

# PEMODELAN TOPIC PERCAKAPAN PUBLIK MENGENAI KESEHATAN MENTAL REMAJA DI PLATFORM X MENGGUNAKAN METODE LATENT DIRICHLET ALLOCATION

Carol Dwi Putra<sup>1\*</sup>, Iwan Rizal Setiawan<sup>2</sup>, Winda Apriandari<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Universitas Muhammadiyah Sukabumi; Jl. R. Syamsudin, SH. No. 50.

Kota Sukabumi; (0266) 218 345

## Keywords:

Latent Dirichlet Allocation;  
kesehatan mental remaja;  
topic modeling; platform X;  
CRISP-DM.

## Correspondent Email:

caroldwyne084@ummi.ac.id

**Abstrak.** Tingginya volume percakapan tidak terstruktur mengenai kesehatan mental remaja di platform X menyulitkan identifikasi topik secara manual. Penelitian ini bertujuan memetakan wacana publik tersebut menggunakan algoritma Latent Dirichlet Allocation (LDA) dengan kerangka kerja CRISP-DM. Korpus penelitian memanfaatkan 8.792 cuitan berbahasa Indonesia (gabungan Apify dan Kaggle) yang telah diprapemrosesan melalui penghapusan derau, normalisasi kata tidak baku, dan deteksi bigram. Evaluasi menggunakan kombinasi Coherence Score dan interpretasi kualitatif menetapkan model 11 topik ( $C_v = 0,4880$ ) sebagai arsitektur optimal. Validitas ini diuji oleh dua penilai independen terhadap model alternatif ( $K=15$ ), yang membuktikan  $K=11$  memiliki koherensi setara atau lebih baik. Hasil pemodelan mengungkap dua wacana paling dominan: kegelisahan umum disertai upaya menenangkan diri (35,26%) dan kecemasan klinis disertai tekanan emosional harian (18,16%). Selain itu, leksikon budaya fandom ditemukan tersebar di berbagai topik, menunjukkan bahwa interaksi komunitas daring berfungsi sebagai elemen lintas-topik dalam wacana kesehatan mental remaja.



Copyright © 2026 The Author(s),  
Published by Jurnal Informatika  
dan Teknik Elektro Terapan. This  
is an open-access article  
distributed under the terms of the  
Creative Commons Attribution-  
NonCommercial 4.0 International  
License (CC BY-NC 4.0).

**Abstract.** The high volume of unstructured conversations regarding adolescent mental health on platform X complicates manual topic identification. This study aims to map these public discourses using Latent Dirichlet Allocation (LDA) within the CRISP-DM framework. The corpus comprises 8,792 Indonesian tweets (combining Apify and Kaggle datasets) processed through noise removal, slang normalization, and bigram detection. Combined Coherence Score evaluation and qualitative interpretation identified an 11-topic model ( $C_v = 0.4880$ ) as the optimal architecture. This validity was further corroborated by two independent raters against an alternative model ( $K=15$ ), confirming the 11-topic model achieved comparable or superior coherence. The most dominant topics were general restlessness with self-soothing efforts (35.26%) and clinical anxiety with daily emotional pressure (18.16%). Furthermore, the study revealed that fandom-related terms are distributed across multiple topics, indicating that online community engagement functions as a cross-cutting element within adolescent mental health discourse.

## 1. PENDAHULUAN

Kesehatan mental remaja merupakan salah satu isu kesehatan masyarakat yang semakin mendapat perhatian, seiring meningkatnya keterbukaan generasi muda dalam membicarakan kondisi psikologis mereka di ruang digital [1]. Platform X menjadi salah satu kanal media sosial yang aktif digunakan untuk tujuan tersebut, dengan estimasi pengguna di Indonesia mencapai lebih dari 24 juta akun [2]. Tingginya volume interaksi harian pada platform ini menghasilkan data teks tidak terstruktur dalam jumlah besar, sehingga menyulitkan proses analisis apabila dilakukan secara manual. Kondisi tersebut mendorong pemanfaatan *Natural Language Processing* (NLP) untuk mengolah data teks secara otomatis agar pola dan tren yang terkandung di dalamnya dapat diidentifikasi secara sistematis [3].

