**MIFORTEKH (Jurnal Manajemen Informatika & Teknologi)**
p-ISSN : 2808-7550 (print) e-ISSN : 2798-0235 (online)
Vol. 6, No. 2, Oktober 2026
https://journal.stiestekom.ac.id/index.php/mifortekh

# Implementasi Algoritma Klasifikasi K-Nearest Neighbors untuk Prediksi Risiko Depresi pada Pengguna Media Sosial

**Nanda Natalia[1*], Toni Wijanarko Adi Putra[2], Budi Hartono[3]**
[1,2,3]Department of Informatics, Universitas Sains dan Teknologi Komputer Semarang, Indonesia
Email author: nandanth19@gmail.com, toni.wijanarko@stekom.ac.id, budi@stekom.ac.id

**Article Info**

***Article history:***

Received July 13, 2026
Revised August 8, 2026
Accepted August 11, 2026

***Keywords:***

*Depression,*
*Social Media,*
*K-Nearest Neighbor,*
*Machine Learning,*
*Classification.*

**ABSTRACT**

*This study focuses on developing a classification model to predict the level of depression risk among social media users using machine learning techniques. This research is based on the increasing use of social media, which may have negative impacts on mental health, particularly depression, thus highlighting the importance of early detection. This study applies a quantitative approach using the K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm as the classification method. The dataset used is secondary data obtained from Kaggle, consisting of 481 respondents, including variables related to social media usage behavior and mental health indicators. This research stages include data preprocessing, splitting the dataset into training and testing sets with an 80:20 ratio, model training, and evaluation using accuracy and F1-score metrics. The results show that KNN algorithm is capable of classifying depression risk into several categories, with an accuracy of 38%. This indicates that the model demonstrates an initial classification capability, although its performance still needs improvement. Therefore, further development is required to enhance the model's accuracy in supporting early detection of depression risk based on social media behavioral data.*

***Corresponding Author:***

Nanda Natalia,
Universitas Sains dan Teknologi Komputer
Jl. Majapahit No. 605 Semarang
Email: nandanth19@gmail.com

OPEN ACCESS

## 1. LATAR BELAKANG

Dalam perkembangan teknologi digital telah mengubah pola interaksi sosial masyarakat secara signifikan. Media sosial seperti Instagram, TikTok, Twitter (X), YouTube, dan Facebook menjadi bagian penting dalam kehidupan sehari-hari bagi generasi muda sampai usia lanjut. Di sisi lain, sosial media memberikan kemudahan dalam berkomunikasi dan berbagi informasi. Namun di sisi lain juga, penggunaannya yang berlebihan berpotensi menimbulkan dampak negatif terhadap kesehatan mental. Kuss dan Griffiths (2017) menyatakan bahwa intensitas penggunaan media sosial yang tinggi dapat menyebabkan ketergantungan serta memengaruhi kesejahteraan psikologis individu.

Dalam kondisi tertentu, depresi dapat berkembang menjadi gangguan yang serius hingga meningkatkan resiko bunuh diri. Menurut World Health Organization (WHO, 2023), bahwa sekitar 280 juta penduduk dunia mengalami depresi dan kondisi ini diperkirakan akan menjadi salah satu penyebab utama

beban penyakit serta kematian pada masa mendatang. Selain itu, Handayani dan Nuraini (2021) melaporkan bahwa tingginya intensitas penggunaan sosial media berhubungan dengan meningkatknya kecenderungan munculnya gejala depresi pada penggunanya.

Depresi tidak hanya memengaruhi kondisi psikologis, tetapi juga berdampak pada berbagai aspek kehidupan, seperti menurunnya prestasi, kreativitas, produktivitas, serta kemampuan seseorang dalam menjalankan aktivitas sehari-hari yang sebelumnya dianggap menyenangkan (Purwanto, Sri, & Tamad, 2022). Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan yang mampu membantu proses identifikasi risiko depresi secara lebih cepat dan objektif melalui pemanfaatan teknologi.

Mengingat kompleksitas gejala depresi yang sulit diidentifikasi secara manual, pendekatan berbasis data melalui machine learning dapat menjadi solusi alternatif untuk deteksi dini yang lebih sistematis. Salah satu pendekatan yang dapat diterapkan adalah **Machine Learning**, yang mampu mengolah data untuk menemukan pola hubungan antara perilaku penggunaan media sosial dan kondisi kesehatan mental pengguna. Dalam penelitian ini, algoritma **K-Nearest Neighbor (KNN)** dipilih sebagai metode klasifikasi karena kesederhanaanya dalam kemudahan implementasi, serta kemampuannya bekerja pada data dengan pola non-linear tanpa memerlukan asumsi distribusi data tertentu dan mampu mengelompokkan data berdasarkan tingkat kemiripan antar atribut sehingga sesuai digunakan untuk mengidentifikasi kemungkinan tingkat risiko depresi (Abimanyu, Bahtiar, & Adi Sarwoko, 2023).

