

Faktor Penyebab Stres Terhadap Kesehatan Mental Pelajar Berdasarkan dataset Student Mental Health Academic Pressure 2026

Reneisha Puri Azzahra^{1)*}, Hafiyyan Putra Pratama²⁾

^{1,2)} Universitas Pendidikan Indonesia, Program Studi Sistem Telekomunikasi

Received: 06 June 2026

Accepted: 15 June 2026

Published: 30 June 2026



*reneisha@upi.edu

Kata Kunci: Mental Health, Academic Pressure, Data Analysis, Logistic Regression, K-Fold Cross-Validation

DSI: Jurnal Data Science Indonesia is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak: Kesehatan mental pelajar merupakan isu krusial yang dipengaruhi oleh berbagai faktor demografis dan perilaku, termasuk gender, usia, frekuensi stres karena akademik, durasi tidur, dan penyebab utama stres. Penelitian ini bertujuan menganalisis bagaimana faktor-faktor tersebut memengaruhi tingkat stres pelajar karena akademik menggunakan pendekatan *pipeline analysis*. Dataset berjumlah 33 responden yang dikumpulkan melalui survei formulir daring dengan selanjutnya melakukan analisis melalui tahapan *data understanding*, *data cleaning*, *Exploratory Data Analysis* (EDA), *data preprocessing*, dan *data modeling*. Empat algoritma *machine learning* (ML) diterapkan, yaitu *Logistic Regression*, *Decision Tree*, *Random Forest*, dan *Gradient Boosting*, dengan validasi silang *3-fold*. *Logistic Regression* menunjukkan performa terbaik dengan *CV Accuracy* sebesar $0,576 \pm 0,214$. Frekuensi stres akademik, durasi tidur, dan penyebab stres akademik teridentifikasi sebagai fitur paling signifikan. Mayoritas responden merasakan stres karena akademik pada level 4 dari 5, dengan penyebab utama adalah ujian dan nilai (45,5%) serta kondisi finansial (24,2%). Faktor akademik dan finansial merupakan prediktor utama tekanan pada pelajar. Model yang dikembangkan berpotensi digunakan sebagai sistem peringatan dini di institusi pendidikan. Diperlukan pengumpulan data yang lebih besar (minimal 500 responden) untuk meningkatkan keandalan model secara operasional.

PENDAHULUAN

Kesehatan mental pelajar telah menjadi perhatian global yang semakin mendesak dalam dekade terakhir [1], [2]. Di Indonesia, stres karena akademik yang dialami oleh pelajar menunjukkan tren yang mengkhawatirkan. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa faktor-faktor seperti beban ujian yang berlebihan [3], kondisi finansial yang tidak stabil, kurangnya waktu istirahat, dan tingginya ekspektasi akademik menjadi pemicu utama gangguan kesehatan mental pada kelompok usia pelajar [4], [5]

Fenomena ini semakin diperparah oleh kurangnya sistem deteksi dini berbasis data yang terstruktur di institusi pendidikan untuk memprediksi tingkat stres akademik secara individual [6]. Spesifikasi penelitian berfokus pada prediksi level stres akademik (skala 1-5). Mayoritas pelajar tidak mendapatkan intervensi yang tepat waktu karena tidak ada mekanisme pemantauan berbasis data yang dapat mengidentifikasi individu dengan risiko stres karena akademik tinggi. Padahal, stres karena akademik yang tidak ditangani dapat berujung pada penurunan prestasi, *burnout*, bahkan gangguan psikiatri yang lebih serius [3], [7]

Perkembangan *data science* dan *Artificial Intelligence* (AI) membuka peluang baru dalam menganalisis pola kesehatan mental pelajar secara kuantitatif [8]. Dengan memanfaatkan pendekatan *pipeline analysis* yang mencakup tahapan *data understanding*, *data cleaning*, *Exploratory Data Analysis* (EDA), *data preprocessing*, dan *data modeling*, dimungkinkan untuk mengidentifikasi faktor-faktor signifikan yang berkontribusi terhadap stres karena akademik serta membangun model prediktif yang dapat digunakan sebagai alat skrining.

Meskipun literatur tentang stres akademik telah berkembang pesat, terdapat beberapa kesenjangan

penelitian yang masih perlu diatasi. Sebagian besar penelitian hanya menggunakan metode deskriptif atau regresi sederhana tanpa mengintegrasikan pendekatan *Machine Learning* (ML) yang lebih komprehensif. Selanjutnya, analisis multifaktor yang mempertimbangkan secara bersamaan variabel gender, usia, tingkat pendidikan, frekuensi stres, durasi tidur, dan penyebab stres dalam satu kerangka analitis masih jarang dilakukan [5].

