



## EKSPLORASI SENTIMEN PENGGUNA X TERHADAP ISU KESEHATAN MENTAL BERBASIS *MACHINE LEARNING*

Dianda Rifaldi<sup>1\*</sup>, Tri Stiyo Famuji<sup>2</sup>, Galih Pramuja Inngam Fanani<sup>3</sup>, Fauzan Purma Ramadhan<sup>4</sup>,  
Iriene Putri Mulyadi<sup>5</sup>, Vanji Saputra<sup>6</sup>

<sup>1,4,5,6</sup> Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Riau Indonesia

email: [diandarifaldi@gmail.com](mailto:diandarifaldi@gmail.com)\*, [fauzanpurmar@gmail.com](mailto:fauzanpurmar@gmail.com), [irieneputrimulyadi5@gmail.com](mailto:irieneputrimulyadi5@gmail.com),  
[vanjisaputra34@gmail.com](mailto:vanjisaputra34@gmail.com)

<sup>2</sup>Fakultas Farmasi, Sains, dan Teknologi, Universitas Al-Irsyad Cilacap  
email: [tristiyofamuji@gmail.com](mailto:tristiyofamuji@gmail.com)

<sup>3</sup>Fakultas Sains dan Teknologi Informasi Universitas 'Aisyiyah Surakarta  
Email: [galihfanani@aiska-university.ac.id](mailto:galihfanani@aiska-university.ac.id)

### Abstract

*Mental health has become an increasingly relevant topic in the digital era, particularly on social media platforms such as X, which serve as public spaces for expressing opinions and sharing personal experiences. This study aims to analyze public sentiment toward mental health topics on Twitter using the Multinomial Naive Bayes algorithm. Data were collected from tweets containing mental health-related keywords and processed through text cleaning and feature extraction using the TF-IDF method. The classification results showed that the model achieved an accuracy of 71%, with stronger performance in identifying negative sentiment compared to positive sentiment. A WordCloud visualization also revealed the frequent appearance of terms such as “mental,” “health,” “self,” and “disorder,” reflecting the main focus of online discussions. These findings indicate that machine learning-based sentiment analysis is effective in capturing public perceptions of mental health issues on social media. This research is expected to contribute to the development of digital communication strategies and real-time monitoring of psychosocial issues in online spaces.*

**Keywords:** *Mental Health, Sentiment Analysis, Social Media, Multinomial Naive Bayes, X.*

### Abstrak

Isu kesehatan mental menjadi semakin relevan untuk dibahas di era digital, terutama melalui media sosial seperti X yang menjadi ruang publik dalam menyuarakan opini dan pengalaman pribadi. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna Twitter terhadap topik kesehatan mental dengan menerapkan algoritma *Multinomial Naive Bayes*. Data dikumpulkan melalui unggahan Twitter yang memuat kata kunci terkait kesehatan mental, kemudian diproses melalui tahap pembersihan teks dan ekstraksi fitur menggunakan metode *TF-IDF*. Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa model mampu mencapai akurasi sebesar 71%, dengan performa lebih tinggi dalam mengklasifikasikan sentimen negatif dibandingkan positif. Visualisasi dalam bentuk WordCloud juga menunjukkan tingginya frekuensi kata-kata seperti “kesehatan”, “mental”, “diri”, dan “gangguan” yang mencerminkan fokus diskusi publik. Temuan ini menunjukkan bahwa analisis sentimen berbasis machine learning efektif dalam menggambarkan persepsi masyarakat terhadap isu kesehatan mental di media sosial. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi landasan bagi pengembangan strategi komunikasi digital dan pemantauan isu psikososial secara real-time di ruang daring.