Penelitian ini menggunakan dataset sekunder dari Kaggle yang terdiri dari 481 responden, mencakup variabel perilaku penggunaan media sosial serta indikator kondisi psikologis seperti stres, kecemasan, gangguan tidur, dan kesepian. Model KNN digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat risiko depresi ke dalam beberapa kategori.

Penelitian ini bertujuan untuk membangun model klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) guna mengidentifikasi tingkat risiko depresi berdasarkan data perilaku penggunaan media sosial, serta mengevaluasi performa model yang dihasilkan. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi alternatif pendekatan dalam mendukung deteksi dini risiko depresi berbasis data.

## 2. KAJIAN TEORITIS

Perkembangan teknologi digital telah membawa perubahan besar dalam kehidupan masyarakat, terutama melalui meningkatnya penggunaan media sosial sebagai sarana komunikasi dan pertukaran informasi. Di samping memberikan berbagai kemudahan, penggunaan media sosial yang tidak terkendali juga dapat memengaruhi kondisi psikologis pengguna. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa intensitas penggunaan media sosial yang tinggi berpotensi meningkatkan risiko munculnya masalah kesehatan mental, seperti kecemasan, stres, hingga depresi. Menurut Kuss dan Griffiths (2017), penggunaan media sosial secara berlebihan dapat menimbulkan perilaku adiktif yang berdampak pada menurunnya kesejahteraan psikologis. Kondisi tersebut juga berkaitan dengan fenomena *social comparison* dan *social validation*, yaitu kecenderungan individu membandingkan dirinya dengan orang lain melalui konten di media sosial sehingga dapat memunculkan perasaan kurang percaya diri maupun ketidakpuasan terhadap diri sendiri.

Depresi merupakan salah satu gangguan kesehatan mental yang ditandai dengan perasaan sedih berkepanjangan, kehilangan minat, serta penurunan fungsi sosial. World Health Organization (WHO) menyatakan bahwa depresi menjadi salah satu penyebab utama penurunan kualitas hidup secara global. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan yang mampu mendeteksi risiko depresi secara lebih dini dan sistematis.

Salah satu pendekatan yang dapat dimanfaatkan adalah teknik klasifikasi dalam *machine learning*. Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) merupakan metode klasifikasi yang menentukan kelas suatu data berdasarkan tingkat kedekatan atau kemiripannya dengan data lain yang telah diketahui kelasnya. Menurut Sudarsono dan Lestari (2020), KNN memiliki keunggulan karena proses implementasinya relatif sederhana,

tidak memerlukan asumsi distribusi data tertentu, serta mampu mengelompokkan data berdasarkan jarak antar atribut menggunakan perhitungan kedekatan.

Beberapa penelitian sebelumnya telah memanfaatkan algoritma KNN dalam klasifikasi data kesehatan mental. Penelitian oleh Lestari dan Pratama (2023) menunjukkan bahwa algoritma KNN dapat digunakan untuk memprediksi tingkat kesehatan mental dengan hasil yang cukup baik, meskipun performa model dipengaruhi oleh pemilihan parameter dan karakteristik data. Selain itu, penelitian lain juga menunjukkan bahwa metode KNN efektif digunakan pada data survei, namun memiliki keterbatasan dalam membedakan kelas yang memiliki karakteristik serupa.

Berdasarkan kajian teori dan hasil penelitian terdahulu, dapat disimpulkan bahwa penggunaan algoritma KNN memiliki potensi dalam mengklasifikasikan tingkat risiko depresi berdasarkan data perilaku penggunaan media sosial. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode KNN dalam mengidentifikasi tingkat risiko depresi serta mengevaluasi performa model yang dihasilkan pada data survei yang bersifat kompleks dan subjektif.

## 3. LANDASAN TEORI & PENELITIAN TERDAHULU

Media sosial telah menjadi salah satu sarana yang tidak dapat dipisahkan dari aktivitas masyarakat sehari-hari, terutama dalam mendukung proses komunikasi dan bertukar informasi. Namun, penggunaan sosial media yang berlebihan juga dapat menimbulkan dampak negatif terhadap kesehatan mental, salah satunya adalah depresi. Individu yang terlalu sering menggunakan media sosial cenderung lebih rentan mengalami kecemasan, stres, dan perasaan rendah diri akibat proses perbandingan sosial.