Tujuan penelitian mengidentifikasi fitur-fitur demografis dan perilaku yang paling berkontribusi terhadap level stres akademik berdasarkan dataset terbatas, mengembangkan model ML sebagai *proof-of-concept* sistem deteksi dini stres karena akademik, dan mengevaluasi kelayakan pendekatan *pipeline analysis* pada skala data kecil dalam konteks stres akademik.

TINJAUAN LITERATUR

Stress-coping theory oleh Lazarus dan Folkman menjadi landasan konseptual utama penelitian ini. Teori ini menjelaskan bahwa stres muncul ketika individu menilai tuntutan lingkungan (dalam hal ini, tuntutan akademik) melebihi sumber daya yang dimilikinya untuk menghadapi tuntutan tersebut. Dalam konteks pelajar, tuntutan akademik berupa ujian, tugas, dan ekspektasi nilai berinteraksi dengan sumber daya seperti waktu tidur yang cukup dan dukungan finansial untuk menghasilkan tingkat tekanan yang bervariasi [9].

Selain itu, teori biopsikososial memandang kesehatan mental sebagai hasil interaksi kompleks antara faktor biologis (usia, gender), psikologis (persepsi stres, strategi koping), dan sosial (kondisi finansial, lingkungan akademik). Pendekatan ini relevan untuk menjelaskan mengapa pelajar dengan profil demografis yang berbeda menunjukkan respons yang berbeda terhadap stres karena akademik yang serupa [10].

Bliese, Edwards, dan Halpern [11] membuktikan secara empiris bahwa kurang tidur (di bawah 6 jam per malam) secara signifikan meningkatkan persepsi stres dan menurunkan performa kognitif pada pelajar. Chen, Li, dan Zhang [12] mengidentifikasi bahwa kondisi finansial merupakan *stressor* tersembunyi yang sering diabaikan dalam intervensi kesehatan mental kampus, padahal kontribusinya terhadap stres karena akademik cukup substansial. Dyrbye, Shanafelt, dan Sinsky mengaitkan stres karena akademik kronis dengan sindrom *burnout* akademik yang dapat berlanjut hingga dunia kerja [7].

Dalam konteks Indonesia, Lestari, Handayani, dan Pratama [13] menemukan bahwa pelajar di Jawa mengalami stres karena akademik yang lebih tinggi dibandingkan rata-rata nasional, dengan ujian sebagai penyebab utama. Faktor akademik (tekanan ujian, ekspektasi nilai tinggi) dan finansial merupakan dua prediktor terkuat stres akademik di Indonesia. Di bidang *Machine Learning* (ML), model berbasis *ensemble method* seperti *Random Forest* umumnya lebih akurat dibandingkan model linier, namun keunggulan ini menurun drastis ketika ukuran *dataset* sangat kecil [14].

METODE PENELITIAN

Penelitian menggunakan desain penelitian deskriptif-kuantitatif dengan pendekatan *pipeline analysis*. Penelitian bersifat *proof-of-concept* eksploratif sebagai penguji kelayakan penerapan *pipeline analysis* pada dataset stres akademik berskala kecil. Desain ini dipilih karena memungkinkan analisis sistematis dari data survei untuk mengungkap pola dan hubungan antar variabel secara terstruktur. Desain ini sesuai dengan metodologi standar CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*) yang banyak diterapkan dalam penelitian berbasis data ilmiah [9].

Data dikumpulkan melalui formulir daring yang disebarluaskan kepada pelajar. Setelah terkumpul, data dianalisis melalui tahapan pertama, yaitu *data understanding* yang dilakukan untuk memahami struktur, dimensi, dan karakteristik *dataset*, termasuk identifikasi tipe variabel, nilai statistik deskriptif, dan potensi masalah kualitas data. Kedua, tahap *data cleaning* mencakup konversi *timestamp* ke format *datetime*, penghapusan *whitespace* berlebih pada nama kolom dan nilai, standarisasi kapitalisasi gender, penggantian *en-dash* dengan *hyphen*, penghapusan data duplikat (1 baris), dan normalisasi jawaban terbuka pada kolom penyebab stres menjadi kategori yang lebih terstruktur. Ketiga, tahap EDA meliputi analisis distribusi variabel demografis (kolom *age group*, *gender*, *education level*) dan variabel perilaku (kolom *stress frequency*, *sleep hours*, *stress cause*), visualisasi data melalui grafik batang, *pie chart*, dan

