres Mahasiswa Berdasarkan Komentar Media Sosial X Menggunakan TF-IDF dan Algoritma Logistic Regression

Alvin Rama Saputra¹, Muhammad Wifaqul Azmi², Anggraini Puspita Sari*³

Program Studi Informatika, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur

e-mail: ¹23081010236@student.upnjatim.ac.id, ²23081010246@student.upnjatim.ac.id,

³anggraini.puspita.if@upnjatim.ac.id

*Penulis Korespondensi

Diterima: 4 Oktober 2025; Direvisi: 17 Mei 2026; Disetujui: 19 Mei 2026

Abstrak

Masalah kesehatan mental, khususnya stres di kalangan mahasiswa, semakin meningkat dan memerlukan perhatian khusus. Mahasiswa sering mengekspresikan kondisi psikologis secara implisit melalui komentar atau unggahan di media sosial, termasuk platform X, sehingga data tersebut berpotensi digunakan untuk deteksi dini berbasis teks. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem deteksi stres mahasiswa melalui analisis komentar media sosial X menggunakan metode Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) dan algoritma Logistic Regression. Data yang digunakan berjumlah 2505 komentar mahasiswa yang dikumpulkan pada periode Januari hingga April 2025. Proses pelabelan dilakukan secara berbasis kata kunci, yaitu label stres untuk komentar yang memuat indikasi tekanan psikologis dan label tidak stres untuk komentar dengan ekspresi positif atau netral. Tahapan penelitian meliputi pengumpulan data, preprocessing, pelabelan, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, pelatihan model Logistic Regression, dan evaluasi menggunakan dua skenario pembagian data, yaitu 80:20 dan 70:30. Hasil terbaik diperoleh pada skenario 80:20 dengan akurasi 93%, precision 0,93, recall 0,93, dan F1-score 0,93, sedangkan skenario 70:30 menghasilkan akurasi 91%. Hasil ini membuktikan bahwa kombinasi TF-IDF dan Logistic Regression dapat menghasilkan performa yang kompetitif untuk deteksi stres mahasiswa berbasis komentar media sosial berbahasa Indonesia.

Kata kunci: stres, mahasiswa, media sosial x, logistic regression, tf-idf

Abstract

Mental health issues, particularly stress among university students, are increasing and require serious attention. Students often express their psychological conditions implicitly through comments or posts on social media, including platform X, making such data a potential resource for text-based early stress detection. This study aims to develop a student stress detection system by analyzing comments from social media platform X using the Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) method and the Logistic Regression algorithm. The dataset consists of 2,505 student comments collected from January to April 2025. The labeling process was conducted using a keyword-based approach, where comments containing psychological stress indicators were labeled as 'stressed', while comments containing positive or neutral expressions were labeled as 'not stressed'. The research stages included data collection, preprocessing, labeling, feature extraction using TF-IDF, model training using Logistic Regression, and evaluation using two data-splitting scenarios, namely 80:20 and 70:30. The best result was obtained in the 80:20 scenario, achieving an accuracy of 93%, a precision of 0.93, a recall of 0.93, and an F1-score of 0.93, while the 70:30 scenario achieved an accuracy of 91%. These results indicate that the combination of TF-IDF and Logistic Regression provides competitive performance for detecting student stress from Indonesian social media comments.

Keywords: stress, university students, social media x, logistic regression, tf-idf

I. PENDAHULUAN

Masalah kesehatan mental di Indonesia, khususnya stres dan depresi pada mahasiswa, semakin meningkat dan menjadi perhatian penting dalam bidang kesehatan masyarakat. Mahasiswa merupakan kelompok yang sangat rentan terhadap gangguan psikologis karena menghadapi tekanan akademik, sosial, dan ekonomi secara bersamaan. Selain itu, fase transisi dari remaja menuju dewasa membuat mahasiswa lebih rentan mengalami stres akibat tantangan dalam mengatur diri, relasi, dan masa depan. Permasalahan ini menjadi semakin kompleks dengan keterbatasan akses layanan kesehatan mental dan minimnya kesadaran mahasiswa untuk mencari bantuan profesional. Merujuk pada data Survei Kesehatan Indonesia (SKI) tahun 2023, kelompok dalam rentang usia 15–24 tahun, yang sebagian besar merupakan mahasiswa, memiliki prevalensi depresi tertinggi dibandingkan kelompok usia lainnya [1]. Meskipun prevalensi tinggi, banyak mahasiswa belum mendapatkan penanganan yang tepat karena stigma sosial dan kurangnya kesadaran akan kondisi tersebut [2].