Penelitian yang dilakukan oleh Jusriadi (2025) melalui jurnal *Hubungan Antara Intensitas Penggunaan Media Sosial Dengan Gejala Depresi Pada Mahasiswa FKM UMI* menemukan adanya hubungan yang signifikan antara tingkat penggunaan sosial media dengan munculnya gejala depresi pada mahasiswa FKM tersebut. Hasil penelitian Jusriadi (2025) tersebut menunjukkan bahwa durasi penggunaan sosial media memiliki hubungan yang signifikan terhadap gejala depresi dengan nilai signifikansi sebesar p=0,000, sementara frekuensi penggunaan media sosial menunjukkan nilai signifikansi sebesar p=0,001. Temuan ini mengindikasikan bahwa semakin tinggi penggunaan sosial media, maka semakin meningkatnya kemungkinan munculnya gejala depresi pada pengguna. Temuan tersebut menjadi dasar bahwa data perilaku penggunaan sosial media dapat dimanfaatkan sebagai indikator dalam mengidentifikasi tingkat risiko depresi melalui pendekatan berbasis data.

Machine learning merupakan salah satu cabang kecerdasan buatan yang berfokus pada kemampuan sistem komputer mengenali pola dari data dan menghasilkan prediksi secara otomatis. Dalam bidang kesehatan mental, machine learning banyak digunakan untuk mengidentifikasi pola yang berkaitan dengan depresi, kecemasan, dan gangguan psikologis lainnya.

Pemanfaatan machine learning dalam deteksi depresi memberikan keuntungan karena mampu menganalisis data dengan jumlah besar serta mengungkap pola atau hubungan antar variable yang sulit ditemukan melalui analisis secara konvensional. Dengan pendekatan ini, proses deteksi dini risiko depresi dapat dilakukan secara lebih cepat, objektif, dan terukur. Sedangkan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) merupakan salah satu metode dalam *machine learning* yang digunakan untuk melakukan proses klasifikasi dengan memanfaatkan tingkat kemiripan atau kedekatan antar data. Pada proses klasifikasi, data baru akan ditentukan kelasnya berdasarkan pola mayoritas dari sejumlah data yang memiliki jarak terdekat dengan data tersebut. Perhitungan tingkat kedekatan antar data pada algoritma KNN umumnya menggunakan pendekatan jarak, salah satunya yaitu *Euclidean Distance*.

KNN menjadi salah satu algoritma yang banyak diterapkan dalam berbagai penelitian klasifikasi karena memiliki mekanisme kerja yang sederhana dan mudah dipahami. Selain itu, algoritma ini tidak bergantung pada asumsi tertentu mengenai bentuk distribusi data serta memiliki kemampuan dalam menangani pola hubungan data yang bersifat kompleks atau tidak linear. Karakteristik tersebut menjadikan KNN sebagai salah

satu metode yang relevan untuk diterapkan dalam proses klasifikasi pada bidang kesehatan, termasuk dalam analisis dan prediksi risiko gangguan kesehatan mental seperti depresi.

Pada penelitian yang dilakukan oleh Attagantari (2025) dalam jurnal Prediksi Tingkat Risiko Depresi Pada Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk memprediksi tingkat risiko depresi pada mahasiswa. Penelitian tersebut menggunakan data kuesioner yang terdiri dari 300 responden dengan tiga kategori risiko depresi, yaitu normal, ringan, dan berat. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model KNN mampu menghasilkan akurasi sebesar 84%, presisi sebesar 88%, dan recall sebesar 82%, sehingga dinilai cukup efektif sebagai alat bantu skrining awal kondisi psikologis mahasiswa.

Selain itu, penelitian oleh Maulana (2025) dalam jurnal Prediksi Risiko Depresi pada Mahasiswa Menggunakan Algoritma Random Forest Berdasarkan Data Akademik dan Gaya Hidup, menggunakan algoritma Random Forest untuk memprediksi risiko depresi mahasiswa menggunakan Student Depression Dataset dari Kaggle. Hasil penelitian menunjukkan performa yang sangat tinggi dengan nilai akurasi, precision, recall, dan F1-score sebesar 97%. Penelitian tersebut juga menunjukkan bahwa kualitas preprocessing data dan penanganan ketidakseimbangan kelas memiliki pengaruh besar terhadap peningkatan performa model.

Berdasarkan penelitian-penelitian tersebut, dapat diketahui bahwa ada faktor-faktor yang mungkin menyebabkan perbedaan performa, misalnya perbedaan jumlah kelas, karakteristik dataset, atau metode pada saat preprocessing yang menjadikan data perilaku dan kondisi psikologis memiliki potensi untuk digunakan dalam proses prediksi depresi menggunakan metode machine learning. Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya terletak pada penggunaan dataset perilaku pengguna media sosial yang diperoleh dari Kaggle dan penerapan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk mengklasifikasikan tingkat risiko depresi ke dalam beberapa kategori. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai kemampuan KNN dalam mengidentifikasi risiko depresi berdasarkan perilaku penggunaan media sosial.

## 4. METODE PENELITIAN

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah penelitian kuantitatif dengan pendekatan *cross sectional* yang bertujuan untuk menganalisis klasifikasi tingkat depresi berdasarkan penggunaan media sosial dalam satu periode waktu tertentu.