heatmap, serta *cross-analysis* antara variabel label dengan fitur-fitur utama. Keempat, tahap *data preprocessing* mencakup penerapan *ordinal encoding* untuk variabel bertingkat (kolom *age group*, *stress frequency*, *sleep hours*), *label encoding* untuk variabel kategorikal nominal (kolom *gender*, *education level*, *stress cause*), pembagian data menjadi 26 *training samples* dan 7 *test samples* (rasio 80:20), serta normalisasi fitur menggunakan *StandardScaler*. Kelima, tahap *data modeling* yang melakukan klasifikasi ordinal 5 kelas (level 1-5) dan klasifikasi biner (rendah vs tinggi) untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas ekstrem seperti pada level 1 hanya 3%. Pengujian empat algoritma klasifikasi menggunakan validasi silang *3-fold* [15].

Penelitian yang dilakukan dengan mengumpulkan data sensitif memerlukan perhatian khusus terhadap aspek etika penelitian, mencakup penjelasan tujuan penelitian, data bersifat anonim, dan isi kuisioner yang berpotensi memicu distress psikologi pada responden, sehingga diperlukan penyediaan informasi kontak layanan konseling sebagaimana responden membutuhkannya. Pengumpulan data yang ada hanya diperuntukkan sebagai kepentingan ilmiah dan pengembangan kebijakan yang berpihak pada kesejahteraan responden.

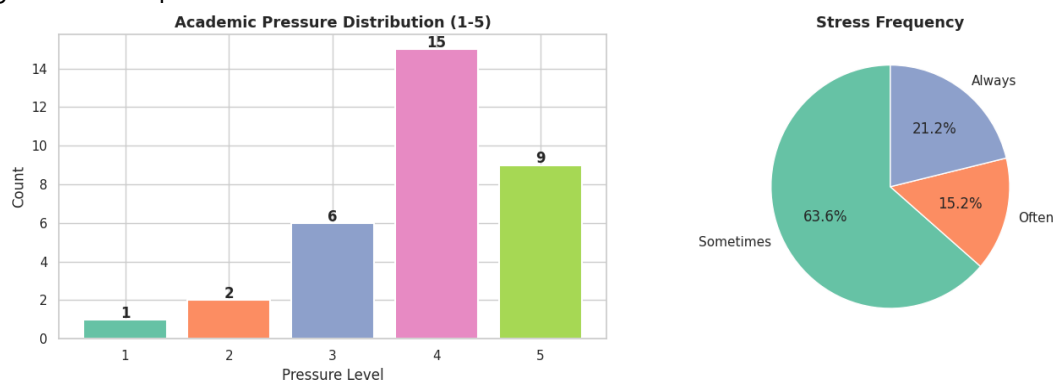
HASIL PENELITIAN

Berdasarkan hasil *data understanding* dan EDA, *dataset* final terdiri dari 33 responden dengan profil demografis sebagaimana ditampilkan pada Gambar 1. Distribusi responden menunjukkan dominasi kelompok usia 15–18 tahun sebesar 60,6%, yang merupakan kelompok pelajar jenjang sekolah menengah dan awal perguruan tinggi. Ditinjau dari aspek gender, responden laki-laki lebih mendominasi dengan proporsi 63,6%, sedangkan responden perempuan sebesar 36,4%. Hampir seluruh responden berasal dari tingkat pendidikan kuliah.

	Timestamp	Age Group	Gender	Current Education Level	How much academic pressure do you feel?	How often do you feel stressed due to studies?	How many hours do you sleep on average per night?	What is the main cause of your academic stress?
0	12/13/2025 6:18	15–18	Female	College	4	Sometimes	7–8	1. Exam and grades pressure
1	12/13/2025 6:24	15–18	Male	College	4	Often	5–6	Exams and Grades Pressure
2	12/13/2025 6:29	15–18	Female	University	3	Sometimes	7–8	financial conditions
3	12/13/2025 7:36	27+	Male	Other	1	Always	7–8	Other
4	12/13/2025 8:01	15–18	Female	College	2	Sometimes	5–6	Prefer not to say

Gambar 1 Lima tampilan pertama tabel *dataset* setelah dilakukan tahap *data understanding*