Dalam ranah NLP, *topic modeling* merupakan teknik yang banyak digunakan untuk mengekstraksi struktur pembahasan utama dari kumpulan dokumen tidak terstruktur tanpa memerlukan pelabelan data secara manual. Salah satu algoritma yang paling banyak diterapkan adalah Latent Dirichlet Allocation (LDA), yaitu metode *unsupervised learning* yang mengidentifikasi topik laten berdasarkan distribusi probabilitas kemunculan kata pada setiap dokumen [4]. Karakteristik tersebut menjadikan LDA sesuai untuk menganalisis percakapan publik mengenai kesehatan mental remaja yang umumnya belum memiliki pelabelan topik secara eksplisit, dan telah banyak dimanfaatkan pada berbagai penelitian analisis teks di berbagai domain [5].

Beberapa penelitian terdahulu telah memanfaatkan data media sosial untuk mengkaji isu kesehatan mental menggunakan berbagai pendekatan. Syahputra dan Kurniawan menerapkan analisis sentimen untuk mengklasifikasikan polaritas percakapan kesehatan mental remaja pada platform X [6], sedangkan Chandrasekaran dkk. menggunakan pemodelan topik temporal untuk mengidentifikasi dinamika depresi pada pengguna Twitter berbahasa Inggris yang telah mengungkapkan diagnosis klinis [7]. Bieri dkk. dan Timakum dkk. turut menunjukkan bahwa topic modeling mampu mengungkap pola diskusi kesehatan mental pada media sosial [8], [9], sementara Cici Suhaeni dkk.

membuktikan bahwa kombinasi LDA dan kerangka kerja CRISP-DM efektif memetakan wacana publik berbahasa Indonesia pada domain kebijakan pemerintah [10]. Pendekatan analisis sentimen berbasis pembelajaran mesin pada data X juga telah diterapkan pada konteks wacana publik lain di Indonesia, seperti pada kajian opini publik terhadap kinerja lembaga legislatif [11].

Meskipun demikian, penerapan LDA untuk memetakan percakapan publik berbahasa Indonesia yang secara khusus membahas kesehatan mental remaja masih relatif terbatas, dan sebagian besar penelitian terdahulu berfokus pada analisis sentimen, korpus berbahasa Inggris, atau evaluasi metrik kuantitatif tanpa pembahasan mendalam mengenai karakteristik topik. Di sisi lain, penentuan jumlah topik optimal pada LDA umumnya hanya bersandar pada metrik *Coherence Score*, padahal metrik otomatis tersebut tidak selalu selaras dengan penilaian koherensi oleh manusia [12], [13]. Oleh karena itu, penelitian ini mengimplementasikan LDA dalam kerangka kerja CRISP-DM untuk mengidentifikasi topik utama dalam percakapan publik mengenai kesehatan mental remaja di platform X, dengan kebaruan berupa validasi pemilihan jumlah topik melalui penilaian independen oleh lebih dari satu penilai (*multi-rater*), serta penelusuran pola kemunculan istilah budaya fandom sebagai elemen lintas-topik dalam wacana kesehatan mental [14].

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

Latent Dirichlet Allocation (LDA) adalah algoritma pemodelan topik generatif yang mengasumsikan setiap dokumen merupakan campuran beberapa topik, dan setiap topik direpresentasikan oleh distribusi probabilitas atas sekumpulan kata [4]. Kualitas topik yang dihasilkan dievaluasi menggunakan *Coherence Score* ( $C_v$ ), yang mengukur keterkaitan semantik antar kata dominan pada satu topik, dengan nilai berkisar 0 hingga 1. Namun demikian, algoritma LDA berbasis *Bag-of-Words* yang dirancang untuk dokumen panjang cenderung mengalami penurunan performa pada teks pendek (*short text*) seperti cuitan media sosial akibat keterbatasan ko-okurensi kata dalam satu dokumen [12].