Media sosial seperti platform X menjadi sumber data penting dalam analisis kesehatan mental karena banyak pengguna yang mengungkapkan perasaan dan tekanan hidup secara terbuka melalui unggahan dan komentar [3]. Platform X adalah salah satu media sosial *microblog* yang banyak diakses oleh generasi muda di Indonesia, termasuk mahasiswa, untuk menyampaikan opini, pengalaman pribadi, dan keluhan secara *real-time*. Komentar dan postingan yang dipublikasikan di platform ini mencerminkan kondisi psikologis pengguna sehingga menjadi sumber data yang sangat potensial untuk dianalisis. Penggunaan data teks dari media sosial ini dapat dimanfaatkan untuk mendeteksi stres melalui teknik *Natural Language Processing* (NLP) yang mampu mengolah dan mengekstrak informasi melalui bahasa manusia secara otomatis. Dengan analisis teks ini, dapat diidentifikasi tanda-tanda stres yang tersembunyi dalam postingan pengguna secara *real-time* dan dalam skala besar [4]. NLP membantu dalam pemrosesan bahasa alami dengan mempersiapkan data seperti penghilangan tanda baca, normalisasi kata, dan representasi teks menggunakan teknik seperti TF-IDF guna mengoptimalkan tahapan klasifikasi oleh model *machine learning* [5]. Teknik ini memungkinkan model untuk mengenali fitur linguistik yang berkaitan dengan stres dan mengklasifikasikan komentar dengan tingkat akurasi yang dapat diandalkan [6]. Dalam konteks bahasa Indonesia, penggunaan model berbasis TF-IDF dan *machine learning* masih sangat relevan dan praktis untuk diaplikasikan pada data media sosial lokal [7].

Penelitian ini dilandasi oleh dua kerangka teoritis utama. Pertama, *Psychological Stress Theory* dalam perspektif kontemporer yang menyatakan bahwa stres pada mahasiswa merupakan respons psikologis terhadap tekanan akademik, sosial, dan lingkungan yang melampaui kemampuan individu untuk mengatasinya [8]. Kerangka ini mendasari asumsi bahwa kondisi stres mahasiswa akan tercermin secara implisit dalam pilihan kata dan ekspresi linguistik yang digunakan dalam komentar media sosial mereka. Kedua, pendekatan *Computational Psycholinguistics* yang melandasi penggunaan NLP dalam mengekstraksi sinyal psikologis dari teks, berdasarkan premis bahwa pilihan kata seseorang secara tidak langsung mencerminkan keadaan emosional dan kognitifnya. Dua kerangka ini bersama-sama membentuk fondasi teoritis bagi penerapan TF-IDF dan *Logistic Regression* untuk mendeteksi stres mahasiswa melalui analisis komentar di media sosial X.

Sejumlah studi terdahulu telah mengkaji pemanfaatan algoritma *machine learning* dan NLP dalam upaya mendeteksi tingkat stres serta depresi berdasarkan analisis teks jejaring sosial. Aisyiyah & Maharani [9] menunjukkan bahwa klasifikasi berbasis teks pada platform media sosial mampu mendeteksi kondisi depresi dengan akurasi 91% menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Kumari & Das [10] membuktikan bahwa penggabungan data pengguna dengan teknik pembelajaran mesin memberikan wawasan prediktif terhadap risiko stres dengan efektivitas akurasi yang tinggi. Dalam konteks bahasa Indonesia, Mutmainah [11] menggunakan kombinasi TF-IDF dan teknik *n-gram* untuk klasifikasi kemungkinan depresi dari media sosial, yang membuktikan efektivitas representasi TF-IDF dalam mengekstraksi fitur linguistik emosional. Lebih lanjut, Panca Wilie [12] membuktikan bahwa analisis sentimen dari data media sosial X mampu mengekstraksi persepsi publik secara akurat, yang memperkuat relevansi platform X sebagai sumber data psikologis. Di sisi algoritma, Sari dkk. [13] membuktikan bahwa *Logistic Regression* efektif untuk prediksi gangguan kesehatan mental pada mahasiswa karena ketahanannya terhadap *outlier* dan kemampuannya menangani *output* biner. Hakim & Saputra [14] secara khusus menerapkan *Logistic Regression* untuk deteksi dini gejala stres mahasiswa berbasis faktor penyebabnya dan memperoleh akurasi tertinggi 95%, menjadikannya acuan perbandingan langsung bagi penelitian ini. Mahesh Babu & Senthilvel [15] membandingkan CNN dengan *Logistic Regression* untuk prediksi stres mahasiswa dan menyimpulkan bahwa *Logistic Regression* tetap menjadi *baseline* yang kuat dan stabil, terutama pada *dataset* dengan dimensi fitur tinggi seperti teks hasil ekstraksi TF-IDF.

Secara umum, studi-studi tersebut mengonfirmasi potensi besar NLP untuk skrining kesehatan mental secara non-invasif; namun, sebagian besar masih terbatas pada: (1) *dataset* berbahasa Inggris dengan ukuran

data yang kecil dan belum representatif untuk konteks Indonesia, (2) belum dilengkapi dengan evaluasi komprehensif pada data lokal Indonesia yang bersifat informal, serta (3) jarang menggabungkan pendekatan interpretabilitas hasil model dengan performa prediksi yang optimal. Kebaruan (*novelty*) penelitian ini terletak pada: (a) penggunaan *dataset* 2.505 komentar mahasiswa berbahasa Indonesia informal yang dikumpulkan langsung dari platform X secara *real-time* pada periode Januari–April 2025, (b) validasi model dilakukan dengan menerapkan dua rasio partisi data yang berbeda, yakni 80:20 serta 70:30 untuk mengukur stabilitas performa, dan (c) evaluasi komprehensif menggunakan empat metrik sekaligus (akurasi, *F1-score*, *precision*, dan *recall*) yang memberikan gambaran menyeluruh tentang keandalan sistem dalam konteks bahasa Indonesia.

Berdasarkan latar belakang dan *research gap* yang telah diuraikan di atas, penelitian ini merumuskan tiga pertanyaan penelitian (*Research Questions*) sebagai berikut:

RQ1: Apakah kombinasi TF-IDF dan *Logistic Regression* mampu mengklasifikasikan komentar stres mahasiswa berbahasa Indonesia dari platform X dengan akurasi yang tinggi?