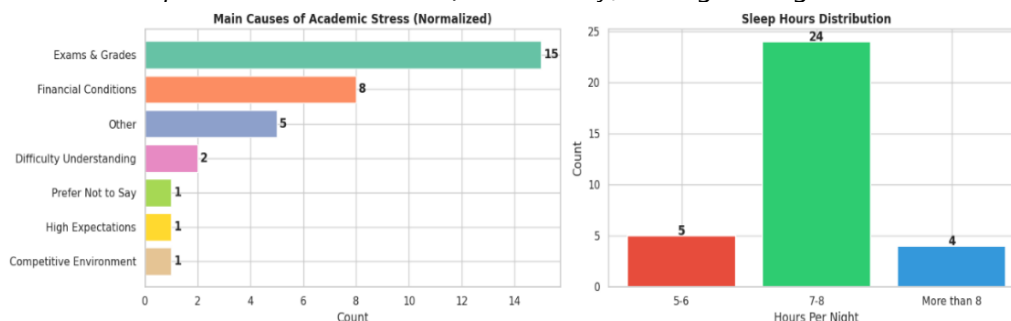
Analisis statistik deskriptif pada variabel perilaku menunjukkan beberapa temuan penting. Untuk variabel frekuensi stres akademik, mayoritas responden 63,6% menyatakan merasakan stres "kadang-kadang" (*Sometimes*), diikuti oleh "selalu" (*Always*) sebesar 21,2%, dan "sering" (*Often*) sebesar 15,2%. Hal ini mengindikasikan bahwa meskipun stres tidak dialami secara konstan, frekuensi yang moderat tetap berpengaruh terhadap stres karena akademik keseluruhan.



Gambar 2. Target variabel

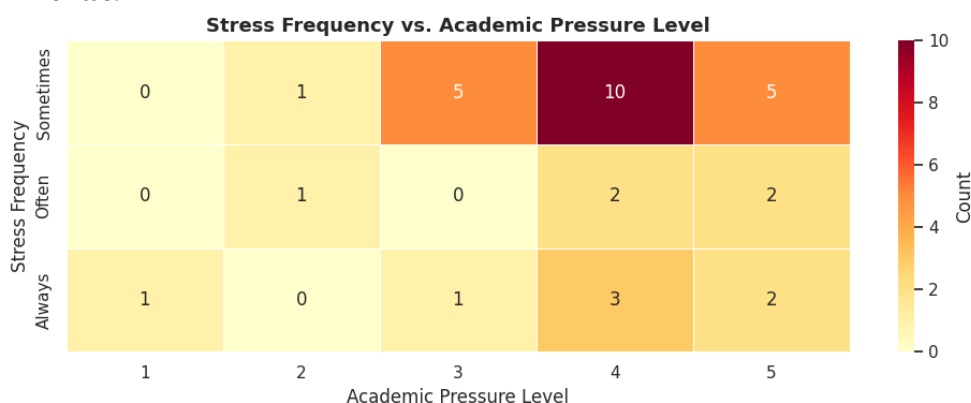
Pada variabel durasi tidur, mayoritas responden 72,7% melaporkan tidur selama 7–8 jam per malam, yang termasuk dalam kategori cukup menurut standar kesehatan tidur. Sebanyak 15,2% responden tidur

hanya 5–6 jam, dan 12,1% tidur lebih dari 8 jam. Adapun untuk variabel penyebab utama stres akademik, setelah dilakukan normalisasi dari jawaban terbuka yang variatif, diperoleh hasil bahwa ujian dan nilai (*Exams & Grades*) mendominasi dengan 45,5% responden, diikuti oleh kondisi finansial (*Financial Conditions*) sebesar 24,2%, kategori *Other* sebesar 15,2%, dan kategori lainnya (*Difficulty Understanding*, *High Expectations*, *Competitive Environment*, *Prefer Not to Say*) masing-masing di bawah 10%.