*Cross-Industry Standard Process for Data Mining* (CRISP-DM) merupakan kerangka

kerja standar industri yang membagi proses penambangan data ke dalam enam tahapan iteratif, yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modeling*, *Evaluation*, dan *Deployment* [15]. Kerangka kerja ini memungkinkan peneliti melakukan perbaikan berkelanjutan pada setiap tahap, sehingga sesuai untuk penelitian topic modeling yang bersifat eksploratif dan penuh ketidakpastian.

Selain evaluasi kuantitatif, validitas interpretasi topik juga perlu diuji secara kualitatif, mengingat metrik otomatis tidak selalu selaras dengan penilaian koherensi manusia [13]. Tingkat kesepakatan antar penilai independen dapat diukur menggunakan koefisien *Cohen's Kappa*, yang memperhitungkan kemungkinan kesepakatan terjadi secara kebetulan [16]. Di sisi lain, aktivitas fandom pada platform media sosial telah terbukti berhubungan dengan kesejahteraan subjektif melalui mediasi rasa keterhubungan sosial dalam komunitas penggemar [14], sehingga kemunculan istilah terkait fandom dalam korpus kesehatan mental berpotensi mencerminkan salah satu bentuk mekanisme coping remaja di ruang digital.

### 3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan kerangka kerja CRISP-DM sebagai pedoman proses pemodelan topik. Data penelitian merupakan gabungan data primer hasil scraping menggunakan *Application Programming Interface* (API) Apify (276 cuitan) dan data sekunder dari repositori publik Kaggle (8.618 cuitan), yang setelah deduplikasi menghasilkan 8.894 cuitan unik. Tahap *Data Preparation* meliputi *case folding*, *cleansing* (penghapusan URL, *mention*, *hashtag*, tanda baca, dan angka), normalisasi kata tidak baku menggunakan kamus hibrida, *stopword removal*, *tokenizing*, *stemming* menggunakan pustaka Sastrawi, serta deteksi bigram menggunakan algoritma *Gensim Phrases*. Setelah penyaringan kosakata ekstrem (*filter\_extremes*), diperoleh korpus akhir sebanyak 8.792 dokumen yang direpresentasikan sebagai *Document-Term Matrix* (DTM) berbasis *Bag-of-Words*.

Tahap *Modeling* menerapkan algoritma LDA menggunakan pustaka *Gensim* pada lingkungan komputasi Google Colaboratory. Penentuan jumlah topik optimal (K) dilakukan

melalui eksperimen pada rentang K=2 hingga K=15, dievaluasi menggunakan *Coherence Score* ( $C_v$ ) dan *Perplexity*. Setelah jumlah topik ditetapkan, dilakukan *tuning hyperparameter* distribusi probabilitas  $\alpha$  ( $\alpha$ ) dan  $\beta$  ( $\beta$ ) untuk memperoleh konfigurasi dengan  $C_v$  tertinggi. Model final dilatih menggunakan 50 iterasi (*passes*).

Untuk menguji validitas pemilihan jumlah topik secara lebih objektif, dilakukan pengujian tambahan berupa *blind test* terhadap 26 set kata kunci (kombinasi topik dari model K=11 dan model alternatif K=15) yang disusun secara acak tanpa label topik maupun model asal. Kedua penilai independen menilai tingkat koherensi setiap set kata kunci menggunakan skala ordinal 1 (tidak koheren) hingga 3 (sangat koheren). Skor rata-rata antar model dibandingkan, dan tingkat kesepakatan antar penilai dihitung menggunakan *Cohen's Kappa* ( $\kappa$ ) [16]. Tahap akhir (*Deployment*) mengimplementasikan model terpilih ke dalam dashboard interaktif berbasis Streamlit yang menyajikan distribusi topik, Word Cloud, dan visualisasi pyLDAvis.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1 Akuisisi dan Prapemrosesan Data

Ringkasan tahapan akuisisi dan penyaringan data disajikan pada Tabel 1.

| Tahap                       | Jumlah Dokumen |
|-----------------------------|----------------|
| Data Primer (Apify)         | 276            |
| Data Sekunder (Kaggle)      | 8.618          |
| Setelah Deduplikasi         | 8.894          |
| Setelah Prapemrosesan Akhir | 8.792          |