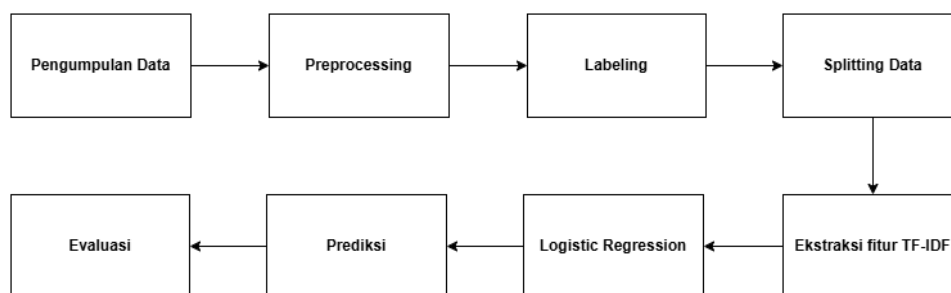
RQ2: Bagaimana pengaruh rasio pembagian data (80:20 vs 70:30) terhadap stabilitas dan performa model klasifikasi?

RQ3: Bagaimana perbandingan performa model yang diajukan terhadap temuan studi sejenis dari literatur terdahulu?

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi stres pada mahasiswa melalui analisis komentar di media sosial X dengan mengintegrasikan teknik NLP berbasis representasi TF-IDF dan algoritma klasifikasi *Logistic Regression*. Pendekatan ini dipilih karena mampu memberikan keseimbangan antara interpretabilitas dan akurasi, serta efisien digunakan dalam *dataset* berbahasa Indonesia yang bersifat informal. Guna menakar seberapa baik sistem mengenali tingkat stres tersebut, tahap pengujian kinerja diterapkan dengan bertumpu pada empat indikator utama, yaitu akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

II. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode berbasis *machine learning* dengan memanfaatkan teknik *Natural Language Processing* (NLP) untuk mendeteksi tingkat stres mahasiswa melalui analisis komentar yang dipublikasikan di media sosial X. Rangkaian tahapan dalam riset ini diawali dengan pengumpulan dataset, dilanjutkan tahap pra-pemrosesan teks, serta ekstraksi fitur yang memanfaatkan metode TF-IDF. Setelah itu, dilakukan proses pelatihan model klasifikasi berbasis *Logistic Regression*, yang diteruskan dengan pengujian performa terhadap data berlabel, dan diakhiri oleh penyusunan pelaporan temuan. Ilustrasi komprehensif mengenai langkah-langkah tersebut divisualisasikan secara runtut pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram alur penelitian

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan melalui teknik *scraping* web yang menggunakan bahasa pemrograman Python untuk mengakses dan mengunduh komentar dari platform media sosial X. Pengambilan data dilakukan selama periode Januari hingga April 2025, dengan menggunakan sejumlah kata kunci spesifik yang mencerminkan kondisi emosional mahasiswa. Data yang dikumpulkan berjumlah total 2505 komentar, yang diperoleh dengan menggunakan kata kunci pencarian yang telah dipilih secara spesifik. Kata kunci ini dikelompokkan ke dalam dua kategori, yaitu stres dan tidak stres, seperti yang disajikan pada Tabel 1. Kata kunci ini juga didukung oleh penelitian yang menunjukkan korelasi antara kata-kata negatif dalam media sosial dengan kondisi stres dan depresi pengguna [16].

Tabel 1. Daftar kata kunci stres dan tidak stres pada komentar mahasiswa

Kategori	Kata Kunci
Stres	Stres, Cemas, Capek mental, Panik, Khawatir berlebihan, Depresi, Pasrah, Tugas Numpuk, Stres Skripsi, Semester Akhir, Frustrasi, Deadlines, Kelelahan
Tidak Stres	Antusias, Berhasil, Bersama, Berharga, Bahagia, Ceria, Dipercaya, Dihargai, Dekat, Diterima, Gembira, Mampu, Optimis, Positif, Riang, Sukses, Senang, Semangat, Tenang

Dari Tabel 1 memungkinkan sistem mendeteksi komentar yang mengandung indikasi stres atau sebaliknya, sebagai dasar pelabelan dan pembuatan model klasifikasi. Pendekatan ini dinilai efektif karena mempertahankan bentuk teks alami yang digunakan oleh pengguna di media sosial.

B. Preprocessing Data

Data mentah yang sudah diperoleh kemudian diproses melewati beberapa tahapan *preprocessing* untuk membersihkan teks dan menghilangkan elemen-elemen yang tidak relevan yang bisa mengganggu analisis. Tahapan *preprocessing* ini meliputi penghapusan tautan URL, mention pengguna yang diawali simbol '@', tagar (#), angka, serta karakter-karakter tanda baca yang tidak berkontribusi pada makna teks. Selain itu, dilakukan penghapusan spasi berlebih dan seluruh teks diubah dengan huruf kecil (*lowercase*) guna menghindari perbedaan yang tidak diperlukan dan memastikan konsistensi dalam analisis. Oleh karena itu, tahapan ini memegang peranan krusial dalam memastikan bahwa data yang digunakan mempunyai kualitas yang memadai, sehingga proses pembelajaran model dapat berlangsung secara optimal dan menghasilkan representasi yang akurat terhadap informasi yang terkandung dalam teks.