Gambar 3. Variabel penyebab stres dan durasi tidur

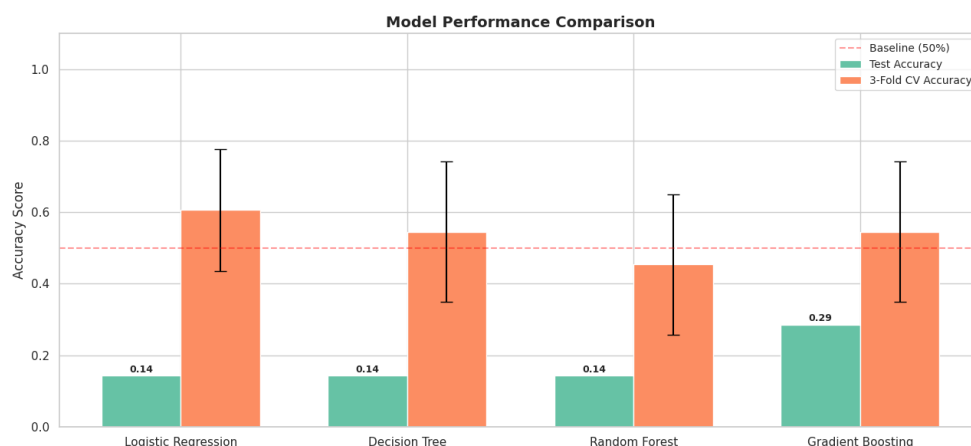
Variabel target (label) dalam penelitian ini adalah tingkat stres karena akademik yang diukur dalam skala ordinal 1–5. Hasil analisis proporsi kategori menunjukkan distribusi yang sangat tidak seimbang (*highly imbalanced*). Sebagian besar responden melaporkan stres karena akademik pada Level 4 (45,5%), diikuti Level 5 (27,3%), Level 3 (18,2%), Level 2 (6,1%), dan Level 1 (3%). Kondisi *imbalanced* ini menjadi tantangan utama dalam tahap pemodelan dan memengaruhi kemampuan model untuk mengidentifikasi kelas-kelas minoritas.



Gambar 4 *Bivariate analysis*

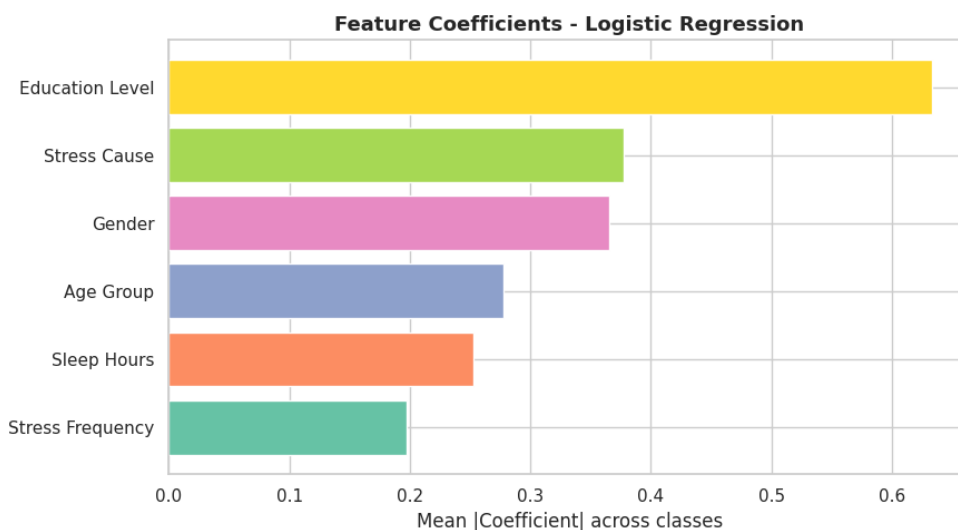
Cross-analysis antara label stres karena akademik dengan variabel fitur mengungkapkan beberapa pola yang signifikan. Pertama, berdasarkan gender, responden laki-laki menunjukkan rata-rata stres karena akademik ($mean = 4,05$) yang lebih tinggi dibandingkan responden perempuan ($mean = 3,58$). Kedua, berdasarkan tingkat pendidikan, responden "College" memiliki rata-rata tekanan tertinggi ($mean = 4,12$), diikuti "University" ($mean = 3,50$), dan "Other" ($mean = 2,67$). Pola ini menunjukkan bahwa stres karena akademik seluruhnya ada pada jenjang pendidikan perguruan tinggi (kuliah). Ketiga, analisis *heatmap* antara frekuensi stres dan level stres karena akademik menunjukkan konsentrasi tertinggi ($n = 10$) pada sel persilangan antara frekuensi "Sometimes" dan tekanan Level 4. Hal ini mengindikasikan bahwa bahkan pada frekuensi stres yang moderat, pelajar masih cenderung merasakan stres karena akademik yang tinggi. Keempat, analisis fitur signifikan dari EDA mengidentifikasi bahwa frekuensi stres, durasi tidur, dan penyebab stres merupakan prediktor yang lebih kuat dibandingkan faktor demografis seperti gender dan kelompok usia.