Data yang digunakan merupakan data sekunder yang diperoleh dari platform Kaggle, berupa dataset survei terkait penggunaan media sosial dan kondisi kesehatan mental. Dataset terdiri dari 481 responden dengan sejumlah variabel yang mencakup karakteristik demografis seperti usia dan jenis kelamin, variabel perilaku penggunaan media sosial seperti durasi penggunaan, serta indikator psikologis seperti tingkat distraksi, kecemasan, gangguan konsentrasi, dan perasaan kesepian.

Karena data yang digunakan merupakan data sekunder yang telah tersedia, penelitian ini tidak menggunakan teknik pengambilan sampel seperti *simple random sampling*. Seluruh data dalam dataset digunakan sebagai objek penelitian (*total sampling*), sehingga analisis dilakukan langsung terhadap data yang tersedia.

Pengolahan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python melalui aplikasi Jupyter Notebook. Tahapan pengolahan data meliputi preprocessing data, transformasi variabel kategorik menjadi numerik, normalisasi fitur, serta pembagian data menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80:20.

Metode klasifikasi yang digunakan adalah algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Pemilihan nilai parameter k dilakukan melalui pengujian beberapa nilai untuk memperoleh performa model yang optimal.

Berdasarkan hasil pengujian awal, nilai k = 30 digunakan sebagai parameter karena menghasilkan performa yang relatif lebih stabil dibandingkan nilai K lainnya. Pemilihan nilai K perlu diperhatikan karena nilai K yang terlalu rendah dapat menyebabkan model lebih mudah terpengaruh oleh keberadaan noise pada data, sedangkan nilai K yang terlalu besar berpotensi mengurangi kemampuan algoritma dalam mengenali karakteristik pola lokal dari setiap kelas data.

Pengujian model dilakukan menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, F1-score, serta cross validation yang bertujuan untuk mengukur kinerja model secara menyeluruh. Hasil analisis kemudian disajikan dalam bentuk tabel dan narasi untuk memudahkan interpretasi.

### 4.1 Teknik Pengolahan Data

Tahapan pengolahan data dalam penelitian ini mencakup:

1. **Seleksi Data**
   Memilih data yang relevan dari dataset Kaggle yang berkaitan dengan perilaku penggunaan media sosial dan indikator kesehatan mental.
2. **Preprocessing**
   Membersihkan data dari nilai yang tidak konsisten, menangani data yang hilang (*missing values*), serta memastikan format data sesuai untuk proses analisis.
3. **Transformasi Data**
   Mengubah data variabel kategorik menjadi bentuk numerik agar dapat diproses oleh algoritma, seperti pada durasi menggunakan media sosial
4. **Pembagian Data**
   Membagi dataset menjadi data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*) dengan perbandingan 80:20 dimana data latih digunakan untuk membangun model, sedangkah data uji digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam melakukan prediksi terhadap data baru.
5. **Klasifikasi**
   Melakukan proses klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dengan parameter k = 30. Penentuan kelas dilakukan berdasarkan mayoritas dari 30 tetangga terdekat dengan menggunakan perhitungan jarak Euclidean.
6. **Evaluasi**
   Tahap evaluasi menggunakan confusion matrix dengan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score, serta cross validation untuk menguji performa model secara lebih menyeluruh.

**Tabel 1. Pembagian Dataset**

| Sumber Data | Kaggle |
|---|---|
| **Jenis Data** | **Data Sekunder** |
| Jumlah data sebelum Preprocessing | 481 |
| Jumlah data sesudah Preprocessing | 481 |
| Data Latih (80%) | 385 Data |
| Data Uji (20%) | 96 Data |

Berdasarkan Tabel diatas, dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 481 data. Data tersebut kemudian dibagi menjadi data training sebesar 80% dan data testing sebesar 20%. Langkah pertama dengan menentukan jumlah data training dengan mengalikan total data dengan 80%. ari total 481 data, diperoleh: 80% × 481 = 384,8 ≈ 385 data, Selanjutnya, jumlah data testing dihitung dengan mengalikan total data dengan 20%, yaitu: 20% × 481 = 96,2 ≈ 96 data. Hasil perhitungan kemudian dibulatkan ke bilangan terdekat agar jumlah data tetap berupa bilangan bulat. Setelah itu, data dibagi secara acak (random) ke dalam dua bagian, yaitu 385 data sebagai data training dan 96 data sebagai data testing. Pembulatan dilakukan untuk memastikan jumlah data tetap berupa bilangan bulat tanpa mengubah total dataset untuk memastikan bahwa model dapat dilatih dan dievaluasi secara optimal.