C. Pelabelan Data

Setelah proses *preprocessing*, setiap komentar mahasiswa diberi label berdasarkan kata kunci yang telah ditentukan. Label 1 diberikan untuk komentar yang mengindikasikan stres, seperti “capek mental” atau “cemas”, sementara label 0 diberikan untuk komentar dengan ekspresi positif, seperti “bahagia” atau “semangat”. Pelabelan ini memastikan validitas data, mengecualikan komentar yang tidak relevan. Proses ini menghasilkan 2505 komentar yang dilabeli secara seimbang, yang kemudian digunakan untuk pelatihan dan pengujian model klasifikasi. Distribusi data berlabel ini divisualisasikan dalam grafik diagram lingkaran.

D. Ekstraksi Fitur Menggunakan TF-IDF

Setelah komentar mahasiswa berhasil dilabeli berdasarkan indikator stres dan tidak stres, Pada tahap berikutnya, data teks harus diubah menjadi bentuk numerik sehingga dapat diproses oleh algoritma *machine learning*. Penelitian ini menerapkan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk mengukur tingkat signifikansi setiap kata di dalam sebuah komentar jika dibandingkan dengan keseluruhan kumpulan data. Dengan pendekatan ini, kata-kata yang sering muncul pada satu komentar tetapi jarang ditemukan di komentar lainnya akan mendapatkan bobot yang lebih besar. Hasil ekstraksi fitur TF-IDF berupa representasi vektor dari setiap komentar, yang kemudian digunakan sebagai input dalam pelatihan model klasifikasi *Logistic Regression*. Representasi ini memungkinkan model untuk mengenali pola linguistik yang relevan dengan kondisi stres mahasiswa secara lebih akurat.

E. Pelatihan Model Logistic Regression

Model klasifikasi *Logistic Regression* dilatih menggunakan data hasil ekstraksi fitur TF-IDF. Pelatihan ini bertujuan agar model dapat mengenali pola dan hubungan antara fitur linguistik komentar mahasiswa dengan label stres atau tidak stres. Selama proses pelatihan, dilakukan pengaturan parameter berupa iterasi maksimum sebanyak 1000 kali guna memastikan tercapainya konvergensi optimal, sehingga performa prediksi model menjadi akurat dan andal.

F. Evaluasi Model

Untuk melakukan evaluasi model, data yang telah diberi label untuk mengukur performa model dalam mengklasifikasikan dua kelas: stres (1) dan tidak stres (0). Proses evaluasi ini bertujuan untuk menilai seberapa baik model dapat mengidentifikasi pola linguistik yang menunjukkan tingkat stres mahasiswa, sekaligus menghindari kesalahan klasifikasi. Beberapa metrik seperti akurasi, *F1-score*, *precision*, dan *recall* digunakan untuk memberikan gambaran yang jelas tentang ketepatan dan keseimbangan model dalam memprediksi kedua kelas. Di samping itu, representasi *confusion matrix* yang berupa *heatmap* digunakan untuk menyajikan ilustrasi yang jelas terkait distribusi hasil prediksi yang benar maupun salah untuk setiap kategori, seperti *True*

Positive, True Negative, False Positive, dan False Negative. Evaluasi ini membantu dalam mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan model, serta memberikan wawasan untuk perbaikan model selanjutnya.⁵

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Dataset

Sebanyak 2505 komentar mahasiswa dikumpulkan dari media sosial X menggunakan API resmi yang menyediakan akses legal dan terstruktur terhadap data publik. Pengambilan data dilakukan melalui proses *scraping* dari Januari 2025 hingga April 2025 sebagai dasar pelatihan model. Hasil *scraping* data ditampilkan pada Gambar 2.

```

1. @worksfess 19 tahun sempet nganggur dulu...
2. @jichangmicn aku sebenarnya mau kuliah t...
3. @shinysoulxu Aamiin yaRabb semangat juga...
4. @wonharunika sesama mahasiswa akhir rela...
5. @precioussmile23 Halo kak. Saya bisa Say...
6. @kindahao ni klo mahasiswa akhir tp bene...
7. @saouvysz Semangat mahasiswa akhir...
8. @hahakhal Semangat khal mahasiswa semest...
. ...
2505. @zoulynx sdh lelah https://t.co/kzEIkeOU... (Data 2505 dari 2505)
    
```

Gambar 2. Hasil *scraping* data

B. Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* merupakan langkah penting untuk menyiapkan data teks komentar mahasiswa dari media sosial X agar siap dianalisis dengan teknik NLP. Proses ini membersihkan data dari elemen yang tidak relevan serta mengubah teks menjadi format konsisten yang memudahkan pemodelan. Tahapan ini meliputi penghapusan URL, mention akun, *hashtag*, angka, dan karakter non-alfabetik, serta normalisasi teks dengan mengubah seluruh karakter menjadi huruf kecil untuk menghilangkan perbedaan penulisan yang tidak signifikan. Penghapusan spasi berlebih dan tanda baca juga dilakukan agar data lebih rapi dan mudah diolah. Gambar 3 menunjukkan hasil dari proses *preprocessing*.

	full_text
0	@worksfess 19 tahun sempet nganggur dulu kurle...
1	@jichangmicn aku sebenarnya mau kuliah terus n...
2	@shinysoulxu Aamiin yaRabb semangat jugaa echa...
3	@wonharunika sesama mahasiswa akhir relate sih
4	@precioussmile23 Halo kak. Saya bisa Saya lulu...
5	@kindahao ni klo mahasiswa akhir tp bener sesi...
6	@saouvysz Semangat mahasiswa akhir
7	@hahakhal Semangat khal mahasiswa semester akh...
8	@mayioye @cucvly rill mahasiswa sems akhir huf...
9	@snowandcool @altbumi Aku kuliah dari masih ma...