**Keywords:** Kesehatan Mental, Analisis Sentimen, Media Sosial, Multinomial Naive Bayes, X.

## PENDAHULUAN

Kesehatan mental merupakan isu yang semakin mendapatkan perhatian di era digital saat ini. Berbagai peristiwa global, tekanan sosial, serta perubahan gaya hidup telah mendorong meningkatnya kesadaran masyarakat terhadap pentingnya menjaga kesehatan mental (Juliansen dkk., 2024)(Govindasamy & Palanichamy, 2021). Media sosial, khususnya Twitter atau X, menjadi salah satu wadah utama bagi individu untuk mengekspresikan opini, berbagi pengalaman, maupun mencari dukungan emosional terkait isu ini (Wilson & McDarby, 2023)(Chiny dkk., 2023). Banyaknya percakapan yang terjadi di platform ini membuka peluang untuk menganalisis persepsi publik secara lebih luas dan mendalam (Liang dkk., 2023).

Analisis sentimen terhadap unggahan atau komentar mengenai kesehatan mental di X menjadi penting guna memahami bagaimana masyarakat memandang isu tersebut, apakah dominan bernuansa positif, negatif, atau netral. Informasi ini tidak hanya bermanfaat bagi peneliti dan pengambil kebijakan, tetapi juga bagi komunitas kesehatan mental dalam menyusun strategi edukasi dan kampanye yang lebih tepat sasaran. Oleh karena itu, penelitian ini dilakukan untuk mengidentifikasi dan menganalisis sentimen publik terhadap topik kesehatan mental di media sosial X menggunakan pendekatan analisis teks.

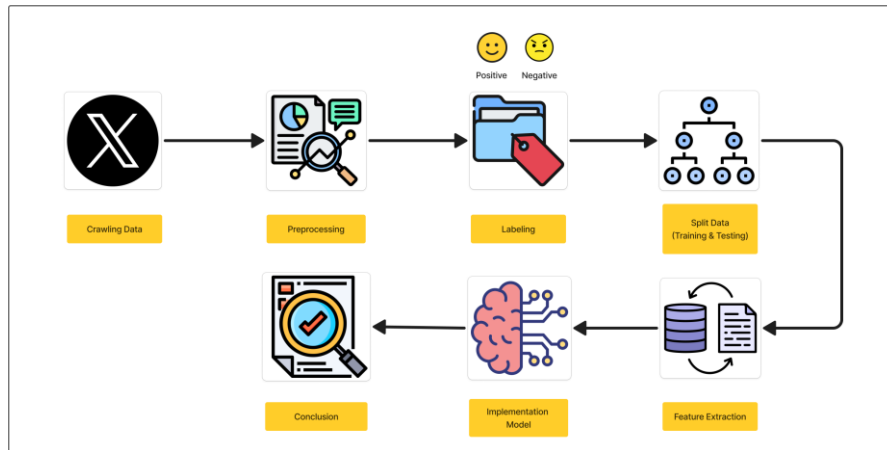
Dalam beberapa tahun terakhir, analisis sentimen telah berkembang sebagai metode penting dalam mengekstraksi opini publik dari data teks, khususnya di media sosial (Xu dkk., 2024). Teknik ini bertujuan untuk mengklasifikasikan opini pengguna ke dalam kategori sentimen seperti positif, negatif, atau netral. Namun, mengingat keragaman bahasa dan konteks dalam percakapan daring, pendekatan konvensional seperti berbasis leksikon seringkali tidak cukup akurat. Untuk itu, hadirnya *machine learning* menjadi solusi yang mampu meningkatkan ketepatan analisis sentimen secara signifikan.

*Machine learning* memungkinkan sistem untuk belajar dari data historis dan mengenali pola dalam teks secara otomatis. Dengan menggunakan algoritma seperti Naive Bayes (Adhi dkk., 2019)(Farhana, 2021),

