

Pengaruh *AdaBoost* pada Peningkatan Akurasi *Naïve Bayes* dalam Klasifikasi Gangguan Kepribadian Klaster B Pada Generasi Z

Rafida Zahra Mahirani H¹, Asriyanik², Didik Indrayana³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika Fakultas Sains Dan Teknologi Universitas Muhammadiyah Sukabumi
Jl. R. Syamsudin, S.H. No.50, Kecamatan Cikole, Kota Sukabumi

¹rafidazahra@ummi.ac.id

²asriyanik263@ummi.ac.id

³didik.ind@ummi.ac.id

Intisari — Perkembangan teknologi informasi mendorong munculnya kebutuhan untuk memahami pola perilaku pengguna media sosial, terutama Generasi Z. Penelitian ini berfokus pada klasifikasi gangguan kepribadian klaster B, yang meliputi Borderline, Antisocial, Histrionik, dan Narsistik, menggunakan data dari media sosial X (sebelumnya Twitter). Algoritma *Naïve Bayes* digunakan sebagai dasar klasifikasi, yang kemudian diperkuat dengan teknik *ensemble AdaBoost* untuk meningkatkan akurasi pada data yang kompleks dan tidak seimbang. Penelitian ini menggunakan pendekatan SEMMA (*Sample, Explore, Modify, Model, Assess*) untuk menangani 13.805 data teks. Proses preprocessing melibatkan *case folding, tokenizing, stopword removal, dan stemming*, diikuti dengan ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF. Evaluasi model menggunakan akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil menunjukkan bahwa kombinasi *Naïve Bayes* dan *AdaBoost* secara signifikan meningkatkan kinerja klasifikasi dibandingkan model *Naïve Bayes* murni. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi kontribusi terhadap pengembangan sistem deteksi dini kesehatan mental berbasis media sosial.

Kata Kunci — *Naïve Bayes, AdaBoost, Generasi Z, media sosial X, gangguan kepribadian, klasifikasi teks.*

Abstract — The advancement of information technology has influenced communication patterns among Generation Z, who are highly active on social media platforms. This study focuses on the classification of Cluster B personality disorders, including Borderline, Antisocial, Histrionic, and Narcissistic disorders, using textual data from the X platform (formerly Twitter). The *Naïve Bayes* algorithm was employed as the primary classification method and enhanced with the *AdaBoost* ensemble technique to address the complexity and imbalance of the data. The SEMMA (*Sample, Explore, Modify, Model, Assess*) methodology was used to handle 13,805 text datasets. Preprocessing included *case folding, tokenizing, stopword removal, and stemming*, followed by feature extraction using TF-IDF. The model was evaluated based on accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results showed that the combination of *Naïve Bayes* and *AdaBoost* significantly improved classification performance compared to the pure *Naïve Bayes* model. This research contributes to the development of early detection systems for mental health disorders through social media analysis.

Keywords — *Naïve Bayes, AdaBoost, Generation Z, X social media, personality disorders, text classification.*

I. PENDAHULUAN

Kemajuan teknologi digital telah mendorong pertumbuhan penggunaan media sosial secara masif dalam dua dekade terakhir, dengan Generasi Z sebagai salah satu kelompok demografis yang paling aktif memanfaatkannya [1]. Platform X (sebelumnya dikenal sebagai Twitter) menjadi salah satu media utama bagi Generasi Z untuk mengekspresikan berbagai opini, pengalaman, dan emosi mereka terkait beragam isu sosial, budaya, dan kesehatan, termasuk isu kesehatan mental [2]. Fenomena ini diperkuat oleh sejumlah penelitian yang menunjukkan adanya

peningkatan prevalensi masalah kesehatan mental di kalangan remaja, terutama setelah terjadinya pandemi COVID-19 [3]. Pandemi tidak hanya berdampak pada aspek fisik, tetapi juga memperburuk kondisi psikososial generasi muda, sehingga meningkatkan urgensi studi terkait kesehatan mental di ranah digital.