Menurut Lestari dan Pratama (2023), pembagian data dengan rasio 80:20 mampu memberikan hasil evaluasi yang stabil karena model memiliki cukup data untuk belajar pola, sekaligus tetap diuji pada data yang

belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan demikian, dalam penggunaan rasio ini diharapkan dapat menghasilkan model yang memiliki kemampuan memprediksi data baru yang lebih optimal.

### 4.2 Metode Pelabelan

Pelabelan tingkat depresi dalam penelitian ini dilakukan berdasarkan total skor yang diperoleh dari beberapa indikator psikologis yang terdapat dalam dataset, antara lain:

1. *Social media distraction*
2. *Restless without social media*
3. *Easily distracted scale*
4. *Bothered by worries scale*

Total skor diperoleh dengan menjumlahkan seluruh indikator psikologis pada setiap responden. Berdasarkan distribusi skor yang dihasilkan, kategori tingkat depresi dibagi menjadi lima kelas sebagai berikut:

**Tabel 2. Distribusi Frekuensi dalam penggunaan Sosial Media**

| Rentang Skor | Kategori |
|---|---|
| Skor sangat rendah | Kelas 1 – Sangat Rendah |
| Skor rendah | Kelas 2 – Rendah |
| Skor sedang | Kelas 3 – Sedang |
| Skor tinggi | Kelas 4 – Tinggi |
| Skor sangat tinggi | Kelas 5 – Sangat Tinggi |

Pembagian rentang skor dilakukan dengan pendekatan interval yang membagi total skor minimum dan maksimum menjadi lima bagian yang sama. Metode ini digunakan untuk menghasilkan distribusi kelas yang lebih seimbang dan mempermudah proses klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor.

Dengan adanya proses pelabelan ini, setiap responden memiliki satu label tingkat depresi yang kemudian digunakan sebagai target dalam proses klasifikasi.

Setiap indikator dinilai menggunakan skala Likert 1–5, dimana nilai yang lebih tinggi menunjukkan tingkat gangguan psikologis yang lebih besar.

### 4.3 Proses Transformasi

Sebelum proses klasifikasi dilakukan, dataset melalui tahap preprocessing yang meliputi:

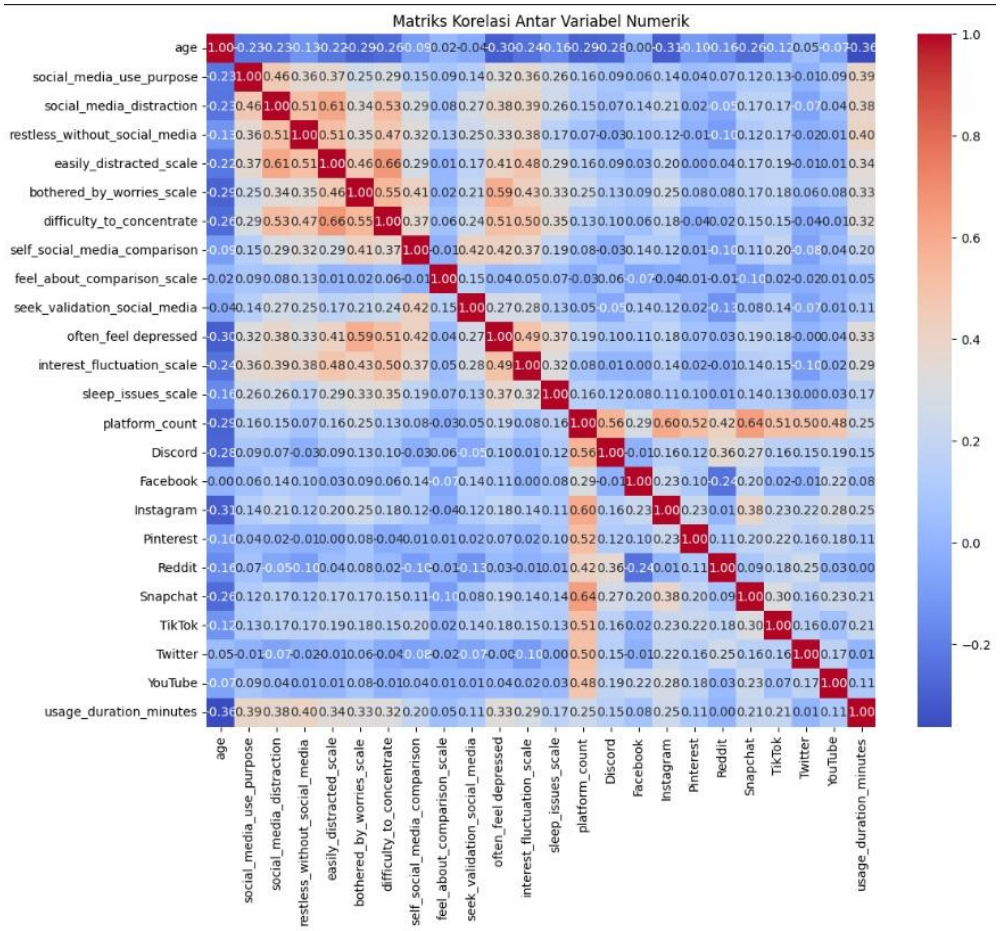
1. Transformasi variabel kategorik seperti *gender* dan *relationship* menjadi numerik.
2. Normalisasi fitur numerik untuk menyamakan skala data.
3. Penghapusan atau penyesuaian data yang tidak relevan.
4. Membagi dataset menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20.