Support Vector Machine (SVM) (Fatimah Rahmayana & Yuliant Sibaroni, 2021)(Borg & Boldt, 2020), hingga pendekatan terkini berbasis deep learning seperti LSTM (Kholifah dkk., 2020)(Nayoga dkk., 2021) dan transformer (misalnya BERT) (Uthirapathy & Sandanam, 2022)(Nabiilah dkk., 2023), analisis sentimen dapat dilakukan dengan lebih adaptif dan kontekstual. Dalam penelitian ini, penerapan machine learning menjadi strategi utama untuk memahami secara mendalam bagaimana sentimen publik terbentuk dalam diskusi mengenai kesehatan mental di platform X. Meskipun model yang lebih kompleks seperti SVM, LSTM, dan Transformer terbukti mampu memberikan akurasi tinggi, penelitian ini secara khusus memilih Naive Bayes karena memiliki beberapa keunggulan yang relevan dengan konteks penelitian. Pertama, Naive Bayes dikenal efisien dalam mengolah data teks berukuran besar dengan komputasi yang relatif sederhana. Kedua, algoritma ini terbukti tangguh dalam menangani data dengan distribusi tidak seimbang, yang sering dijumpai pada isu sensitif seperti kesehatan mental. Ketiga, penggunaan *Naive Bayes* memberikan interpretasi yang lebih mudah serta dapat berfungsi sebagai *baseline* yang kuat untuk penelitian selanjutnya. Dengan demikian, penelitian ini mengisi research gap dengan menunjukkan bahwa meskipun banyak model mutakhir tersedia, pendekatan klasik seperti *Naive Bayes* tetap relevan dan efektif dalam menganalisis sentimen publik pada isu kesehatan mental di media sosial X. *Naive Bayes* telah terbukti masih kompetitif pada topik analisis sentimen di media sosial (Agustin dkk., 2024)(Hananto dkk., 2023).

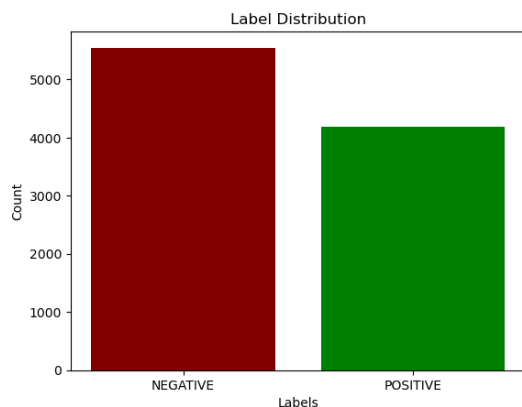
## METODOLOGI PENELITIAN

Berdasarkan landasan teoritis dan kajian literatur yang telah diuraikan sebelumnya, maka diperlukan pendekatan metodologis yang sistematis untuk menjawab permasalahan penelitian ini. Bagian ini akan menguraikan secara rinci metode yang digunakan dalam penelitian, mulai dari *crawling data*, *preprocessing*, *labelling*, *split data*, *feature extraction*, penerapan algoritma analisis sentimen berbasis *machine learning*, hingga teknik evaluasi yang digunakan dalam mengukur kinerja model klasifikasi sentimen.



Gambar 1. Metode Penelitian

Sebelumnya penelitian ini sudah dilakukan untuk melihat trend kata yang muncul dalam permasalahan kesehatan mental yang ada di Indonesia (Rifaldi dkk., 2024), dengan data yang sama saat ini akan kembali dilakukan penelitian dengan dataset yang sama diperoleh dari aplikasi X pada tahun 2022 dari bulan Oktober - Desember dengan 9739 baris (Rifaldi dkk., 2023) dengan menggunakan API basis keyword "Mental Health" yang ada di Indonesia, untuk distribusi dataset dapat dilihat pada Kemudian setelah diperoleh data mentah akan diproses ke *Preprocessing* atau pembersihan data dengan beberapa teknik yaitu *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, *normalizaiton*, *stemming* (Rifaldi dkk., 2023). Untuk distribusi dataset yang diperoleh dapat dilihat pada Gambar 2 berikut.



