

Pemanfaatan K-Nearest Neighbor untuk Analisis Sentimen Kesehatan Mental pada Aplikasi X

Triyadi^{*1}, Muhammad Yusuf Bakhtiar², Fauzan Natsir³, Redo Abeputra Sihombing⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer,
Universitas Indraprasta PGRI, Jakarta, Indonesia

e-mail: ^{*1}triyadi170@gmail.com, ²bakhtiar.yusuf.by@gmail.com, ³fauzan.natsir@gmail.com,
⁴redoabe@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem analisis sentimen menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dalam mengklasifikasikan opini dan perasaan pengguna terkait kesehatan mental di platform Aplikasi X (Twitter). Data berupa teks tweet dikumpulkan secara sistematis dengan kata kunci 201ckesehatan mental201d dalam rentang waktu Januari hingga Agustus 2025, menghasilkan 500 data bersih setelah proses deduplikasi. Tahap prapemrosesan meliputi data cleaning, case folding, stopword removal, tokenisasi, dan stemming berbahasa Indonesia menggunakan pustaka Sastrawi. Representasi fitur teks dilakukan menggunakan metode TF-IDF, kemudian diklasifikasikan menggunakan algoritma KNN dengan variasi nilai K dari 1 hingga 21. Nilai K optimal yang diperoleh adalah K=16 dengan metrik jarak cosine similarity, menghasilkan akurasi sebesar 64%. Distribusi sentimen menunjukkan 58,5% data berlabel negatif, 33,9% positif, dan 7,6% netral. Evaluasi menggunakan confusion matrix menunjukkan F1-score untuk kelas negatif sebesar 76%, positif 33%, dan netral 0%, mengindikasikan ketidakseimbangan kelas sebagai tantangan utama. Penelitian ini berkontribusi pada pengembangan sistem pemantauan kesehatan mental digital berbasis media sosial yang dapat dimanfaatkan oleh tenaga kesehatan dan pemangku kebijakan.

Kata kunci—K-Nearest Neighbor, analisis sentimen, kesehatan mental, TF-IDF, Aplikasi X

1. PENDAHULUAN

Fenomena kesehatan mental menjadi isu global yang semakin mendapat perhatian dalam satu dekade terakhir. Menurut World Health Organization (WHO, 2023), lebih dari 1 miliar orang di dunia mengalami gangguan kesehatan mental, dengan depresi sebagai penyebab utama disabilitas global. Di Indonesia, Kementerian Kesehatan (2022) melaporkan bahwa sekitar 9,8% penduduk usia produktif menunjukkan gejala gangguan kecemasan dan depresi, angka ini meningkat signifikan pascapandemi COVID-19. Dalam konteks tersebut, analisis data digital menjadi sumber baru untuk memahami pola dan tren kesehatan mental secara *real-time*[1].

Media sosial, khususnya Aplikasi X (Twitter), menjadi salah satu platform yang paling banyak digunakan sebagai sumber data riset kesehatan mental. Platform ini menjadi ruang ekspresi terbuka bagi jutaan pengguna untuk mengekspresikan emosi, stres, atau keluhan psikologis. Penelitian oleh Kumar & Gupta (2022) menunjukkan bahwa lebih dari 65% postingan publik tentang kesehatan mental di Twitter mengandung indikasi emosional negatif seperti kecemasan, kesepian, atau depresi. Dengan demikian, media sosial dapat dimanfaatkan sebagai sumber informasi berharga untuk *sentiment analysis* dalam memantau kondisi mental masyarakat[2].

Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan salah satu pendekatan populer dalam analisis sentimen karena kesederhanaannya dalam mengklasifikasikan data berbasis jarak dan kemampuannya beradaptasi pada data teks yang kompleks. Studi oleh Rahman & Sari (2024) membuktikan bahwa KNN menghasilkan akurasi 85–88% dalam mendeteksi sentimen pada data kesehatan mental dari Twitter[3]. KNN juga sering digunakan sebagai *baseline* untuk membandingkan performa algoritma lain seperti Support Vector Machine (SVM) atau Naïve Bayes[4].

Beberapa tantangan utama dalam penerapan KNN untuk analisis sentimen kesehatan mental antara lain: ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) yang menyebabkan kesalahan klasifikasi pada data minoritas, dan dimensi tinggi (*high dimensionality*) pada data teks yang dapat menurunkan efisiensi komputasi. Liu et al. (2021) mengemukakan bahwa penggabungan KNN dengan teknik *dimensionality reduction* seperti PCA atau representasi Word2Vec dapat meningkatkan performa model hingga 10%[5].