Transformasi ini penting karena algoritma K-Nearest Neighbor bekerja berdasarkan perhitungan jarak numerik antar data.

### 4.4 Analisis Korelasi Antar Variabel

Sebelum melakukan proses klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN), perlu dilakukan analisis korelasi antar variabel untuk mengetahui hubungan antar fitur yang digunakan dalam

penelitian. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi variabel yang memiliki hubungan kuat terhadap indikator depresi serta melihat kemungkinan adanya keterkaitan antar fitur dalam dataset. Hasil analisis korelasi disajikan pada Gambar 1




**Gambar 1. Kolerasi antar variabel**

Berdasarkan Gambar 1, terlihat bahwa beberapa indikator psikologis memiliki hubungan positif yang cukup kuat dengan variabel ***often_feel_depressed*** sebagai representasi kondisi depresi responden. Variabel ***bothered_by_worries_scale*** menunjukkan korelasi sebesar **0,59**, sedangkan ***difficulty_to_concentrate*** memiliki korelasi sebesar **0,51** dan ***interest_fluctuation_scale*** sebesar **0,49**. Hasil ini menunjukkan bahwa responden yang lebih sering merasa khawatir, mengalami kesulitan berkonsentrasi, dan memiliki perubahan minat yang tidak stabil cenderung memiliki tingkat depresi yang lebih tinggi.

Selain itu, variabel ***easily_distracted_scale*** memiliki korelasi sebesar **0,41**, sedangkan ***restless_without_social_media*** menunjukkan korelasi sebesar **0,38** terhadap tingkat depresi. Temuan ini mengindikasikan bahwa gangguan konsentrasi dan ketergantungan terhadap media sosial memiliki hubungan dengan meningkatnya risiko depresi pada responden.

Dari sisi penggunaan media sosial, variabel ***usage_duration_minutes*** memiliki korelasi positif sebesar **0,33** terhadap tingkat depresi. Nilai tersebut menunjukkan hubungan yang relatif lemah hingga sedang, namun tetap mengindikasikan bahwa intensitas waktu dalam penggunaan media sosial, kecenderungan gejala depresi juga meningkat. Temuan ini sejalan dengan penelitian Jusriadi, Yusuf, dan Rahman (2024) yang menemukan adanya korelasi antara intensitas penggunaan sosial media dengan gejala depresi pada pengguna.

Secara keseluruhan, hasil analisis korelasi menunjukkan bahwa variabel psikologis memiliki hubungan yang lebih kuat terhadap tingkat depresi dibandingkan variabel penggunaan platform media sosial tertentu. Dalam penelitian ini menunjukkan bahwa kondisi psikologis responden menjadi faktor yang lebih mendominasi dalam proses klasifikasi tingkat depresi dibandingkan jenis media sosial yang digunakan. Oleh karena itu, variabel-variabel tersebut berkontribusi penting dalam membentuk model klasifikasi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN).

### 4.5 Pengujian parameter K & Proses Klasifikasi

Salah satu parameter penting dalam algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) adalah nilai K yang menunjukkan jumlah tetangga terdekat yang digunakan dalam proses klasifikasi. Pemilihan nilai K yang tepat dapat memengaruhi performa model karena berkaitan dengan kemampuan model dalam mengenali pola data. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan pengujian beberapa nilai K untuk menentukan parameter yang menghasilkan performa terbaik. Hasil pengujian parameter K terhadap nilai akurasi ditunjukkan pada Tabel 3.

**Tabel 3. Hasil Pengujian Parameter K pada Algoritma K-Nearest Neighbor**

| Nilai K | Accuracy |
|---|---|
| 5 | 29% |
| 10 | 31% |
| 15 | 34% |
| 20 | 35% |
| 25 | 37% |
| 30 | 38% |
| 35 | 36% |
| 40 | 35% |

Berdasarkan Tabel 3, nilai akurasi mengalami peningkatan seiring bertambahnya nilai K dari 5 hingga 30. Akurasi tertinggi diperoleh pada nilai K = 30 dengan nilai sebesar 38%. Setelah nilai K melebihi 30, performa model mengalami penurunan menjadi 36% pada K = 35 dan 35% pada K = 40.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa nilai K = 30 merupakan parameter yang paling optimal diantara parameter lainnya pada dataset yang digunakan dalam penelitian ini. Oleh karena itu, nilai K = 30 dipilih dan digunakan dalam proses klasifikasi tingkat depresi pada tahap selanjutnya. Pemilihan nilai K yang terlalu kecil berpotensi menyebabkan model menjadi lebih sensitif terhadap variasi data, sedangkan nilai K yang terlalu besar juga berpotensi mengurangi kemampuan model dalam membedakan karakteristik antar kelas.