Gambar 2. Distribusi Labeling Dataset

Kemudian untuk labeling menggunakan library yang tersedia dari *scikit-learn* untuk bahasa indonesia yaitu *VADER* dengan membuat menjadi 2 label ekspresi yaitu Positif dan Negatif. Lalu dataset akan di split untuk menjadi *training data* 80% dan *testing data* 20%. *TF-IDF* disini digunakan untuk *Feature Extraction* pada dataset yang ingin di proses dengan menggunakan persamaan berikut:

$$TF(t, d) = \frac{N(t,d)}{T} \quad (1)$$

$$IDF(t) = \text{Log}(E)/(N(t)) \quad (2)$$

$$TF - IDF = TF * IDF \quad (3)$$

Dalam hal ini, *TF* (t,d) merepresentasikan frekuensi kemunculan suatu istilah, yang menggambarkan seberapa sering istilah *t* muncul pada dokumen *d*. Nilai *N*(t, d) menunjukkan jumlah kemunculan kata atau istilah *t* dalam dokumen *d*, sedangkan *T* merujuk pada total keseluruhan istilah yang terdapat dalam dokumen tersebut. Perhitungan *IDF* dilakukan dengan mengambil logaritma dari rasio antara jumlah keseluruhan dokumen dan jumlah dokumen yang mengandung kata tertentu. Nilai logaritma ini menggunakan bilangan Euler sebagai basis. Untuk memperoleh nilai *TF-IDF*, nilai frekuensi istilah (*TF*) yang telah dihitung dikalikan dengan nilai inverse document frequency (*IDF*) yang diperoleh sebelumnya, cara ini menggunakan *library* yang sudah tersedia dari *scikit-learn* yaitu *Vectorizer* (Neogi dkk., 2021)(Gabriela dkk., 2021)(Alzami dkk., 2020).

Implementasi model akan menggunakan Algoritma *Multinomial Naive Bayes* untuk melihat performa yang dihasilkan oleh algoritma dalam studi kasus ini.

**HASIL DAN PEMBAHASAN**

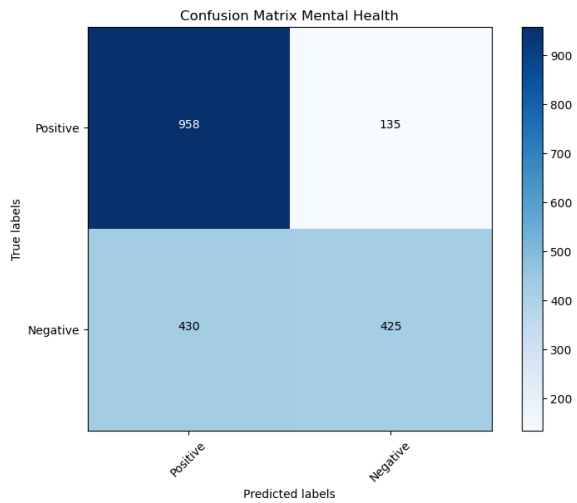
Model *Multinomial Naive Bayes* yang digunakan dalam penelitian ini menunjukkan performa yang cukup baik dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna X terhadap topik kesehatan mental. Berdasarkan confusion matrix, sebanyak 958 data bertanda positif berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara 135 data positif lainnya diklasifikasikan secara keliru sebagai negatif. Untuk data negatif, sebanyak 425 diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 430 data lainnya salah diprediksi sebagai positif. Detail dapat dilihat pada Tabel 1 dan Gambar 3 dibawah.

Tabel 1. Performa Algoritma

	Precision	Recall	F1-Score	Support
-1	0.69	0.88	0.77	1093
1	0.76	0.50	0.60	855
Accuracy			0.71	1948
Macro avg	0.72	0.69	0.69	1948

Weighted avg	0.72	0.71	0.70	1948
--------------	------	------	------	------

Secara keseluruhan, model memperoleh nilai akurasi sebesar 71%, yang menunjukkan bahwa sekitar tujuh dari sepuluh prediksi model berada dalam kategori yang benar.