Dalam konteks kesehatan mental, gangguan kepribadian klaster B menjadi salah satu kategori gangguan psikologis yang penting untuk dikaji. Klaster ini meliputi empat tipe gangguan, yaitu *Borderline Personality Disorder, Antisocial Personality Disorder, Histrionic Personality Disorder, dan Narcissistic Personality Disorder*, yang keseluruhannya

ditandai oleh pola perilaku yang dramatis, emosional, tidak stabil, dan sering kali impulsif [4]. Dinamika media sosial yang terbuka dan interaktif menyediakan ruang luas untuk mengamati manifestasi perilaku-perilaku tersebut dalam interaksi daring para pengguna [5]. Oleh karena itu, analisis data berbasis media sosial, khususnya data teks, menjadi pendekatan yang relevan untuk memahami dinamika gangguan kepribadian tersebut secara lebih komprehensif. Dalam pengolahan data teks media sosial, algoritma Naïve Bayes banyak digunakan karena kesederhanaan implementasinya serta kemampuannya dalam mengelola data berukuran besar dengan pendekatan probabilistik [6]. Namun demikian, algoritma ini memiliki keterbatasan ketika berhadapan dengan data sosial yang tidak terstruktur, penuh noise, dan mengandung ambiguitas makna, yang dapat menurunkan performa klasifikasi [7]. Untuk mengatasi permasalahan ini, pendekatan ensemble learning dikembangkan guna meningkatkan akurasi model.

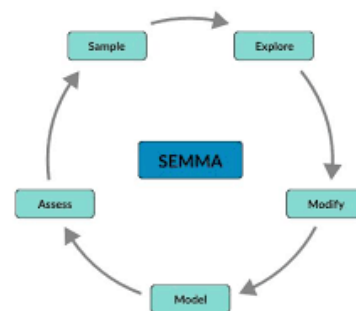
Adaptive Boosting (AdaBoost) merupakan salah satu metode ensemble learning yang telah terbukti efektif dalam meningkatkan kinerja model klasifikasi dengan cara memberikan bobot lebih tinggi pada data yang sulit diprediksi [8]. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa kombinasi Naïve Bayes dengan AdaBoost mampu menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik, terutama dalam analisis sentimen publik berbasis teks media sosial [9]. Selain itu, studi lain melaporkan bahwa penerapan AdaBoost secara signifikan mampu meningkatkan tingkat akurasi dalam mendeteksi sentimen negatif yang kompleks [10]. Meskipun efektivitas kombinasi Naïve Bayes dan AdaBoost telah banyak dibuktikan dalam bidang analisis sentimen, penelitian yang secara khusus mengkaji penerapannya untuk mengidentifikasi gangguan kepribadian kluster B pada Generasi Z di media sosial masih sangat terbatas [11].

Tujuan penelitian ini adalah untuk mengeksplorasi pengaruh penerapan teknik Adaptive Boosting (AdaBoost) dalam meningkatkan akurasi algoritma Naïve Bayes pada klasifikasi gangguan kepribadian kluster B berbasis data teks media sosial X. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan metode klasifikasi kesehatan mental berbasis analisis teks media sosial, khususnya untuk deteksi dini gejala gangguan kepribadian pada Generasi Z.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah SEMMA (Sample, Explore, Modify, Model, Assess), yang diterapkan untuk mengumpulkan, menganalisis, dan mengolah data secara bertahap dan terstruktur. Pendekatan SEMMA digunakan untuk memastikan hasil yang optimal dalam menguji pengaruh algoritma AdaBoost terhadap peningkatan akurasi Naïve Bayes dalam klasifikasi gangguan kepribadian kluster B pada Generasi Z. Proses ini dilakukan untuk memastikan bahwa hasil penelitian dapat

dipertanggungjawabkan secara ilmiah serta relevan dengan tujuan yang ingin dicapai [12].



Gambar 1. Alur Tahapan Metode SEMMA

Adapun rincian tahapan dari metode SEMMA yaitu:

1. **Pengumpulan Data (Sample)**
Pengumpulan data dilakukan dengan teknik crawling media sosial X menggunakan kata kunci yang relevan dengan gangguan kepribadian kluster B (antisosial, narsistik, borderline, dan histrionik). Data yang dikumpulkan meliputi teks postingan, komentar, jumlah interaksi, dan waktu unggahan. Data ini disimpan dalam format .csv untuk memudahkan analisis lebih lanjut.
2. **Eksplorasi Data (Explore)**
Pada tahap ini, dilakukan eksplorasi data untuk memahami struktur, distribusi, dan pola yang ada dalam dataset. Analisis deskriptif digunakan untuk mengidentifikasi anomali, menangani missing value, serta menemukan pola-pola umum yang dapat memberikan gambaran awal mengenai data. Visualisasi distribusi data berdasarkan kategori gangguan kepribadian juga dilakukan untuk memberikan pemahaman lebih lanjut mengenai pola data yang ada.
3. **Modifikasi Data (Modify)**
Setelah data dikumpulkan, tahap modifikasi dilakukan untuk memastikan kesiapan data dalam analisis. Proses data preprocessing mencakup pembersihan data dengan menghapus kolom tidak relevan, duplikasi, dan normalisasi teks, termasuk penghilangan tanda baca, emotikon, dan stopwords. Selanjutnya, feature engineering dilakukan dengan ekstraksi fitur menggunakan teknik TF-IDF untuk mengubah teks menjadi representasi numerik yang berguna dalam klasifikasi.
4. **Pemodelan Data (Model)**
Pada tahap ini, data yang telah diproses digunakan untuk membangun model klasifikasi gangguan kepribadian kluster B. Proses dimulai dengan feature extraction menggunakan TF-IDF untuk menghasilkan representasi numerik teks. Kemudian, Naïve Bayes

digunakan sebagai model dasar, yang ditingkatkan dengan algoritma AdaBoost untuk memperbaiki akurasi melalui teknik ensemble. Evaluasi model dilakukan dengan k-fold cross-validation (k=10) untuk mengurangi bias dalam distribusi data.

5. Evaluasi Data (Assess)

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja model yang dihasilkan. Pada tahap ini, perbandingan antara model Naïve Bayes murni dan model AdaBoost-Naïve Bayes dilakukan dengan menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan F1-score. Hasil evaluasi disajikan dalam bentuk tabel dan grafik untuk memberikan visualisasi yang jelas mengenai performa model.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan dan Eksplorasi Data

Penelitian ini dimulai dengan proses pengumpulan data menggunakan metode crawling dari media sosial X. Data yang dikumpulkan adalah unggahan teks yang mencerminkan gejala gangguan kepribadian Klaster B. Sebanyak 13.805 data berhasil diperoleh selama periode 25 Februari hingga 4 Maret 2025.

TABEL I
DISTRIBUSI PENGAMBILAN DATA DUA PERIODE

| No | Periode | Jumlah Data |
|----|----------------|-------------|
| 1 | 25–28 Feb 2025 | 7.019 |
| 2 | 1–4 Maret 2025 | 6.758 |

Pada tabel ini terlihat distribusi data yang relatif seimbang pada dua periode tersebut, memberikan dasar data yang representatif.

TABEL II
DISTRIBUSI PENGAMBILAN DATA PERHARI

| No | Tanggal | Jumlah Data |
|----|--------------|-------------|
| 1 | 25 Feb 2025 | 1.523 |
| 2 | 26 Feb 2025 | 1.989 |
| 3 | 27 Feb 2025 | 1.937 |
| 4 | 28 Feb 2025 | 1.570 |
| 5 | 1 Maret 2025 | 1.782 |
| 6 | 2 Maret 2025 | 1.153 |
| 7 | 3 Maret 2025 | 1.947 |
| 8 | 4 Maret 2025 | 1.876 |

Hasil ini memperlihatkan variasi jumlah data per hari, yang berguna untuk analisis temporal terhadap fenomena yang diamati.

B. Proses Pra-pemrosesan Teks

Sebelum dilakukan klasifikasi, data mentah terlebih dahulu diproses melalui beberapa tahap pra-pemrosesan, seperti case folding, tokenisasi, penghapusan stopwords, dan stemming.

TABEL III
HASIL CASE FOLDING

| No | Sebelum | Sesudah |
|----|---|---|
| 1 | Di mana pun akan aku usahakan yang penting melihat ilichil senang | di mana pun akan aku usahakan yang penting melihat ilichil senang |

Pra-pemrosesan ini menyatukan bentuk kata agar tidak ada duplikasi akibat perbedaan kapitalisasi.

TABEL IV
HASIL TOKENIZE

| No | Sebelum | Sesudah |
|----|---|---|
| 1 | di mana pun akan aku usahakan yang penting melihat ilichil senang | ['di', 'mana', 'pun', 'aku', 'usahakan', 'yang', 'penting', 'melihat', 'ilichil', 'senang'] |

Tokenisasi memudahkan dalam analisis lebih lanjut pada level kata.