Proses klasifikasi dilakukan dengan menghitung jarak Euclidean antara data uji dan data latih. Nilai jarak ini digunakan untuk menentukan kedekatan antar data. Selanjutnya, sebanyak **k = 30 tetangga terdekat** dipilih untuk menentukan label klasifikasi berdasarkan mayoritas kelas. Tahapan ini diproses secara otomatis dalam sistem menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Berikut merupakan rumus perhitungan jarak Euclidean:

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - y_i)^2}$$

Keterangan:

$d(x,y)$ = jarak antara data uji dan data latih

$x_1 = nilai\ atribut\ data\ uji$

$y_1 =$ nilai atribut data latih

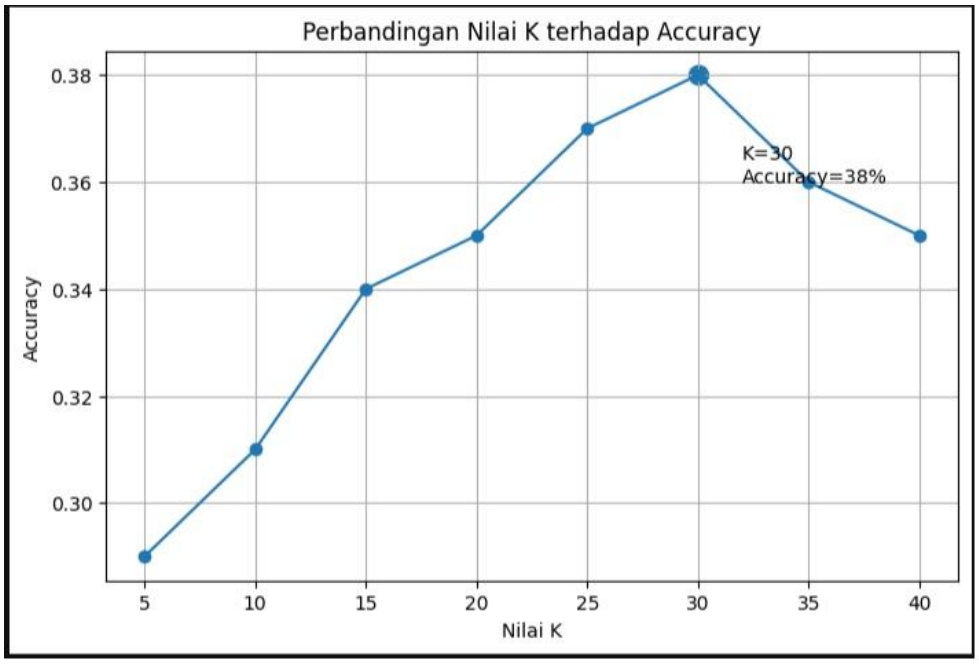
n = jumlah atribut

Dataset dibagi menjadi:

a. 80% sebagai data training
b. 20% sebagai data testing

Nilai parameter yang digunakan dalam penelitian ini adalah **k = 30**, Pemilihan nilai k = 30 dalam penelitian ini didasarkan pada pertimbangan untuk memperoleh hasil klasifikasi yang lebih stabil. Nilai k yang lebih besar cenderung mengurangi pengaruh noise atau data yang menyimpang, sehingga keputusan klasifikasi tidak hanya dipengaruhi oleh beberapa data terdekat saja. Dengan menggunakan k = 30, diharapkan model dapat menghasilkan prediksi yang lebih representatif terhadap pola data secara keseluruhan.

Hasil pengujian beberapa nilai K terhadap tingkat akurasi model ditunjukkan pada Gambar 2.




**Gambar 2. Perbandingan Nilai K terhadap Accuracy**

Berdasarkan Gambar 2, terlihat bahwa nilai akurasi mengalami peningkatan seiring bertambahnya nilai K hingga mencapai titik tertinggi pada **K = 30** dengan akurasi sebesar **38%**. Pada nilai K yang lebih kecil, akurasi model masih relatif rendah karena proses klasifikasi lebih dipengaruhi oleh sejumlah kecil tetangga terdekat sehingga lebih sensitif terhadap variasi data. Setelah mencapai K = 30, nilai akurasi mulai mengalami penurunan, yang menunjukkan bahwa penggunaan jumlah tetangga yang terlalu banyak dapat mengurangi kemampuan model dalam membedakan karakteristik antar kelas.