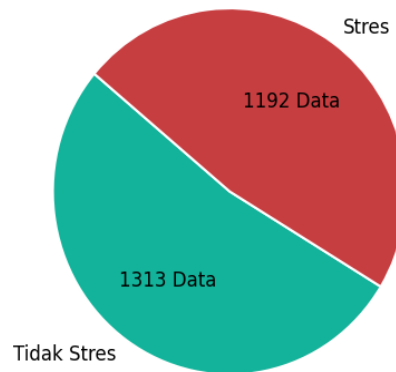
	clean_text
0	tahun sempet nganggur dulu kurleb setaunab dr ...
1	aku sebenarnya mau kuliah terus ngekos aja bia...
2	aamiin yarabb semangat jugaa echaa sesama maha...
3	sesama mahasiswa akhir relate sih
4	halo kak saya bisa saya lulusan matematika upi...
5	ni klo mahasiswa akhir tp bener sesimple ini k...
6	semangat mahasiswa akhir
7	semangat khal mahasiswa semester akhir emg ad ...
8	rill mahasiswa sems akhir huft kakay
9	aku kuliah dari masih maba sampai mahasiswa se...

Gambar 3. Hasil *preprocessing* data

C. Pelabelan Data

Data komentar yang dikumpulkan dari media sosial X kemudian diberi label untuk mengklasifikasikan apakah komentar tersebut mengindikasikan kondisi stres (label 1) atau tidak stres (label 0). Pelabelan kami lakukan berdasarkan kriteria yang telah ditetapkan untuk memastikan keakuratan dan konsistensi data sebagai

dasar pelatihan model. Jumlah data pada masing-masing kelas dapat dilihat pada Gambar 4.



Gambar 4. Grafik jumlah data per label

Gambar 4 memperlihatkan distribusi data pada label tidak stres (0) sebanyak 1313 data dan label stres (1) sebanyak 1192 data. Dari grafik tersebut dapat diamati bahwa *dataset* relatif seimbang antara kelas stres dan tidak stres, sehingga dapat mendukung performa model dalam melakukan klasifikasi tanpa bias ke salah satu kelas.

D. Ekstraksi Fitur

Ekstraksi fitur merupakan tahap penting dalam pengolahan data teks untuk mengubahnya menjadi format numerik yang dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Penelitian ini menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) untuk merepresentasikan teks komentar mahasiswa dari media sosial X. TF-IDF menghitung bobot kata dengan mempertimbangkan frekuensi kemunculannya di masing-masing dokumen dan seberapa jarang kata tersebut muncul dalam keseluruhan dokumen. Hasil ekstraksi fitur ini membantu menonjolkan kata-kata kunci yang signifikan dalam menunjukkan indikasi stres atau tidak stres pada komentar mahasiswa. Pada Gambar 5 di bawah ini memperlihatkan hasil ekstraksi fitur TF-IDF untuk komentar yang menunjukkan stres dan tidak stres. Kata-kata dengan bobot tinggi seperti “stres,” “semangat,” “capek,” dan “pasrah” terlihat lebih menonjol yang menunjukkan pentingnya kata-kata tersebut dalam mengidentifikasi tingkat stres mahasiswa.

```

stres      90.813879
semangat  72.898088
capek     63.061501
pasrah    28.595087
bahagia   18.326665
frustasi  14.692474
berhasil  13.214409
optimis   12.467316
bersama   10.424216
ceria     9.542472
dtype: float64

```

Gambar 5. Hasil ekstraksi fitur *tf-idf*

E. Word Cloud Komentar Mahasiswa

Visualisasi data dalam bentuk *word cloud* digunakan untuk mengidentifikasi kata-kata yang paling sering muncul dalam komentar mahasiswa yang dikategorikan sebagai stres maupun tidak stres. Gambar 6 dan Gambar 7 memperlihatkan representasi visual dari kata-kata yang dominan berdasarkan frekuensi kemunculannya pada masing-masing kategori. Visualisasi ini membantu peneliti dalam memahami karakteristik linguistik yang membedakan kedua kategori komentar secara lebih intuitif.

direpresentasikan menggunakan teknik TF-IDF. Beberapa contoh hasil prediksi dapat dilihat pada Gambar 8.