Empat algoritma ML diuji pada *dataset* yang telah diproses. Hasil performa model disajikan pada Tabel 4. *Gradient Boosting* menunjukkan *test accuracy* tertinggi (0,286), namun *Logistic Regression* memiliki *CV Accuracy* tertinggi dan paling konsisten ($0,576 \pm 0,214$). Seluruh model menunjukkan variasi tinggi pada *cross-validation* ($std \pm 0,13$ hingga $\pm 0,21$), yang merupakan konsekuensi langsung dari ukuran *dataset* yang sangat kecil ($n = 33$).



Gambar 5 Perbandingan performa model

Analisis *feature importance* pada model *Logistic Regression* menunjukkan bahwa *Education Level* merupakan fitur dengan koefisien rata-rata tertinggi ($\text{mean } |\text{coefficient}| \approx 0,60$), diikuti oleh *Stress Cause* ($\approx 0,45$), *Gender* ($\approx 0,40$), *Age Group* ($\approx 0,35$), *Sleep Hours* ($\approx 0,28$), dan *Stress Frequency* ($\approx 0,20$). *Confusion matrix* menunjukkan bahwa model paling banyak memprediksi kelas Level 4 sebagai kelas dominan, dengan kesalahan prediksi terbesar terjadi pada kelas Level 1, 2, dan 3 yang memiliki sampel sangat sedikit.



Gambar 6 Analisis *feature importance*

EDA menunjukkan frekuensi stres dan durasi tidur memiliki korelasi visual yang kuat dengan level stres akademik. Namun *feature importance* dari *Logistic Regression* menimbulkan kontradiksi yang diperkirakan karena multikolinearitas antar fitur, ukuran sampel kecil yang membuat koefisien model tidak stabil, dan *encoding ordinal* pada *Stress Frequency* tidak sepenuhnya linear.

PEMBAHASAN

Penelitian berhasil mengidentifikasi pola dan hubungan antar variabel dalam *dataset* kesehatan mental pelajar melalui pendekatan *pipeline analysis* yang komprehensif. Temuan utama menunjukkan bahwa stres karena akademik pada tingkat tinggi (Level 4–5) dialami oleh lebih dari 72% responden, dengan penyebab dominan berupa tuntutan ujian dan nilai serta tekanan finansial. *Logistic Regression* terbukti sebagai model terbaik dalam konteks *dataset* kecil dan *imbalanced*, sejalan dengan teori bahwa model sederhana (linier) cenderung lebih stabil dibandingkan *ensemble method* ketika data latih sangat terbatas.

Secara teoritis, hal ini sejalan dengan model biopsikososial kesehatan mental yang menyatakan bahwa interaksi antara faktor psikologis (persepsi stres terhadap ujian) dan faktor fisiologis (kualitas tidur) menghasilkan dampak kumulatif terhadap kesejahteraan mental individu.

Pelajar laki-laki cenderung menginternalisasi tekanan performa akademik secara berbeda, sementara pelajar perempuan mungkin lebih terbuka dalam melaporkan stres melalui mekanisme eksternalisasi. Namun demikian, perlu dicatat bahwa perbedaan ini tidak boleh diinterpretasikan secara deterministik mengingat ukuran sampel yang kecil.

Dominasi responden usia 15–18 tahun dengan stres karena akademik tinggi menekankan bahwa periode remaja pertengahan merupakan fase puncak kerentanan terhadap stres karena akademik. Pada fase ini, tuntutan akademik bertumpuk bersamaan dengan tugas perkembangan psikologis (pembentukan identitas, hubungan sebaya), sehingga sumber daya yang tersedia sering kali tidak memadai.

Aspek ekonomi sering kali diabaikan dalam program intervensi kesehatan mental berbasis sekolah/kampus. Tekanan finansial menciptakan lapisan stres tambahan di atas beban akademik yang sudah berat, dan interaksi keduanya dapat menghasilkan efek sinergistik yang memperburuk kesehatan mental secara signifikan.

Penelitian memiliki beberapa keterbatasan yang perlu diakui. Pertama, ukuran sampel yang sangat kecil ($n = 33$) menyebabkan tingginya variabilitas pada *cross-validation* dan rendahnya reliabilitas *test accuracy*. Dengan sampel sebesar ini, generalisasi temuan kepada populasi yang lebih luas harus dilakukan dengan sangat hati-hati [2]. Kedua, distribusi data yang sangat *imbalanced* (Level 1 hanya 3%) menyebabkan model kesulitan mengidentifikasi kelas-kelas minoritas, sehingga *precision* dan *recall* pada kelas rendah mendekati nol. Ketiga, penggunaan *convenience* sampling membatasi representativitas sampel terhadap populasi pelajar secara umum.