Sebagian besar penelitian terdahulu dilakukan pada dataset berbahasa Inggris, sementara konteks budaya dan bahasa lokal memiliki ekspresi emosional yang berbeda. Wijaya & Nurhayati (2022) menekankan pentingnya mengembangkan model analisis sentimen kesehatan mental berbasis bahasa Indonesia, khususnya pada platform X yang digunakan secara luas di Indonesia [6]. Urgensi ini didukung oleh laporan Global Digital Health Market (2024) yang menyebutkan sektor AI for mental health monitoring tumbuh lebih dari 22% per tahun[7].

Penelitian ini berfokus pada pemanfaatan algoritma KNN untuk analisis sentimen kesehatan mental pada Aplikasi X dalam konteks bahasa Indonesia. Tujuannya adalah: (1) mengimplementasikan KNN untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna, (2) mengukur akurasi dan efektivitas metode dalam konteks bahasa Indonesia, dan (3) memberikan rekomendasi pengembangan fitur monitoring kesehatan mental berbasis hasil analisis sentimen[8].

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode eksperimen komputasional untuk menguji performa algoritma KNN dalam mengklasifikasikan sentimen kesehatan mental berdasarkan data teks dari Aplikasi X[9]. KNN digunakan sebagai variabel perlakuan (*independent variable*), sedangkan hasil klasifikasi sentimen (positif, negatif, netral) menjadi variabel terikat (*dependent variable*)[10].

2.1 Pengumpulan Data

Data yang digunakan adalah tweet publik pengguna Aplikasi X berbahasa Indonesia yang mengandung kata kunci terkait kesehatan mental seperti “depresi”, “cemas”, “stres”, “overthinking”, “kesepian”, dan “mental breakdown”. Data dikumpulkan menggunakan Twitter API v2 dengan pustaka Python dalam rentang waktu Januari hingga Agustus 2025, menghasilkan 510 tweet awal[11]. Setelah proses penghapusan data duplikat (11 data) dan validasi data kosong, diperoleh 500 data bersih yang digunakan dalam penelitian ini. Distribusi data pengumpulan ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Distribusi Crawling Data

Rentang Waktu	Jumlah Data
---------------	-------------

Januari – Februari 2025	202
Maret – April 2025	225
Mei – Juni 2025	54
Juli – Agustus 2025	29
Total	510

2.2 Prapemrosesan Teks (Preprocessing)

Tahap prapemrosesan bertujuan untuk membersihkan dan menstandarkan teks agar dapat diolah oleh algoritma KNN[12]. Proses ini meliputi lima tahapan berurutan sebagai berikut:

1. Data Cleaning: menghapus URL, mention (@), tagar (#), emoji, dan tanda baca dari teks tweet.
2. Case Folding: mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil untuk mengurangi variasi kata.
3. Stopword Removal: menghapus kata umum yang tidak bermakna (seperti “dan”, “yang”, “di”) menggunakan pustaka PySastrawi.
4. Tokenisasi: memecah teks menjadi unit-unit kata (token) menggunakan metode `str.split()`.
5. Stemming: mengubah kata ke bentuk dasar menggunakan Sastrawi Stemmer untuk Bahasa Indonesia, serta normalisasi kamus slang Twitter (seperti “bgt” → “banget”, “gk” → “tidak”).

Proses prapemrosesan ini menghasilkan dataset bersih dan terstruktur yang siap digunakan pada tahap implementasi KNN[13]. Tahapan lengkap prapemrosesan ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Contoh Tahapan Preprocessing

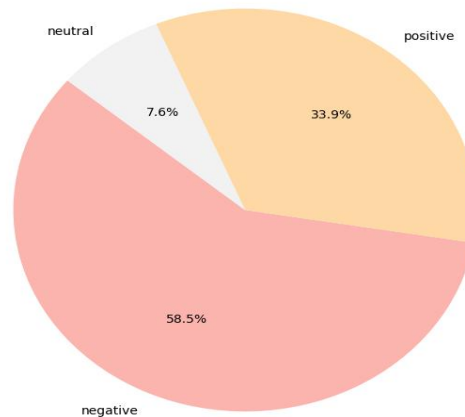
Tahap	Hasil
Data Asli	alhamdulillahnya skrg beneran ga punya bapak kan ya. jadi ada aja orang baik yang mau ngasih figur itu ke adek2 gue...
Cleaning	alhamdulillahnya skrg beneran ga punya bapak kan ya jadi ada aja orang baik yang mau ngasih figur...
Case Folding	alhamdulillahnya skrg beneran ga punya bapak kan ya jadi ada aja orang baik...
Stopword Removal	alhamdulillahnya sekarang beneran tidak punya bapak jadi ada saja orang baik memberi figur...
Stemming	alhamdulillah sekarang benar tidak punya bapak jadi ada saja orang baik beri figur adik adik saya...