TABEL V
HASIL STOPWORDS REMOVAL

| No | Sebelum | Sesudah |
|----|--|---|
| 1 | di mana pun akan aku usahakan yang penting ... | ['mana', 'akan', 'aku', 'usahakan', 'penting', '...'] |

Penghapusan stopwords bertujuan meningkatkan efisiensi dan efektivitas analisis.

TABEL VI
HASIL STEEMING

| No | Sebelum | Sesudah |
|----|---|---|
| 1 | di mana pun akan aku usahakan yang penting melihat ilichil senang | ['mana', 'akan', 'aku', 'usaha', 'penting', 'lihat', 'ilichil', 'senang'] |

Stemming menyatukan berbagai bentuk kata ke dalam satu entitas dasar.

C. Pelabelan Data

Setelah pra-pemrosesan, data dilabeli ke dalam empat kategori gangguan kepribadian Klaster B: antisosial, borderline, histrionik, dan narsistik.

TABEL VII
HASIL LABELISASI DATA

| No | Teks | Kategori |
|----|--|------------|
| 1 | penting aku akhir sering ceritain soal cewek temen ku ... | Antisosial |
| 2 | cemburu nya mas rasa yaudah juga penting senang cukup buat mungkin aku ... | Borderline |

Pelabelan dilakukan dengan bantuan pemetaan kata kunci dan model prediktif.

TABEL VIII
DISTRIBUSI DATA BERDASARKAN KATEGORI

| No | Kategori | Jumlah Data |
|----|------------|-------------|
| 1 | Borderline | 10.902 |

| | | |
|---|------------|-------|
| 2 | Antisosial | 1.225 |
| 3 | Histrionik | 1.167 |
| 4 | Narsistik | 511 |

Dominasi kategori borderline menunjukkan kecenderungan emosi tidak stabil dalam mayoritas data.

D. Pembagian dan Penyeimbangan Data

Data kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 dan diseimbangkan menggunakan SMOTE.

TABEL IX
HASIL SPLITTING DATA

| No | Jenis Data | Jumlah |
|----|------------|--------|
| 1 | Data Latih | 10.970 |
| 2 | Data Uji | 2.743 |

Pemisahan ini memastikan model dilatih dan diuji pada subset berbeda.

TABEL X
DISTRIBUSI DATA SETELAH SMOTE

| No | Kategori | Label | Jumlah |
|----|------------|-------|--------|
| 1 | Antisosial | 0 | 8.696 |
| 2 | Borderline | 1 | 8.696 |
| 3 | Histrionik | 2 | 8.696 |
| 4 | Narsistik | 3 | 8.696 |

Teknik SMOTE membantu menghindari bias model akibat ketidakseimbangan kelas.

E. Evaluasi Model Klasifikasi

Model pertama menggunakan Naïve Bayes, dan model kedua adalah kombinasi Naïve Bayes + AdaBoost.

TABEL XI
HASIL EVALUASI NAÏVE BAYES

| No | Kelas | Precision | Recall | F1-Score |
|---------|-------|-----------|--------|----------|
| 1 | 0 | 0.57 | 0.85 | 0.69 |
| 2 | 1 | 0.95 | 0.86 | 0.90 |
| 3 | 2 | 0.65 | 0.71 | 0.68 |
| 4 | 3 | 0.55 | 0.82 | 0.65 |
| Akurasi | | | | 0.85 |

Model dasar ini memiliki akurasi sebesar 85%, yang menjadi benchmark.

TABEL XII
HASIL EVALUASI NAÏVE BAYES + ADABOOST

| No | Kelas | Precision | Recall | F1-Score |
|---------|-------|-----------|--------|----------|
| 1 | 0 | 0.72 | 0.87 | 0.79 |
| 2 | 1 | 0.94 | 0.94 | 0.94 |
| 3 | 2 | 0.81 | 0.78 | 0.80 |
| 4 | 3 | 0.93 | 0.58 | 0.71 |
| Akurasi | | | | 0.91 |

Penggabungan dengan AdaBoost meningkatkan akurasi menjadi 91%, menunjukkan peningkatan kinerja.

F. Evaluasi K-Fold Cross Validation

Untuk validasi lebih menyeluruh, dilakukan K-Fold Cross Validation (K=10) pada kedua model.