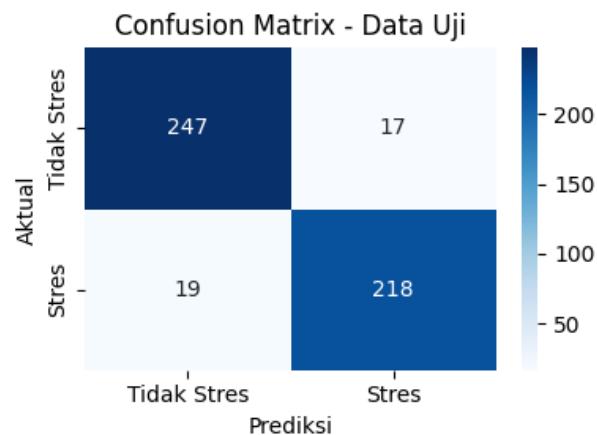
Sampel Hasil Prediksi

Text	Label	Prediksi
karena marak berita mahasiswa depresi dan bundir ga si	1	tidak stres
apa ini setelah keberhasilan aksi mahasiswa amp artis dem...	0	tidak stres
ini kalo pasien jangan upload data diri gini ya ke medsos...	0	tidak stres
jujur ya gw prnh diposisi selalu jadi bahan insekyur pasa...	1	stres
mbaaaa gitaaaaa terima kasih banyak mbaaaaa bahagia selal...	0	tidak stres
hehe gua ganti nama si jadi wajar aja lo ga ngenalin stre...	1	stres
kasih tau gw gimana cara beli skripsi gila ya lu temen gw...	1	stres
lu tuh cuman model haha hehe pasrah disetirin negara seda...	0	tidak stres
adek mahasiswa ayo bersyukur harapan indonesia cerah seme...	0	tidak stres
capek nugas sendirian gausah sok kuat ada teman tugasss y...	1	stres

Gambar 8. Sampel hasil prediksi

Gambar 8 menunjukkan bahwa prediksi yang dihasilkan oleh model *Logistic Regression* cukup tepat dan sesuai dengan label asli komentar mahasiswa. Hal ini menunjukkan potensi model dalam mendeteksi stres secara akurat melalui analisis pola linguistik dalam komentar.

- 2) **Evaluasi Model:** Model *Logistic Regression* yang telah melalui proses pelatihan dimanfaatkan untuk menjalankan prediksi terhadap label pada data uji. Proses evaluasi dilakukan dengan menerapkan beberapa ukuran performa, seperti akurasi, *F1-score*, *precision*, dan *recall*, yang membantu dalam menilai kinerja model secara keseluruhan. Dalam penelitian ini, dilakukan perbandingan antara dua rasio pembagian data, yaitu 80:20 dan 70:30, untuk mengetahui pengaruh pembagian data terhadap hasil prediksi dan kualitas klasifikasi model.



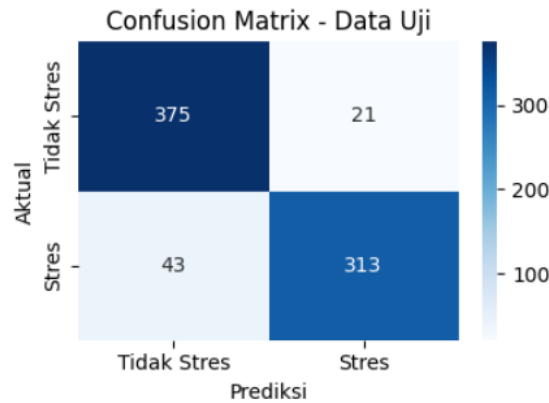
Gambar 9. Confusion matrix (split data 80:20)

Model memiliki kinerja yang sangat baik, dengan akurasi sebesar 93% pada data berlabel, seperti yang ditunjukkan pada Gambar 9. Model berhasil mengklasifikasikan 247 komentar 'Tidak Stres' dan 218 komentar 'Stres' dengan benar. Namun, terdapat 17 komentar 'Tidak Stres' yang keliru diprediksi sebagai 'Stres' dan 19 komentar 'Stres' yang salah diklasifikasikan sebagai 'Tidak Stres', yang menunjukkan adanya beberapa kesalahan klasifikasi meskipun akurasi model secara keseluruhan sangat tinggi.

	precision	recall	f1-score	support
Tidak Stres	0.93	0.94	0.93	264
Stres	0.93	0.92	0.92	237
accuracy			0.93	501
macro avg	0.93	0.93	0.93	501
weighted avg	0.93	0.93	0.93	501

Gambar 10. Classification report (split data 80:20)

Gambar 10 menunjukkan *classification report* untuk rasio 80:20. Dalam evaluasi ini, model menghasilkan nilai *precision* dan *recall* yang seimbang pada kedua kelas, yaitu 'Tidak Stres' dan 'Stres'. Nilai *precision* untuk kelas 'Tidak Stres' adalah 0.93, dengan *recall* sebesar 0.94, sedangkan untuk kelas 'Stres', *precision* dan *recall* masing-masing adalah 0.93 dan 0.92. Hasil ini mengindikasikan bahwa model mampu mendeteksi kedua kelas dengan akurat dan konsisten, serta tidak mengalami bias terhadap satu kelas.



Gambar 11. *Confusion matrix (split data 70:30)*

Gambar 11 menunjukkan *confusion matrix* dengan rasio pembagian data 70:30. Dalam hal ini, model berhasil mengklasifikasikan 375 komentar 'Tidak Stres' dan 313 komentar 'Stres' dengan benar. Meskipun demikian, terdapat 21 komentar 'Tidak Stres' yang keliru diprediksi sebagai 'Stres' dan 43 komentar 'Stres' yang salah diklasifikasikan sebagai 'Tidak Stres'. Hasil ini menampilkan bahwa meskipun performa model sedikit menurun dengan rasio 70:30, model masih mampu memberikan klasifikasi yang cukup baik, dengan kesalahan yang tetap terjaga dalam batas yang wajar.