2.3 Pelabelan dan Distribusi Sentimen

Data diberi label secara otomatis menggunakan metode Automatic Labeling berdasarkan kandungan emosi teks. Dari 500 data, distribusi sentimen menunjukkan 292 data (58,5%) berlabel negatif, 169 data (33,9%) berlabel positif, dan 38 data (7,6%) berlabel netral.

Distribusi ini mengindikasikan adanya ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) yang menjadi salah satu tantangan utama dalam penelitian ini[14].

Tabel 3. Distribusi Label Sentimen Kesehatan Mental



2.4 Transformasi Data TF-IDF

Data teks yang telah diproses diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*)[15]. Metode ini memberikan bobot setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam dokumen (TF) dan tingkat kepentingannya di seluruh korpus (IDF). Formula TF-IDF dinyatakan sebagai:

$$\text{TF-IDF}(t, d) = \text{TF}(t, d) \times \log(N / \text{DF}(t))$$

di mana N adalah jumlah total dokumen dalam korpus, dan DF(t) adalah jumlah dokumen yang mengandung kata t. Kata-kata yang terlalu umum (seperti “dan”, “yang”, “di”) akan memiliki nilai IDF rendah, sehingga bobotnya dikurangi secara otomatis.

2.5 Pembagian Data dan Pemodelan KNN

Dataset dibagi menjadi 80% data latih (400 data) dan 20% data uji (100 data) menggunakan fungsi *train_test_split* dengan stratifikasi label untuk menjaga proporsi kelas. Algoritma KNN bekerja dengan menghitung jarak antara data uji dengan seluruh data latih, kemudian menentukan kelas berdasarkan mayoritas dari K tetangga terdekat. Nilai K yang diuji berkisar dari 1 hingga 21, dan metrik jarak yang digunakan adalah *cosine similarity* yang lebih cocok untuk data teks berdimensi tinggi.

2.6 Evaluasi Model

Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score berdasarkan confusion matrix. Formula yang digunakan adalah:

$$\text{Accuracy} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$$

$$\text{Precision} = TP / (TP + FP)$$

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN)$$

$$\text{F1-Score} = 2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$$

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengaruh Nilai K terhadap Akurasi

Eksperimen dilakukan dengan memvariasikan nilai K dari 1 hingga 21 menggunakan metrik cosine similarity. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa nilai K berpengaruh signifikan terhadap akurasi model. Akurasi terendah diperoleh pada K=1 (56%) dan akurasi tertinggi pada K=16 (64%). Pola akurasi yang fluktuatif mengindikasikan sensitivitas KNN terhadap pemilihan nilai K pada dataset yang tidak seimbang. Berdasarkan hasil ini, nilai K=16 ditetapkan sebagai parameter optimal dalam penelitian ini[16].

3.2 Distribusi Label dan Data Latih-Uji

Dari 500 data, distribusi pada data latih (400 data) menunjukkan dominasi kelas negatif dengan sekitar 234 data, diikuti kelas positif 135 data, dan netral 31 data. Pada data uji (100 data), distribusinya adalah 58 data negatif, 34 data positif, dan 8 data netral. Ketidakseimbangan ini berpotensi memengaruhi kemampuan model dalam mengklasifikasikan kelas minoritas, terutama kelas netral.

3.3 Hasil Evaluasi Model KNN

Hasil evaluasi model KNN dengan K=16 dan cosine similarity ditunjukkan pada Tabel 3. Model menghasilkan akurasi keseluruhan sebesar 64% pada data uji.