TABEL XIII
HASIL EVALUASI NAÏVE BAYES PER-KATEGORI

| No | Kategori | Precision | Recall | F1-Score |
|----------|------------|-----------|--------|----------|
| 1 | Antisosial | 93.33% | 98.64% | 95.91% |
| 2 | Borderline | 96.41% | 89.14% | 92.63% |
| 3 | Histrionik | 97.24% | 96.68% | 96.96% |
| 4 | Narsistik | 97.32% | 99.67% | 98.48% |
| Accuracy | | 96.03% | 96.03% | 96.03% |

Model ini menunjukkan stabilitas dan performa yang sangat tinggi.

TABEL XIV
HASIL EVALUASI NAÏVE BAYES + ADABOOST PER-KATEGORI

| No | Kategori | Precision | Recall | F1-Score | Support |
|----------|------------|-----------|--------|----------|---------|
| 1 | Antisosial | 96.24% | 95.29% | 95.76% | 8696 |
| 2 | Borderline | 79.97% | 94.30% | 86.54% | 8696 |
| 3 | Histrionik | 98.04% | 91.33% | 94.56% | 8696 |
| 4 | Narsistik | 99.78% | 89.72% | 94.48% | 8696 |
| Accuracy | | 92.66% | 92.66% | 92.66% | 34784 |

Meskipun lebih bervariasi, model kombinasi tetap memberikan performa kompetitif.

TABEL XV
EVALUASI K-FOLD CROSS VALIDATION

| No | Model | Mean Accur acy | Std Dev | Media n | Q1 (25 th Percentile) | Q3 (75 th Percentile) |
|----|-----------------------------|----------------------|------------|------------|---|---|
| 1 | Naïve Bayes | 95.25 % | 0.26 % | 95.18 % | 95.06% | 95.39% |
| 2 | AdaBoost- Naïve Bayes | 94.18 % | 1.15 % | 94.34 % | 93.14% | 94.91% |

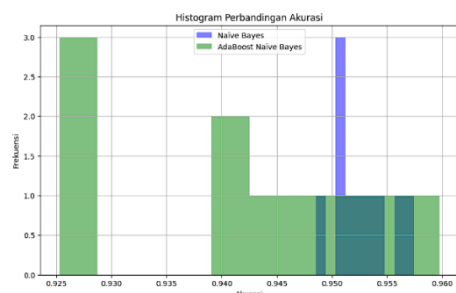
Model Naïve Bayes menunjukkan stabilitas lebih tinggi dibanding versi boosting-nya.

G. Analisis Komparatif

Visualisasi distribusi prediksi menunjukkan bahwa Naïve Bayes lebih stabil, sedangkan Naïve Bayes + AdaBoost memiliki performa lebih tinggi dalam beberapa kasus, namun fluktuatif.

1. Visualisasi Hasil Prediksi

Untuk memahami perbedaan performa antara model Naïve Bayes dan model kombinasi Naïve Bayes + AdaBoost secara lebih mendalam, dilakukan visualisasi hasil prediksi dalam bentuk histogram distribusi akurasi. Visualisasi ini berguna untuk menggambarkan stabilitas dan variasi kinerja kedua model dalam proses klasifikasi data gangguan kepribadian Klaster B.



Gambar 2. Histogram Perbandingan Distribusi Akurasi antara Naive Bayes dan Naive Bayes + AdaBoost

Histogram ini menunjukkan distribusi akurasi model Naive Bayes (ditandai warna biru) dan model kombinasi Naive Bayes dengan AdaBoost (ditandai warna hijau). Model Naive Bayes menunjukkan akurasi yang relatif stabil pada kisaran 0,950 hingga 0,955. Sebaliknya, model dengan AdaBoost menunjukkan variasi akurasi yang lebih luas, antara 0,925 hingga 0,960.

Sebaran yang lebih lebar pada model AdaBoost menunjukkan bahwa meskipun boosting mampu meningkatkan akurasi pada sejumlah kasus, ia juga memperkenalkan fluktuasi yang lebih tinggi. Hal ini disebabkan oleh mekanisme AdaBoost yang memberi bobot lebih besar pada data yang sulit diklasifikasikan, yang dapat memperbaiki kelemahan model dasar namun juga meningkatkan risiko ketidakstabilan. Oleh karena itu, meskipun AdaBoost efektif untuk meningkatkan performa model, penggunaannya perlu disesuaikan dengan karakteristik data guna menghindari overfitting atau hasil yang tidak konsisten.