Tabel 1. Ringkasan Akuisisi dan Prapemrosesan Data

Berdasarkan Tabel 1, proses deduplikasi menghilangkan cuitan dengan isi teks identik, sedangkan tahap prapemrosesan akhir menghapus dokumen yang tidak lagi mengandung informasi tekstual bermakna setelah proses *cleansing*. Korpus akhir sebanyak 8.792 dokumen terdiri atas total 51.147 token dengan 13.521 kosakata unik dan rata-rata 5,8 kata per dokumen, yang mengindikasikan karakteristik teks pendek (*short text*) khas media sosial.

#### 4.2 Penentuan Jumlah Topik Optimal

Evaluasi dilakukan terhadap 14 konfigurasi model dengan variasi jumlah topik  $K=2$  hingga  $K=15$ , sebagaimana disajikan pada Tabel 2.

| K  | <i>Coherence Score (<math>C_v</math>)</i> | <i>Perplexity</i> |
|----|-------------------------------------------|-------------------|
| 2  | 0,3220                                    | -7,1030           |
| 3  | 0,3704                                    | -7,2396           |
| 4  | 0,3920                                    | -7,3157           |
| 5  | 0,3896                                    | -7,2775           |
| 6  | 0,4197                                    | -7,4059           |
| 7  | 0,4481                                    | -7,4268           |
| 8  | 0,3906                                    | -7,4028           |
| 9  | 0,4352                                    | -7,4834           |
| 10 | 0,4484                                    | -7,4539           |
| 11 | 0,4568                                    | -7,5460           |
| 12 | 0,4575                                    | -7,5012           |
| 13 | 0,4617                                    | -7,5350           |
| 14 | 0,4481                                    | -7,5088           |
| 15 | 0,4925                                    | -7,6291           |

Tabel 2. Hasil Evaluasi Model LDA Berdasarkan Variasi Jumlah Topik

Nilai  $C_v$  tertinggi secara matematis dicapai pada  $K=15$  (0,4925), diikuti  $K=13$  (0,4617) dan  $K=12$  (0,4575), sementara  $K=11$  mencatatkan  $C_v=0,4568$  pada tahap eksplorasi ini. Mengingat metrik otomatis tidak selalu selaras dengan interpretasi manusia [13], serta risiko *over-granularity* pada teks pendek [12], jumlah topik final tidak ditentukan semata dari nilai  $C_v$  tertinggi, melainkan mempertimbangkan pula keterbacaan kata kunci pada setiap konfigurasi.

Setelah  $K=11$  ditetapkan, dilakukan tuning parameter alpha dan beta sebagaimana Tabel 3.

| <i>Alpha</i> | Beta (Eta) | <i>Coherence (<math>C_v</math>)</i> |
|--------------|------------|-------------------------------------|
| symmetric    | symmetric  | 0,4701                              |
| asymmetric   | symmetric  | 0,5025 (terbaik)                    |
| auto         | auto       | 0,4785                              |

Tabel 3. Perbandingan Konfigurasi Hyperparameter pada  $K=11$

Konfigurasi  $\alpha$ =asymmetric dan  $\beta$ =symmetric dipilih karena mencatatkan  $C_v$  tertinggi (0,5025). Model final dilatih dengan 50 iterasi menggunakan konfigurasi tersebut, menghasilkan *Coherence Score* sebesar 0,4880 dan *Perplexity* sebesar -7,3477.

#### 4.3 Validasi Multi-Rater: $K=11$ vs $K=15$

Untuk menguji keputusan pemilihan  $K=11$  secara lebih objektif, dilakukan blind test terhadap 26 set kata kunci oleh dua penilai independen, terdiri atas 11 pasangan topik berpadanan antara model  $K=11$  dan  $K=15$ , serta 4 topik tambahan yang hanya muncul pada model  $K=15$ . Hasil perbandingan disajikan pada Tabel 4.