Tabel 3. Hasil Evaluasi Model KNN (K=16, Cosine Similarity)

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif	0.62	0.98	0.76	58
Netral	0.00	0.00	0.00	8
Positif	0.88	0.21	0.33	34
Accuracy			0.64	100
Macro Avg	0.50	0.40	0.36	100
Weighted Avg	0.66	0.64	0.55	100

3.4 Analisis Confusion Matrix

Confusion matrix menunjukkan bahwa dari 58 data uji berlabel negatif, model berhasil mengklasifikasikan 57 data dengan benar (recall 98%). Namun, dari 34 data berlabel positif, hanya 7 yang diklasifikasikan benar (recall 21%), dan 27 lainnya salah diklasifikasikan sebagai negatif. Seluruh 8 data berlabel netral salah diklasifikasikan sebagai negatif (recall 0%). Hal ini mengindikasikan bahwa model cenderung bias terhadap kelas mayoritas (negatif) akibat ketidakseimbangan distribusi kelas dalam dataset[17].

Sebagai uji coba prediksi, tweet baru “Aku merasa sangat cemas dan lelah, semuanya terasa tidak benar lagi.” diklasifikasikan oleh model sebagai sentimen negatif, yang sesuai dengan kandungan emosional kalimat tersebut[18]. Weighted Average yang

mempertimbangkan proporsi data pada setiap kelas menghasilkan Precision 66%, Recall 64%, dan F1-score 55%.

3.5 Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Hasil akurasi 64% yang diperoleh dalam penelitian ini berada di bawah rata-rata yang dilaporkan pada penelitian berbahasa Inggris (85–88%). Perbedaan ini dapat dijelaskan oleh beberapa faktor: (1) dataset yang relatif kecil (500 tweet), (2) ketidakseimbangan kelas yang signifikan, (3) kompleksitas bahasa gaul dan *code-mixing* dalam tweet berbahasa Indonesia, serta (4) penggunaan kamus slang yang belum komprehensif. Penelitian oleh Prasetyo et al. (2023) menunjukkan bahwa kombinasi TF-IDF + KNN dapat mencapai akurasi 88% pada dataset yang lebih besar dan seimbang [19].

4. KESIMPULAN

Implementasi algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dengan nilai $K=16$ dan metrik jarak cosine similarity terbukti dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi sentimen kesehatan mental pada data tweet berbahasa Indonesia dari Aplikasi X, dengan akurasi keseluruhan sebesar 64%.

Model menunjukkan performa yang cukup baik pada kelas negatif (F1-score 76%) namun masih lemah pada kelas positif (F1-score 33%) dan gagal mengklasifikasikan kelas netral (F1-score 0%). Ketidakseimbangan distribusi kelas merupakan tantangan utama yang memengaruhi performa model secara keseluruhan.

Analisis sentimen ini mengungkapkan bahwa mayoritas diskusi kesehatan mental di Aplikasi X bersifat negatif (58,5%), mencerminkan keresahan psikologis pengguna yang relevan sebagai bahan pemantauan digital oleh tenaga kesehatan dan pemangku kebijakan.

5. SARAN

Penelitian selanjutnya disarankan untuk: (1) menerapkan teknik penyeimbangan data seperti SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) guna mengatasi ketidakseimbangan kelas, (2) memperluas kamus slang Twitter Indonesia untuk meningkatkan kualitas prapemrosesan, (3) membandingkan performa KNN dengan algoritma lain seperti SVM, Random Forest, atau model berbasis deep learning seperti IndoBERT, serta (4) memperbesar volume dataset untuk meningkatkan generalisasi model.

Bagi pemangku kepentingan di bidang kesehatan, hasil analisis sentimen ini dapat diintegrasikan sebagai komponen *early warning system* untuk pemantauan kondisi psikososial masyarakat secara real-time, sehingga program intervensi dapat dirancang lebih tepat sasaran.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Aulia, M. Zulfadhilah, S. E. Prastya, and M. S. Pebriadi, "Analyzing Public Sentiment towards Mental Health on Social Media Twitter Using Machine Learning," *POSITIF J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 10, no. 2, pp. 40–48, 2024.
- [2] N. Hayati, S. T. Nowo, B. Suhardi, and R. Rosnelly, "Analisis Sentimen Komentar YouTube Terhadap Isu Kesehatan Mental Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor (KNN)," *Syntax J. Softw. Eng. Comput. Sci. Inf. Technol.*, vol. 6, no. 1, 2025.