	precision	recall	f1-score	support
Tidak Stres	0.90	0.95	0.92	396
Stres	0.94	0.88	0.91	356
accuracy			0.91	752
macro avg	0.92	0.91	0.91	752
weighted avg	0.92	0.91	0.91	752

Gambar 12. *Classification report (split data 70:30)*

Pada Gambar 12, terlihat *classification report* untuk rasio 70:30. Akurasi model dengan pembagian data ini adalah 91%, dengan nilai *precision* untuk kelas 'Tidak Stres' sebesar 0.90 dan *recall* 0.95. Untuk kelas 'Stres', *precision* mencapai 0.94 dan *recall* 0.88. Meskipun nilai akurasi berkurang dibandingkan dengan rasio 80:20, model tetap berhasil mengimbangi akurasi dan *recall* dalam kedua kelas, yang menandakan kemampuannya dalam mengenali pola stres dan tidak stres dengan cukup efektif.

Tabel 2. Hasil evaluasi rasio *split* data

No	Split Rasio	Akurasi
1	80:20	0.93
2	70:30	0.91

Hasil evaluasi yang ditunjukkan pada Tabel 2 menunjukkan bahwa akurasi sebesar 0,93 diperoleh dengan menggunakan rasio pembagian data 80:20, yang lebih tinggi dibandingkan dengan rasio 70:30 yang memiliki akurasi 0,91. Rasio 80:20 terbukti lebih optimal dalam mengklasifikasikan komentar mahasiswa secara akurat dibandingkan dengan rasio 70:30. Meskipun demikian, rasio 70:30 tetap memberikan hasil yang kompetitif, meskipun sedikit lebih rendah dibandingkan rasio 80:20. Penempatan hasil evaluasi dalam tabel tersebut memudahkan pembaca untuk memahami perbedaan performa model berdasarkan rasio pembagian yang digunakan, serta memberikan informasi yang jelas mengenai rasio pembagian data terbaik untuk diterapkan pada penelitian lanjutan.

Tabel 3. Perbandingan hasil penelitian dengan penelitian terdahulu

Penelitian	Objek/Data	Metode	Hasil	Perbandingan
Inamdar dkk. [4]	Postingan Reddit terkait stres	NLP dan <i>machine learning</i>	<i>F1-score</i> 0,76	Akurasi lebih tinggi; konteks data berbeda
Oryngozha dkk. [5]	Postingan komunitas akademik Reddit	<i>Bag of Words</i> dan <i>Logistic Regression</i>	Akurasi 77,78%	Akurasi lebih tinggi pada konteks mahasiswa Indonesia
Hakim dan Saputra [14]	Faktor penyebab stres mahasiswa	<i>Logistic Regression</i>	Akurasi tertinggi 95%	Sedikit lebih rendah, tetapi data lebih informal
Penelitian ini	2505 komentar mahasiswa di media sosial X	TF-IDF dan <i>Logistic Regression</i>	Akurasi 93%	Metode sederhana tetap kompetitif.

Berdasarkan Tabel 3, hasil akurasi sebesar 93% pada penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi TF-IDF dan *Logistic Regression* mampu memberikan performa yang kompetitif dibandingkan dengan beberapa penelitian terdahulu. Jika dibandingkan dengan penelitian berbasis postingan Reddit, hasil penelitian ini menunjukkan performa yang lebih tinggi dari sisi akurasi, meskipun karakteristik data yang digunakan berbeda dari segi bahasa, platform, dan konteks pengguna. Penelitian ini juga memperoleh hasil yang lebih tinggi dibandingkan penelitian deteksi stres pada komunitas akademik Reddit yang menggunakan kombinasi *Bag of Words* dan *Logistic Regression*. Namun, jika dibandingkan dengan penelitian deteksi gejala stres mahasiswa berbasis data faktor penyebab stres, akurasi penelitian ini sedikit lebih rendah. Perbedaan tersebut dapat dipahami karena data yang digunakan dalam penelitian ini berupa komentar media sosial yang bersifat informal, singkat, dan memiliki variasi bahasa yang lebih kompleks. Dengan demikian, kontribusi utama penelitian ini terletak pada penerapan pendekatan TF-IDF dan *Logistic Regression* pada komentar mahasiswa berbahasa Indonesia di media sosial X, sehingga metode yang sederhana tetap dapat memberikan hasil klasifikasi yang cukup baik dan relevan untuk konteks deteksi dini stres mahasiswa.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem deteksi stres mahasiswa melalui analisis komentar di media sosial X dengan memanfaatkan teknik *Natural Language Processing* (NLP) berbasis TF-IDF dan algoritma *Logistic Regression*. Model yang dibangun mampu mengidentifikasi pola linguistik yang mencerminkan kondisi stres mahasiswa dengan baik, yang dibuktikan melalui hasil evaluasi terhadap data berlabel manual dengan mencapai akurasi sebesar 93% serta nilai *F1-score*, *precision*, dan *recall* yang konsisten tinggi untuk kedua kategori stres dan tidak stres. Validasi manual terhadap sebagian data hasil prediksi turut memperkuat keandalan sistem dalam mengklasifikasikan komentar mahasiswa. Hasil eksperimen dengan berbagai rasio pembagian data menunjukkan bahwa *split* data 80:20 memberikan hasil evaluasi terbaik, menunjukkan kemampuan generalisasi model yang lebih baik dalam mengenali pola stres secara akurat. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan terkait ukuran *dataset* yang terbatas, representasi bahasa informal yang kompleks, dan penggunaan model *Logistic Regression* yang masih linear. Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas cakupan *dataset*, mengintegrasikan metode *deep learning*, serta menerapkan pendekatan interpretabilitas seperti SHAP, untuk meningkatkan performa dan transparansi sistem. Penelitian ini menjadi dasar penting untuk pengembangan aplikasi deteksi dini stres digital yang adaptif, responsif, dan aplikatif, khususnya dalam mendukung kesehatan mental mahasiswa di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. Kusuma Ningrum and A. Maytsa Ismawardi, "Efektivitas Algoritma Kecerdasan Buatan dalam Implementasi Kesehatan Mental : Systematic Literature Review," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 9, no. 1, 2025.
- [2] D. Perhatian, "Analisis Sentimen dan Perilaku Pengguna Media Sosial terhadap Isu Kesehatan Mental menggunakan Metode Natural Language Processing (NLP)," *Jurnal Pengabdian Masyarakat (Kesehatan)*, vol. 6, no. 2, pp. 153–158, Oct. 2024.
- [3] O. Solihin, D. Firmansyah, A. Z. Abdullah, and A. P. Dhahiyat, "Pemanfaatan AI dalam Analisis Isi Digital : Studi Kasus Komentar Media Sosial," *Jurnal Pendidikan Dan Ilmu Sosial (JUPENDIS)*, vol. 3, no. 2, pp. 117–129, Mar. 2025, doi: 10.54066/jupendis.v3i2.3141.