| Topik ke- | Skor $K=11$ | Skor $K=15$ | Lebih Koheren |
|-----------|-------------|-------------|---------------|
| 1         | 2,50        | 1,50        | $K=11$        |
| 2         | 2,00        | 1,50        | $K=11$        |
| 3         | 2,50        | 2,50        | Seri          |
| 4         | 3,00        | 2,50        | $K=11$        |
| 5         | 1,00        | 2,00        | $K=15$        |
| 6         | 2,00        | 2,50        | $K=15$        |
| 7         | 2,00        | 2,50        | $K=15$        |
| 8         | 3,00        | 3,00        | Seri          |
| 9         | 2,00        | 1,00        | $K=11$        |
| 10        | 2,50        | 2,50        | Seri          |
| 11        | 2,00        | 1,00        | $K=11$        |

Tabel 4. Perbandingan Skor Koherensi Topik Berpasangan ( $K=11$  vs  $K=15$ )

Skor rata-rata model  $K=11$  (2,23) lebih tinggi dibandingkan padanannya pada model  $K=15$  (2,05), dengan  $K=11$  unggul pada 5 topik,  $K=15$  unggul pada 3 topik, dan seri pada 3 topik. Empat topik tambahan yang eksklusif pada model  $K=15$  memperoleh skor rata-rata 2,63, mengindikasikan sebagian subtema baru cukup koheren namun granularitas tambahan tersebut juga memecah beberapa topik yang semula solid pada  $K=11$ . Tingkat kesepakatan antar kedua penilai terhadap keseluruhan 26 item diukur menggunakan *Cohen's Kappa*, menghasilkan  $\kappa=0,1256$ , yang menurut skala interpretasi termasuk kategori sangat lemah [16]. Rendahnya nilai  $\kappa$  ini memperkuat temuan bahwa penilaian koherensi topik oleh manusia bersifat subjektif [13], sehingga *Coherence Score* tetap diperlukan sebagai metrik kuantitatif pelengkap. Berdasarkan skor rata-rata gabungan dan pertimbangan keterbacaan struktur wacana,  $K=11$  dipertahankan sebagai model final.

#### 4.4 Distribusi dan Interpretasi Topik

Model final dengan  $K=11$  menghasilkan distribusi topik dan label interpretatif sebagaimana Tabel 5.

| No | Label Topik                                           | Dokumen | Persentase (%) |
|----|-------------------------------------------------------|---------|----------------|
| 1  | Kegelisahan Umum & Upaya Menenangkan Diri             | 3.100   | 35,26          |
| 2  | Kecemasan Klinis & Tekanan Emosional Harian           | 1.597   | 18,16          |
| 3  | Ketakutan, Tekanan Sosial & Akademik                  | 1.042   | 11,85          |
| 4  | Kesadaran Gangguan Mental & Komunitas Suportif Daring | 439     | 4,99           |
| 5  | Psikosomatis, Gangguan Tidur & Beban Rutinitas        | 686     | 7,80           |
| 6  | Interaksi Sosial, Transaksi & Refleksi Sehari-hari    | 494     | 5,62           |
| 7  | Wacana Positif, Kebersamaan & Koping Ringan           | 292     | 3,32           |
| 8  | Harapan, Doa & Koping Spiritual                       | 257     | 2,92           |
| 9  | Kelelahan Emosional & Fluktuasi Suasana Hati          | 379     | 4,31           |
| 10 | Harapan Hidup, Kebahagiaan & Ketabahan                | 282     | 3,21           |
| 11 | Kesepian, Kebingungan Akademik & Penyesalan           | 224     | 2,55           |

Tabel 5. Distribusi dan Label 11 Topik Hasil Pemodelan LDA

Topik 1 dan Topik 2 mendominasi lebih dari separuh korpus (53,42%), menunjukkan bahwa ekspresi kegelisahan umum dan kecemasan klinis merupakan tema yang paling banyak muncul dalam wacana kesehatan mental remaja di platform X. Selain tema psikologis, model

turut mengidentifikasi topik yang berkaitan dengan tekanan sosial-akademik (Topik 3), kesadaran gangguan mental (Topik 4), gejala psikosomatis (Topik 5), interaksi sosial sehari-hari (Topik 6-7), koping spiritual (Topik 8), fluktuasi suasana hati (Topik 9), harapan hidup (Topik 10), serta kesepian dan penyesalan (Topik 11), menunjukkan bahwa wacana kesehatan mental remaja bersifat multidimensi.