Meskipun terdapat keterbatasan, penelitian ini memiliki implikasi yang signifikan. Secara praktis, model yang dikembangkan menunjukkan potensi sebagai sistem peringatan dini (*early warning system*) untuk mengidentifikasi pelajar berisiko tinggi mengalami stres karena akademik. Institusi pendidikan dapat mengintegrasikan kuesioner singkat berbasis variabel penelitian ini ke dalam sistem administrasi akademik untuk melakukan skrining rutin setiap awal semester. Secara kebijakan, temuan tentang dominasi stres finansial mendukung perlunya perluasan program beasiswa dan bantuan biaya yang lebih terstruktur dan mudah diakses oleh pelajar yang membutuhkan.

KESIMPULAN

Penelitian telah berhasil menganalisis temuan awal eksploratif dengan fitur pengaruh gender, usia, tingkat pendidikan, frekuensi stres akademik, durasi tidur, dan penyebab stres terhadap tingkat stres karena akademik pelajar melalui *pipeline analysis* yang komprehensif. Dari 33 responden yang dianalisis, didapatkan bahwa mayoritas mengalami stres karena akademik pada Level 4 (tinggi), dengan frekuensi stres akademik, durasi tidur, dan penyebab stres teridentifikasi sebagai fitur-fitur yang paling signifikan. Model *Logistic Regression* terbukti sebagai algoritma terbaik dalam konteks *dataset* kecil ini, dengan CV *Accuracy* sebesar $0,576 \pm 0,214$.

Penelitian memberikan bukti eksploratif bahwa *pipeline analysis* dan *machine learning* dapat diimplementasikan pada data stres akademik. Namun, diperlukan *dataset* minimal 500 responden serta teknik SMOTE sebelum model dapat dipertimbangkan untuk penggunaan operasional. Keterbatasan metodologi membuat temuan tidak cukup kuat untuk menjadi dasar kebijakan luas yang bersifat struktural.

Berdasarkan temuan penelitian, direkomendasikan tiga implikasi kebijakan utama. Pertama, institusi pendidikan perlu mengembangkan dan mengimplementasikan sistem skrining berbasis data untuk identifikasi dini pelajar berisiko tinggi mengalami stres karena akademik. Kedua, program dukungan finansial perlu diperkuat mengingat kondisi finansial merupakan *stressor* utama kedua setelah tekanan ujian. Ketiga, reformasi sistem penilaian akademik perlu dipertimbangkan, misalnya dengan mengurangi frekuensi ujian besar dan beralih ke penilaian berbasis proyek untuk menurunkan *exam-anxiety* secara struktural.

Untuk meningkatkan kualitas dan generalisabilitas penelitian di masa mendatang, disarankan melakukan pengumpulan data dengan jumlah minimal 500 responden yang dipilih melalui metode *random*

sampling yang terstruktur untuk mengurangi bias, penerapan teknik penanganan *imbalanced data* seperti SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) untuk meningkatkan performa model pada kelas minoritas, penggunaan kuesioner yang lebih terstandarisasi seperti PSS (*Perceived Stress Scale*) atau DASS-21 untuk mengukur tekanan dan stres secara lebih valid dan reliabel, dan perluasan variabel penelitian dengan menambahkan aspek dukungan sosial, aktivitas fisik, dan kualitas interaksi dosen-mahasiswa sebagai faktor pelindung kesehatan mental.

Penelitian memberikan kontribusi awal yang bermakna dalam mengaplikasikan pendekatan *data science* untuk memahami permasalahan kesehatan mental pelajar di Indonesia. Meskipun dilakukan pada skala yang terbatas, *proof-of-concept* yang dihasilkan menunjukkan bahwa integrasi metode ML dengan analisis kesehatan mental pelajar adalah pendekatan yang layak dan menjanjikan untuk dikembangkan lebih lanjut. Dengan peningkatan kualitas dan kuantitas data, pendekatan ini berpotensi menjadi alat yang efektif dalam mendukung kebijakan berbasis bukti untuk kesejahteraan pelajar Indonesia.