- [3] A. R. Isnain, J. Supriyanto, and M. P. Kharisma, "Implementation of K-Nearest Neighbor (K-NN) Algorithm For Public Sentiment Analysis of Online Learning," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.,* vol. 15, no. 2, pp. 121–130, 2021.
- [4] R. D. Kurniawan and J. Muliawan, "Sentiment Analysis of Indonesian Election 2024 Using the K-Nearest Neighbor Method," *J. Tek. Inform.,* vol. 5, no. 2, pp. 653–659, 2024.
- [5] F. A. Wenando, R. Septiadi, R. Gunawan, H. Mukhtar, and Syahril, "K-Nearest Neighbor (KNN) untuk Menganalisis Sentimen terhadap Kebijakan Merdeka Belajar Kampus Merdeka pada Komentar Twitter," *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.,* vol. 3, no. 2, pp. 152–158, 2022.
- [6] Asro'i and H. Februariyanti, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter terhadap Perpanjangan PPKM Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor," *J. Khatulistiwa Inform.,* vol. 10, no. 1, pp. 17–24, 2022.
- [7] S. Ernawati and R. Wati, "Sentiment Analysis of Three-Period Polemics Using K-Nearest Neighbor with TF-IDF Weighting," *J. Ris. Inform.,* vol. 4, no. 3, pp. 215–220, 2022.
- [8] E. S. Marsiani, F. Natsir, R. A. Sihombing, and M. Izzatillah, "Support Vector Machine Based Machine Learning for Sentiment Analysis of User Reviews of the Bibit Application on Google Play Store," *Int. J. Informatics Comput.,* vol. 1, no. 2, pp. 64–71, 2025.
- [9] A. Ilham and W. Pramusinto, "Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Kesehatan Mental pada Twitter Menggunakan Algoritme K-Nearest Neighbor," in *Prosiding SENAFIT (Seminar Nasional Mahasiswa Fakultas Teknologi Informasi),* 2023, pp. 539–547.
- [10] R. Wati and S. Ernawati, "Sentiment Analysis of Mental Health Reviews Using Machine Learning Algorithms," *J. Ris. Inform.,* vol. 8, no. 1, pp. 149–157, 2025.
- [11] R. Puspita and A. Widodo, "Perbandingan Metode KNN, Decision Tree, dan Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Layanan BPJS," *J. Inform. Univ. Pamulang,* vol. 5, no. 4, pp. 646–652, 2021.
- [12] A. Sulistyohati, M. Izzatillah, R. A. Sihombing, and F. Natsir, *Kuasai UML dalam 30 Menit : Rahasia Cepat Membuat Sistem Pemilihan Karyawan Terbaik.* Penerbit Qriset Indonesia, 2025.
- [13] R. A. Sihombing *et al.*, "Expert System for Early Detection of Kidney Disease Through E-Health Using Android-Based Dempster Shafer Algorithm," in *2025 International Conference on Computer Sciences, Engineering, and Technology Innovation (ICoCSETI),* IEEE, 2025, pp. 84–89.
- [14] F. Natsir, A. Abdurahman, and R. A. Sihombing, "Prediction of Alternative Solar Energy Utilization in Internet of Things Based Systems Using Random Forest Algorithm," *Innov. Res. Informatics,* vol. 7, no. 1, 2025.
- [15] F. Natsir and R. A. Sihombing, "Penerapan Metode User Centered Design pada Rancangan User Interface Marketplace Pemasaran Produk Olahan Perikanan," *J. Pract. Comput. Sci.,* vol. 2, no. 2, pp. 56–63, 2022.
- [16] M. Y. Bakhtiar, R. A. Sihombing, and F. Natsir, "Metode Forward Chaining untuk Deteksi Gangguan Kejiwaan Dini," *J. Ris. Sist. dan Teknol. Inf.,* vol. 3, no. 2, pp. 90–99, 2025.
- [17] M. Rivki and A. M. Bachtiar, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor dalam Pengklasifikasian Follower Twitter yang Menggunakan Bahasa Indonesia," *J. Sist. Inf.,* vol. 13, no. 1, pp. 31–37, 2017.

- [18] L. Enjelia, Y. Cahyana, Rahmat, and D. Wahiddin, "Comparison of K-Nearest Neighbors and Naive Bayes Classifier Algorithms in Sentiment Analysis of 2024 Election in Twitter (X)," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 9, no. 3, pp. 946–954, 2025.
- [19] I. Zulfa and E. Winarko, "Sentimen Analisis Tweet Berbahasa Indonesia Dengan Deep Belief Network," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 11, no. 2, pp. 187–198, 2017.