Gambar 3. Confusion Matrix

Dari segi evaluasi berdasarkan metrik klasifikasi, performa model terhadap kelas negatif (-1) memiliki *precision* sebesar 0.69, *recall* sebesar 0.88, dan *f1-score* sebesar 0.77. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengenali data negatif dengan baik, meskipun masih terdapat sejumlah prediksi positif yang salah. Sebaliknya, pada kelas positif (1), model mencatatkan *precision* sebesar 0.76, namun dengan *recall* yang lebih rendah sebesar 0.50 dan *f1-score* sebesar 0.60. Nilai *recall* yang rendah pada kelas positif menunjukkan bahwa masih banyak data positif yang tidak berhasil dikenali oleh model.

Jika dilihat dari nilai rata-rata, baik *macro average* maupun *weighted average f1-score* berada pada kisaran 0.70, yang menandakan kinerja model secara umum tergolong cukup baik, meskipun belum optimal. Performa yang tidak seimbang antar kelas ini dapat disebabkan oleh distribusi data yang kurang merata, fitur representasi teks yang belum sepenuhnya menangkap konteks emosional dari sentimen positif, atau keterbatasan model *Multi Naive Bayes* dalam memahami makna kontekstual.

Hasil ini mengindikasikan bahwa meskipun *Multinomial Naive Bayes* mampu memberikan klasifikasi awal yang cukup akurat, terutama untuk komentar negatif, perlu dilakukan pengembangan lebih lanjut untuk meningkatkan kemampuan model dalam mengenali komentar positif. Beberapa alternatif yang dapat dipertimbangkan meliputi penggunaan model pembelajaran mendalam seperti *BERT* atau penerapan teknik penyeimbangan data seperti *SMOTE* guna

meningkatkan performa klasifikasi yang lebih merata di seluruh kelas.

*Multinomial Naive Bayes* memiliki keunggulan pada efisiensi komputasi serta performa yang cukup baik pada data teks berukuran besar, terutama dalam mengenali sentimen negatif yang cenderung lebih eksplisit. Namun, algoritma ini juga memiliki keterbatasan dalam menangkap konteks bahasa yang kompleks, seperti ironi, sarkasme, atau nuansa emosional halus yang sering muncul pada percakapan terkait kesehatan mental. Keterbatasan ini tercermin pada nilai *recall* yang rendah pada kelas positif, menandakan masih banyak pernyataan positif yang gagal dikenali. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun model ini sederhana dan efektif sebagai baseline, pengembangan model kontekstual berbasis deep learning seperti *BERT* dapat menjadi langkah lanjutan untuk meningkatkan akurasi.



Gambar 4. Wordcloud

*Wordcloud* pada Gambar 4 menunjukkan bahwa kata “kesehatan” dan “mental” menjadi kata yang paling dominan, menegaskan fokus utama percakapan pengguna X pada isu kesehatan mental. Selain itu, muncul kata-kata seperti “fisik”, “diri”, “jaga”, “gangguan”, “darurat”, dan “masalah” yang mencerminkan adanya kekhawatiran sekaligus ajakan untuk menjaga kesehatan mental sebagai isu penting. Kehadiran kata “aku”, “kamu”, dan “kita” mengindikasikan sifat diskusi yang personal dan interaktif, di mana pengguna seringkali menyampaikan pengalaman pribadi, memberikan dukungan emosional, atau mengajak audiens lain untuk lebih peduli. Menariknya, beberapa kata seperti “islam”, “muslimah”, dan “live” menunjukkan adanya keterhubungan antara isu kesehatan mental dengan identitas, aktivitas sosial, dan nilai-nilai religius. Pola ini menegaskan bahwa percakapan mengenai kesehatan mental di media sosial tidak hanya sekadar isu medis, tetapi juga melibatkan dimensi sosial, emosional, dan kultural.

Hasil analisis ini dapat memberikan gambaran awal bagi komunitas kesehatan mental mengenai persepsi publik di media sosial, khususnya terkait dominasi sentimen negatif. Informasi ini dapat dimanfaatkan oleh praktisi untuk menyusun strategi intervensi yang lebih tepat sasaran, misalnya dengan

meningkatkan konten edukasi positif atau kampanye digital untuk mengurangi stigma. Bagi pembuat kebijakan, temuan ini memberikan dasar empiris untuk merancang program kesehatan mental berbasis kebutuhan masyarakat. Sementara itu, platform media sosial dapat menggunakan *insight* ini untuk mengembangkan fitur pendukung, seperti deteksi dini ujaran bermuatan negatif terkait kesehatan mental, sehingga ruang digital menjadi lebih sehat dan suportif.

### SIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa algoritma *Multinomial Naive Bayes* mampu mengklasifikasikan sentimen pengguna X terkait topik kesehatan mental dengan tingkat akurasi sebesar 71%, dengan performa yang lebih unggul dalam mengenali sentimen negatif dibandingkan positif. Temuan ini menegaskan bahwa pendekatan berbasis machine learning dapat dimanfaatkan untuk memahami persepsi masyarakat terhadap isu psikososial, khususnya dalam konteks media sosial berbahasa Indonesia.

Namun demikian, penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan. Pertama, dataset yang digunakan masih terbatas baik dari sisi jumlah maupun periode pengambilan data, sehingga hasil analisis belum sepenuhnya merepresentasikan dinamika percakapan jangka panjang. Kedua, konteks bahasa Indonesia di media sosial yang penuh dengan slang, singkatan, dan kode campur bahasa berpotensi menurunkan kinerja model sederhana seperti Naive Bayes. Ketiga, distribusi data yang tidak seimbang antara sentimen positif dan negatif turut memengaruhi capaian recall yang rendah pada kelas positif.

Berdasarkan hal tersebut, penelitian selanjutnya disarankan untuk: (1) menguji algoritma lain yang lebih kontekstual seperti *SVM*, *LSTM*, atau *BERT* (2) menerapkan teknik *balancing* data seperti *SMOTE* atau *class weighting* dan (3) mempertimbangkan analisis multi-kategori (misalnya sentimen netral atau emosi spesifik) agar hasil yang diperoleh lebih komprehensif dan aplikatif.

### TERIMA KASIH

Ucapan terima kasih diberikan kepada semua yang terlibat selama dalam proses penelitian ini sampai akhir sehingga menjadi sebuah karya yang dapat dibaca.

### DAFTAR PUSTAKA

Adhi, M. S., Nafan, M. Z., & Usada, E. (2019). Pengaruh Semantic Expansion pada Naive Bayes Classifier untuk Analisis Sentimen Tokoh Masyarakat. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 3(2), 141–147. <https://doi.org/10.29207/resti.v3i2.901>

Agustin, A. V., Sa'adah, F. N., & Umaidah, Y. (2024). Analisis Sentimen Menggunakan Metode Naive Bayes Terhadap Childfree. *Dinamik*, 29(1), 31–

40. <https://doi.org/10.35315/dinamik.v29i1.9455>

Alzami, F., Udayanti, E. D., Prabowo, D. P., & Megantara, R. A. (2020). Document Preprocessing with TF-IDF to Improve the Polarity Classification Performance of Unstructured Sentiment Analysis. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, 4(3), 235–242. <https://doi.org/10.22219/kinetik.v5i3.1066>

Borg, A., & Boldt, M. (2020). Using VADER sentiment and SVM for predicting customer response sentiment. *Expert Systems with Applications*, 162, 113746. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113746>

Chiny, M., Chihab, M., Lahcen, A. A., Bencharef, O., & Chihab, Y. (2023). Effect of word embedding vector dimensionality on sentiment analysis through short and long texts. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, 12(2), 823–830. <https://doi.org/10.11591/ijai.v12.i2.pp823-830>

Farhana, S. (2021). Classification of Academic Performance for University Research Evaluation by Implementing Modified Naive Bayes Algorithm. *Procedia Computer Science*, 194, 224–228. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.10.077>

Fatihah Rahmayana, & Yuliant Sibaroni. (2021). Sentiment Analysis of Work from Home Activity using SVM with Randomized Search Optimization. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5, 936–942. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i5.3457>