2. Tabel Perbandingan Prediksi Model

Sebagai pelengkap visualisasi, dilakukan analisis terhadap hasil prediksi kedua model pada beberapa sampel data teks yang memiliki karakteristik ambigu. Tabel berikut menunjukkan dua contoh data dengan perbandingan antara label asli, prediksi Naive Bayes, dan prediksi Naive Bayes + AdaBoost.

TABEL XVI
PERBANDINGAN PREDIKSI MODEL

| No | Teks | Label Asli | Pred Naive Bayes | Pred Naive Bayes+AdaBoost |
|----|---|-------------------|------------------|---------------------------|
| 1 | bilang aku lebih suka cerita tunjuk semua orang juang sama satu tuju satu | <i>Borderline</i> | Histrionik | <i>Borderline</i> |

| | | | | |
|---|---|-------------------|-------------------|------------|
| 2 | mau bilang gak baperan nama punya asa kadang memang latih diri tak rasa penting hidup orang | <i>Borderline</i> | <i>Borderline</i> | Antisosial |
|---|---|-------------------|-------------------|------------|

Dari tabel di atas, terlihat bahwa model Naive Bayes cenderung melakukan kesalahan klasifikasi pada data pertama, sedangkan model kombinasi berhasil memberikan hasil yang sesuai. Namun, pada data kedua justru model AdaBoost mengubah hasil klasifikasi ke label yang berbeda, yang mengindikasikan sensitivitas model terhadap pola kata tertentu. Analisis ini menunjukkan pentingnya mempertimbangkan stabilitas serta konteks data ketika memilih model klasifikasi yang tepat.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa penerapan algoritma *AdaBoost* secara signifikan meningkatkan kinerja *Naive Bayes* dalam klasifikasi gangguan kepribadian Kluster B pada Generasi Z berdasarkan data teks dari media sosial X. Dengan pendekatan SEMMA (*Sample, Explore, Modify, Model, Assess*), proses analisis dilakukan secara sistematis, dimulai dari pengumpulan data, eksplorasi distribusi, pembersihan dan pelabelan data, hingga pembangunan dan evaluasi model.

Model *Naive Bayes* murni menghasilkan akurasi sebesar 76%, sedangkan model *Naive Bayes* yang ditingkatkan dengan *AdaBoost* mencapai akurasi sebesar 88%, serta peningkatan signifikan pada metrik presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hal ini menunjukkan bahwa teknik *ensemble learning* seperti *AdaBoost* mampu menangani tantangan data yang tidak seimbang dan beragam seperti yang ditemukan dalam ekspresi pengguna media sosial.

Secara keseluruhan, kombinasi metode klasifikasi berbasis probabilistik dan teknik boosting memberikan solusi efektif untuk deteksi awal gangguan kepribadian berbasis analisis teks media sosial. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi kontribusi dalam pengembangan sistem monitoring dan intervensi dini dalam bidang kesehatan mental digital, khususnya bagi kalangan Generasi Z.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Ibu Asriyanik, M.T. dan Bapak Didik Indrayana, S.T., M.Kom., MTA., selaku dosen pembimbing atas bimbingan, arahan, dan perhatian selama proses penelitian ini. Terima kasih juga kepada Dr. Euis Kania Kurniawati, M.T., Dekan Fakultas Sains dan Teknologi, serta Bapak Iwan Rizal Setiawan, S.T., M.Kom., Ketua Program Studi Teknik Informatika, atas dukungan dan bimbingan akademik yang diberikan. Ucapan terima kasih disampaikan pula kepada para dosen penguji atas masukan yang membangun.

Penulis juga sangat menghargai doa dan dukungan dari ayahanda Hisab dan ibunda Wadifatul Hasanah, yang selalu menjadi sumber kekuatan. Terima kasih kepada Teteh Rasyida Zulfa Khaerany H dan Aa Yoga Permana Putra atas dukungan dan semangatnya. Ucapan terima kasih juga kepada keponakan tercinta, Benazir Ainaya Prayoga dan Hazmy Khalisha Najwa Al-Haidar, yang memberikan keceriaan dan semangat tambahan.