REFERENCES

- [1] G. Barbayannis, M. Bandari, X. Zheng, H. Baquerizo, K. W. Pecor, and X. Ming, "Academic Stress and Mental Well-Being in College Students: Correlations, Affected Groups, and COVID-19," *Front. Psychol.*, vol. 13, May 2022, doi: 10.3389/fpsyg.2022.886344.
- [2] R. Krishnan, S. Kumari, A. Al Badi, S. Jeba, and M. James, "Predictive machine learning model for mental health issues in higher education students due to COVID-19 using HADS assessment," *Arab Gulf Journal of Scientific Research*, vol. 42, no. 4, pp. 1472–1490, Oct. 2023, doi: 10.1108/AGJSR-01-2023-0034.
- [3] J. Zhang, J. Meng, and X. Wen, "The relationship between stress and academic burnout in college students: evidence from longitudinal data on indirect effects," *Front. Psychol.*, vol. 16, May 2025, doi: 10.3389/fpsyg.2025.1517920.
- [4] A. Kartika Sari, R. Diah Koerniawati, and R. Setyani Sartika, "Analysis of Nutritional Status, Physical Activity, Dietary Patterns, and Sleep Patterns on the Mental Health of Freshman," *Tirtayasa Medical Journal*, vol. 4, no. 2, pp. 70–82, 2025, doi: 10.62870/tmj.v4i2.32624.
- [5] M. J. del Pino and M. P. Matud, "Stress, mental symptoms and well-being in students: a gender analysis," *Front. Psychol.*, vol. 15, Dec. 2024, doi: 10.3389/fpsyg.2024.1492324.
- [6] A. Baba and K. Bunji, "Prediction of Mental Health Problem Using Annual Student Health Survey: Machine Learning Approach," *JMIR Ment. Health*, vol. 10, May 2023, doi: 10.2196/42420.
- [7] H. Zhang, S. Li, R. Wang, and Q. Hu, "Parental burnout and adolescents' academic burnout: Roles of parental harsh discipline, psychological distress, and gender," *Front. Psychol.*, vol. 14, Feb. 2023, doi: 10.3389/fpsyg.2023.1122986.
- [8] X. Shi, J. Pan, D. Yuan, M. Li, and Y. Pan, "Advanced data analysis and prediction model for student mental health risk assessment," *Front. Psychol.*, vol. 16, Nov. 2025, doi: 10.3389/fpsyg.2025.1682083.
- [9] J. Wiley and Sons, "THE HANDBOOK OF STRESS AND HEALTH," in *The Handbook of Stress and Health*, C. Cary L and J. C. Quick, Eds., Wiley, 2017. doi: 10.1002/9781118993811.fmatter.
- [10] A. Uroidli, S. Prayoga, S. Khorriyatul Khotimah UIN Sunan Ampel Surabaya, and A. Uroidli UIN Sunan Ampel Surabaya, "ANALISIS FAKTOR PENYEBAB STRES AKADEMIK MAHASISWA TINGKAT AKHIR DAN UPAYA MENGATASINYA PERSPEKTIF TEORI PSIKOSOSIAL ERIC ERIKSON *1," *Journal of Clinical, Industrial, Social and Educational Psychology*, vol. 8, Apr. 2024, doi: 10.32492/idea.v8i1.8103.
- [11] B. Thapa *et al.*, "Sleep quality is associated with stress in secondary school students," *BMC Public Health*, vol. 25, no. 1, Apr. 2025, doi: 10.1186/s12889-025-22652-0.
- [12] S.-J. Zhou *et al.*, "Sleep problems among Chinese adolescents and young adults during the coronavirus-2019 pandemic," *Sleep Med.*, vol. 74, pp. 39–47, Jun. 2020, doi: 10.1016/j.sleep.2020.06.001.
- [13] X. Ning *et al.*, "Chinese University Students' Perspectives on Help-Seeking and Mental Health Counseling," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 19, no. 14, Jul. 2022, doi: 10.3390/ijerph19148259.
- [14] I. Haziq, G. Akbar, N. Daffa, P. R. Firdaus, M. Sidik Aljabar, and Rudianto, "Jurnal Restikom: Riset Teknik Informatika dan Komputer Klasifikasi Depresi pada Siswa Menggunakan Neural Network dan

- Random Forest," *Riset Teknik Informatika dan Komputer*, vol. 7, no. 2, pp. 188–198, Aug. 2025, [Online]. Available: <https://restikom.nusaputra.ac.id>
- [15] J. Burns and E. Birrell, "Enhancing early engagement with mental health services by young people," *Psychol. Res. Behav. Manag.*, vol. 7, pp. 303–312, Nov. 2014, doi: 10.2147/PRBM.S49151.