Berbeda dengan penelitian *topic modeling* media sosial sebelumnya yang cenderung memunculkan satu topik fandom yang berdiri sendiri, penelitian ini menemukan bahwa istilah terkait budaya fandom (dreamies, mutualan pada Topik 4; moots pada Topik 8) justru tersebar pada beberapa topik berbeda alih-alih membentuk satu topik tunggal. Temuan ini mengindikasikan bahwa keterlibatan pada komunitas daring/fandom berfungsi sebagai elemen lintas-topik yang menyertai berbagai dimensi wacana kesehatan mental remaja, konsisten dengan temuan bahwa identitas fandom berhubungan dengan kesejahteraan subjektif melalui keterhubungan sosial [14].

Temuan ini sejalan dengan Syahputra dan Kurniawan [6] yang juga menemukan dominasi ekspresi kecemasan pada percakapan kesehatan mental remaja di platform X, namun penelitian ini melampaui klasifikasi sentimen dengan memetakan sebelas dimensi wacana secara lebih rinci menggunakan LDA. Hasil ini juga sejalan dengan Bierie dkk. [8] yang menemukan bahwa percakapan kesehatan mental tidak hanya berisi ekspresi emosi negatif, tetapi juga sarana meningkatkan kesadaran (*awareness*), sebagaimana tercermin pada Topik 4 penelitian ini. Berbeda dengan Chandrasekaran dkk. [7] yang berfokus pada pengguna terdiagnosis depresi secara klinis menggunakan metode CorEx, penelitian ini memetakan wacana publik secara umum tanpa syarat diagnosis, sehingga turut menangkap fenomena koping spiritual dan koping berbasis komunitas daring yang lebih luas. Dari sisi metodologi, hasil ini konsisten dengan Cici Suhaeni dkk. [10] yang membuktikan efektivitas kombinasi LDA dan CRISP-DM pada wacana publik berbahasa Indonesia, dengan penelitian ini memperluas penerapannya pada domain psikologi sosial yang secara leksikal lebih abstrak, sekaligus menambahkan validasi multi-rater yang belum diterapkan pada penelitian tersebut.

## 5. KESIMPULAN

- a. Penerapan algoritma Latent Dirichlet Allocation (LDA) pada 8.792 cuitan berbahasa Indonesia berhasil mengidentifikasi 11 topik dominan dalam wacana kesehatan mental remaja di platform X, dengan *Coherence Score* sebesar 0,4880 dan *Perplexity* sebesar -7,3477.
- b. Validasi multi-rater terhadap model K=11 dan K=15 menunjukkan bahwa model 11 topik memiliki skor koherensi rata-rata yang setara atau lebih tinggi dibandingkan padanannya, sehingga memperkuat validitas jumlah topik yang dipilih meskipun tingkat kesepakatan antar penilai tergolong lemah ( $\kappa=0,1256$ )
- c. Topik yang teridentifikasi didominasi oleh kegelisahan umum dan kecemasan klinis (53,42% gabungan), dan istilah terkait budaya fandom ditemukan tersebar sebagai elemen lintas-topik alih-alih membentuk satu topik tunggal, mengindikasikan peran komunitas daring dalam mekanisme koping remaja.