Gabriela, N. H., Siautama, R., Amadea, C. I. A., & Suhartono, D. (2021). Extractive Hotel Review Summarization based on TF/IDF and Adjective-Noun Pairing by Considering Annual Sentiment Trends. *Procedia Computer Science*, 179(2020), 558–565. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.040>

Govindasamy, K. A. L., & Palanichamy, N. (2021). Depression detection using machine learning techniques on twitter data. *Proceedings - 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems, ICICCS 2021, Iccics*, 960–966. <https://doi.org/10.1109/ICICCS51141.2021.9432203>

Hananto, A. D., Erfiana, A. M., Putri, B. L. P., Putri, P. D., & Kurniawan, F. (2023). Algoritma Machine Learning Naive Bayes pada Analisis Sentimen Kesepakatan Polri dan GNPF-MUI pada Aksi Bela Islam III “212.” *SINTA Journal (Science, Technology, and Agricultural)*, 4(2), 151–160. <https://doi.org/10.37638/sinta.4.2.151-160>

Juliansen, A., Heriyanto, R. S., Muljono, M. P., Budiputri, C. L., Sagala, Y. D. S., & Octavius, G. S. (2024). Mental health issues and quality of life amongst school-based adolescents in Indonesia.

- Journal of Medicine, Surgery, and Public Health*, 2(October 2023), 100062. <https://doi.org/10.1016/j.glmedi.2024.100062>
- Kholifah, B., Syarif, I., & Badriyah, T. (2020). Mental Disorder Detection via Social Media Mining using Deep Learning. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, 4, 309–316. <https://doi.org/10.22219/kinetik.v5i4.1120>
- Liang, Y., Liu, L., Ji, Y., Huangfu, L., & Zeng, D. D. (2023). Identifying emotional causes of mental disorders from social media for effective intervention. *Information Processing and Management*, 60(4). <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2023.103407>
- Nabiilah, G. Z., Prasetyo, S. Y., Izdihar, Z. N., & Girsang, A. S. (2023). ScienceDirect ScienceDirect 7th International Conference on Computer Science and Computational Intelligence 2022 BERT base model for toxic comment analysis on BERT base model for toxic comment analysis on Indonesian social media Indonesian social media. *Procedia Computer Science*, 216(2022), 714–721. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.188>
- Nayoga, B. P., Adipradana, R., Suryadi, R., & Suhartono, D. (2021). Hoax Analyzer for Indonesian News Using Deep Learning Models. *Procedia Computer Science*, 179(2020), 704–712. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.01.059>
- Neogi, A. S., Garg, K. A., Mishra, R. K., & Dwivedi, Y. K. (2021). Sentiment analysis and classification of Indian farmers' protest using twitter data. *International Journal of Information Management Data Insights*, 1(2), 100019. <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2021.100019>
- Rifaldi, D., Fadlil, A., & Herman. (2023). Teknik Preprocessing Pada Text Mining Menggunakan Data Tweet Mental Health. *Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, 3(2), 161–171.
- Rifaldi, D., Fadlil, A., & Herman. (2024). Implementation of Word Trends Using a Machine Learning Approach with TF-IDF and Latent Dirichlet Allocation. *International Journal on Informatics Visualization*, 8(4), 2297–2304. <https://doi.org/10.62527/joiv.8.4.2452>
- Uthirapathy, S. E., & Sandanam, D. (2022). Topic Modelling and Opinion Analysis on Climate Change Twitter Data Using LDA and BERT Model. *Procedia Computer Science*, 218(2022), 908–917. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.01.071>
- Wilson, C., & McDarby, V. (2023). Social Media and Mental Health. *Clinical child psychology and psychiatry*, 28(1), 157–160. <https://doi.org/10.1177/13591045221144926>
- Xu, Z., Ye, Z., Ye, H., Zhu, L., Lu, K., Quan, H., Wang, J., Gu, S., Zhang, S., & Zhang, G. (2024). Public Opinion Evolution Law and Sentiment Analysis of Campus Online Public Opinion Events. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 28(4), 990–1004. <https://doi.org/10.20965/jaciii.2024.p0990>