- [4] S. Inamdar, R. Chapekar, S. Gite, and B. Pradhan, "Machine Learning Driven Mental Stress Detection on Reddit Posts Using Natural Language Processing," *Human-Centric Intelligent Systems*, vol. 3, no. 2, pp. 80–91, Mar. 2023, doi: 10.1007/s44230-023-00020-8.
- [5] N. Oryngozha, P. Shamoi, and A. Igali, "Detection and Analysis of Stress-Related Posts in Reddit's Academic Communities," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 14932–14948, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3357662.
- [6] A. Syahidin, M. Alwi, Subandi, and M. Hariyadi, "Analisis Sentimen Data Twitter terhadap Pelaksanaan Pembelajaran Online di Indonesia pada Masa Pandemi Covid-19 menggunakan Metode Natural Language Processing," *JURSI STEKNI (Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, pp. 319–331, Sep. 2023.
- [7] O. N. Julianti, N. Suarna, and W. Prihartono, "Penerapan Natural Language Processing pada Analisis Sentimen Judi Online di Media Sosial Twitter," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 8, no. 3, pp. 2936–2942, Jun. 2024.
- [8] Y. Suharsono and Z. Anwar, "Analisis Stres dan Penyesuaian Diri pada Mahasiswa," *Jurnal Online Psikologi*, vol. 8, no. 1, pp. 1–12, 2020.
- [9] S. Aisyiyah and W. Maharani, "Analisis Berbasis Emosional pada Depresi di Media Sosial menggunakan Pendekatan Convolutional Neural Network," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 10, no. 2, pp. 1637–1645, Apr. 2023.
- [10] K. Kumari and S. Das, "Stress Detection System using Natural Language Processing and Machine Learning Techniques," 2022. [Online]. Available: <https://iitranchi.ac.in/>
- [11] S. Mutmainah, "Kemungkinan Depresi dari Postingan pada Sosial Media," *Jurnal Sains, Nalar, dan Aplikasi Teknologi Informasi*, vol. 1, no. 2, Mar. 2022, doi: 10.20885/snati.v1i2.11.
- [12] D. Panca Wilie, "Analisis Sentimen Opini Publik terhadap Chatgpt di Twitter menggunakan Metode Naive Bayes," *Jurnal Nasional Ilmu Komputer*, vol. 4, no. 4, pp. 2746–1343, Nov. 2023, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/charunisa/ChatGPT-sentiment-analysis>.
- [13] A. P. Sari, D. A. Prasetya, F. P. Aditiawan, and M. M. Al Haromainy, "Prediksi Gangguan Kesehatan Mental pada Kalangan Mahasiswa menggunakan Metode Pseudo-Labeling dan Algoritma Regresi Logistik," *TAMIKA: Jurnal Tugas Akhir Manajemen Informatika & Komputerisasi Akuntansi*, vol. 4, no. 2, Dec. 2024, doi: 10.46880/tamika.Vol4No2(SEMNASTIK).pp40-48.
- [14] A. Afifah Adnan Hakim and R. Adi Saputra, "Deteksi Dini Gejala Stres pada Mahasiswa Berdasarkan Faktor-Faktor Penyebabnya menggunakan Metode Logistic Regression," *IJAI (Indonesian Journal of Applied Informatics)*, vol. 8, no. 2, pp. 2598–5981, 2024.
- [15] P. Geliche Mahesh Babu and P. Gururama Senthilvel, "Predicting Student Stress Levels and Mental Health Using Convolutional Neural Network Algorithm in Comparison with Logistic Regression," *Hybrid and Advanced Technologies*, pp. 237–241, 2025, doi: 10.1201/9781003559115-40.
- [16] Y. Tolla and Kusriani, "Deteksi Stres dan Depresi Unggahan Media Sosial dengan Machine Learning," vol. 15, no. <https://ejournal.umri.ac.id/index.php/JIK/issue/view/304>, pp. 84–92, Apr. 2025.
-