Penelitian lanjutan disarankan memperluas sumber data ke platform lain, membandingkan LDA dengan pendekatan berbasis Transformer seperti BERTopic, serta melibatkan lebih banyak penilai pada tahap validasi multi-rater untuk meningkatkan keandalan pengukuran koherensi.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada Program Studi Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sukabumi, atas dukungan akademik yang diberikan, serta kepada dosen pembimbing atas arahan dan masukan selama penelitian ini berlangsung.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] WHO, "Mental health of adolescents." [Online]. Available: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/adolescent-mental-health>
- [2] S. Kemp, "Digital 2024: Indonesia," 2024. [Online]. Available: <https://datareportal.com/reports/digital-2024-indonesia>
- [3] N. Nurwanda, N. Suarna, and W. Prihartono, "PENERAPAN NLP (NATURAL LANGUAGE PROCESSING) DALAM ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA TELEGRAM DI PLAYSTORE," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 2, pp. 1841–1846, Apr. 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.8469.
- [4] R. Egger and J. Yu, "A Topic Modeling Comparison Between LDA, NMF, Top2Vec, and BERTopic to Demystify Twitter Posts," *Frontiers in Sociology*, vol. Volume 7-, 2022, doi: 10.3389/fsoc.2022.886498.
- [5] S. Surejo, M. Taufik, F. Maulana, W. Andriani, and G. Gunawan, "Application of the latent dirichlet allocation method to determine news text topics," *Jurnal Mandiri IT*, vol. 13, no. 1, pp. 106–115, 2024, [Online]. Available: [www.ejournal.isha.or.id/index.php/Mandiri](http://www.ejournal.isha.or.id/index.php/Mandiri)
- [6] P. Syahputra and R. Kurniawan, "Analisis Sentimen Terhadap Kesehatan Mental Remaja Menggunakan Metode Naive Bayes," *Journal of Information System Research (JOSH)*, 2024, doi: 10.47065/josh.v5i4.5644.
- [7] R. Chandrasekaran, S. Kotaki, and A. H. Nagaraja, "Detecting and tracking depression through temporal topic modeling of tweets: insights from a 180-day study," *npj Mental Health Research*, 2024, doi: 10.1038/s44184-024-00107-5.
- [8] F. Bierie, R. Pryss, and A. Aizawa, "Sentiments about Mental Health on Twitter—Before and during the COVID-19 Pandemic," *MDPI healthcare*, 2023, doi: 10.3390/healthcare11212893.
- [9] T. Timakum, Q. Xie, and S. Lee, "Identifying mental health discussion topic in social media community: subreddit of bipolar disorder analysis," *Frontiers in Sociology*, vol. 8, 2023, doi: 10.3390/healthcare11212893.
- [10] Cici Suhaeni, L. N. A. Mualifah, and H. Wijayanto, "LDA Topic Modeling Analysis of Public Discourse on Indonesia's Free Nutritious Meals Program (MBG)," *IJID (International Journal on Informatics for Development)*, vol. 14, no. 1, pp. 587–600, Jun. 2025, doi: 10.14421/ijid.2025.5211.
- [11] D. Duei Putri, G. F. Nama, and W. E. Sulistiono, "Analisis Sentimen Kinerja Dewan Perwakilan Rakyat (DPR) Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 10, no. 1, Jan. 2022, doi: 10.23960/jitet.v10i1.2262.
- [12] C. D. P. Laureate, W. Buntine, and H. Linger, "A systematic review of the use of topic models for short text social media analysis," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 56, no. 12, pp. 14223–14255, Dec. 2023, doi: 10.1007/s10462-023-10471-x.

- [13] M. Rüdiger, D. Antons, A. M. Joshi, and T.-O. Salge, "Topic modeling revisited: New evidence on algorithm performance and quality metrics," *PLoS One*, vol. 17, no. 4, p. e0266325, Apr. 2022, doi: 10.1371/journal.pone.0266325.
- [14] M. Li and T. Yu, "Methodological issues on evaluating agreement between two detection methods by Cohen's kappa analysis," *Parasit. Vectors*, vol. 15, no. 1, p. 270, Dec. 2022, doi: 10.1186/s13071-022-05402-8.
- [15] J. J. R. Arizabal and H. J. Yabut, "The Mediating Effect of Social Connectedness in the Relationship Between K-Pop Fandom Identity and Mental Health," *Sage Open*, vol. 15, no. 3, Jan. 2025, doi: 10.1177/21582440251369989.
- [16] M. R. Amalsyah, D. Kurniawan, A. Rifai, and P. Sari, "Sentiment Analysis of Fintech Application User Reviews using the CRISP-DM Framework for Product Development Prioritization," *SISTEMASI*, vol. 14, no. 2, p. 813, Mar. 2025, doi: 10.32520/stmsi.v14i2.5064.