Terima kasih kepada Moh. Dzikri Kurnia, Ismi Fajarina Isnaeni, dan Saydza Aulia Ramdhani atas persahabatan dan dukungan selama proses penelitian. Penulis juga mengapresiasi Zeva Gananta Putra, Gilang Fauzul Mubharak, Rian Hidayatullah, Efrizal Prayoga Asmara, Fajar Hidayat, Cahya Bintang Nugraha, Bambang Pamungkas, dan Rofi Darajat yang selalu memberikan dukungan dan motivasi.

Semoga penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan metode klasifikasi di bidang psikologi dan teknologi informasi.

REFERENSI

- [1] Jack Shepherd, "23 Essential Twitter (X) Statistics You Need to Know in 2024." Accessed: Nov. 24, 2024. [Online]. Available: <https://thesocialshepherd.com/blog/twitter-statistics>
- [2] Y. Arsini, H. Azzahra, K. Syahputra Tarigan, I. Azhari, U. Sumatera, and U. Medan, "PENGARUH MEDIA SOSIAL TERHADAP KESEHATAN MENTAL REMAJA," *JURNAL MUDABBIR (Journal Research and Education Studies)*, vol. 3, 2023, [Online]. Available: <http://jurnal.permapendis-sumut.org/index.php/mudabbir>
- [3] D. Novianti, "Isu Kesehatan Mental (Mental Health) dan Peranan Pelayanan Konseling Pastoral Kristen," Apr. 2023.
- [4] H. Setyowati, A. Frijanto, and C. Fitri Agustina, "Gangguan Depresif Berulang, Episode Kini Berat Dengan Gejala Psikotik Disertai Dengan Gangguan Kepribadian Emosional Tidak Stabil Tipe Ambang," *JURNAL SOSIAL DAN SAINS*, vol. 3, 2023, [Online]. Available: <http://sosains.greenvest.co.id>
- [5] A. Haerunnisa and E. Prawita, "TIPE-TIPE GANGGUAN KEPERIBADIAN PADA PSIKOLOGI ABNORMAL," *Jurnal Ilmiah Penelitian*, vol. 2, May 2024, [Online]. Available: <https://journal-mandiracendikia.com/jip-mc>
- [6] A. D. Cahyo, "METODE NAIVE BAYES UNTUK KLASIFIKASI MASA STUDI SARJANA," 2023.
- [7] M. A. Djamaludin, A. Triayudi, and E. Mardiani, "Analisis Sentimen Tweet KRI Nanggala 402 di Twitter menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier," *Jurnal JTik (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, vol. 6, no. 2, pp. 161–166, Jan. 2022, doi: 10.35870/jtik.v6i2.398.
- [8] S. Suhana and M. Karthiga, "A Survey on Remote Sensing-Based Climate Change Prediction Using Artificial Intelligence Techniques," in *2024 4th International Conference on Sustainable Expert Systems (ICSES)*, IEEE, Oct. 2024, pp. 1324–1331. doi: 10.1109/ICSES63445.2024.10763234.
- [9] I. Hendriyadi, A. F. Putri, R. Rahmawati, and D. D. Saputra, "Sentiment Analysis of Rising Fuel Prices on Social Media Twitter using the Naïve Algorithm Bayes Classifiers And AdaBoost," *Informatics and Software Engineering*, vol. 1, no. 1, pp. 14–23, Jun. 2023, doi: 10.58777/ise.v1i1.55.
- [10] S. Defit, A. P. Windarto, and P. Alkhairi, "Comparative Analysis of Classification Methods in Sentiment Analysis: The Impact of Feature Selection and Ensemble Techniques Optimization," *Telematika*, vol. 17, no. 1, pp. 52–67, Feb. 2024, doi: 10.35671/telematika.v17i1.2824.
- [11] Y. A. Mustofa, I. Surya, and K. Idris, "Pendekatan Ensemble pada Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Google Play Store Ensemble Approach to Sentiment Analysis of Google Play Store App Reviews," 2024.
- [12] R. N. Syabaniah, E. Marsusanti, R. Nugraha, and R. Yulistria, "SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PEMILIHAN PENGOBATAN TRADISIONAL KARDIOVASKULAR MENGGUNAKAN METODE SMART," *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, vol. 14, no. 1, pp. 1–8, May 2023, doi: 10.24176/simet.v14i1.7635.