Hasil tersebut menunjukkan bahwa **K = 30 merupakan parameter yang paling optimal** pada dataset yang digunakan dalam penelitian ini. Oleh karena itu, nilai K tersebut dipilih sebagai parameter utama dalam proses klasifikasi tingkat depresi menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). Pemilihan parameter ini diharapkan mampu memberikan keseimbangan antara stabilitas model dan kemampuan dalam mengenali pola data yang tersedia.

### 4.6 Hasil Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, F1-score, serta cross validation.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa:

**Tabel 4. Hasil evaluasi model**

| | |
|---|---|
| Accuracy | 38% |
| Macro F1-Score | 38% |
| Weighted F1-Score | 36% |
| Cross validation | 32% |

Rata-rata pada nilai Macro f1-score menunjukkan performa pada seluruh kelas tanpa mempertimbangkan distribusi data, sedangkan Weighted F1-Score memperhitungkan proporsi jumlah data yang ditemukan untuk masing-masing kelas. Hasil cross validation yang tidak jauh berbeda dengan hasil test set menunjukkan bahwa model memiliki konsistensi performa dan tidak mengalami overfitting

Berdasarkan sumber data yang diuji dalam penelitian ini, distribusi tingkat depresi responden dapat dilihat dalam Tabel 5 yang menunjukkan persentase jumlah setiap kategori depresi.

**Tabel 5. Distribusi Tingkat Depresi**

| Tingkat Depresi | Jumlah | Persentase |
|---|---|---|
| Kelas 1 (Sangat Rendah) | 60 | 12,47% |
| Kelas 2 (Rendah) | 83 | 17,26% |
| Kelas 3 (Sedang) | 117 | 24,32% |
| Kelas 4 (Tinggi) | 116 | 24,11% |
| Kelas 5 (Sangat Tinggi / Berat) | 105 | 21,83% |
| **Total** | **481** | **100%** |

Berdasarkan distribusi data pada Tabel 5, terlihat bahwa sebagian besar responden berada pada kategori depresi sedang, tinggi, dan sangat tinggi. Meskipun distribusi data tidak sepenuhnya tidak seimbang, terdapat konsentrasi data pada kelas menengah hingga atas, yang berpotensi menyebabkan model cenderung bias terhadap kelas-kelas tersebut. Kondisi ini dapat mengurangi kemampuan model dalam mengklasifikasikan kelas dengan jumlah data yang lebih sedikit, seperti kelas sangat rendah. Akibatnya, nilai evaluasi seperti Macro F1-Score yang memperhitungkan semua kelas secara merata menjadi relatif rendah.

Rendahnya performa model tersebut dapat dipengaruhi beberapa faktor. Salah satunya adalah kompleksitas permasalahan klasifikasi yang melibatkan lima kelas tingkat depresi. Semakin banyak jumlah kelas dalam suatu model klasifikasi, maka semakin sulit bagi algoritma untuk membedakan karakteristik masing-masing kelas, terutama jika perbedaan antar kelas bersifat tipis atau memiliki pola yang saling tumpang tindih. Dalam konteks penelitian ini, indikator psikologis seperti kecemasan, distraksi, dan gangguan konsentrasi cenderung memiliki hubungan yang saling berkaitan, sehingga batas antar kelas menjadi tidak tegas.

Selain itu, Berdasarkan hasil evaluasi model pada Tabel 4, model K-Nearest Neighbor (KNN) yang diuji dalam penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 38%, dengan nilai Macro F1-Score sebesar 38%, Weighted F1-Score sebesar 36%, serta nilai cross validation sebesar 32% Hasil ini mengindikasikan bahwa model kurang stabil terhadap variasi data. Hal ini dapat disebabkan oleh ketidakseimbangan distribusi kelas atau

representasi fitur yang kurang optimal yang menyebabkan performa model ini dalam mengklasifikasikan tingkat depresi masih tergolong rendah dan belum optimal.

Faktor lain yang memengaruhi hasil adalah pemilihan parameter **k = 30** pada algoritma KNN. Nilai k yang relatif besar cenderung membuat model lebih bersifat generalisasi, yaitu dengan mempertimbangkan lebih banyak tetangga dalam menentukan kelas. Meskipun hal ini dapat mengurangi sensitivitas terhadap noise, namun di sisi lain dapat mengaburkan pola lokal yang sebenarnya penting untuk membedakan antar kelas. Dengan demikian, kemungkinan nilai k = 30 belum merupakan nilai optimal untuk dataset yang digunakan dalam penelitian ini.

Dari sisi karakteristik algoritma, KNN merupakan metode berbasis jarak yang sangat bergantung pada representasi fitur. Jika fitur yang digunakan memiliki skala, distribusi, atau relevansi yang kurang optimal, maka perhitungan jarak antar data menjadi kurang representatif terhadap perbedaan kelas yang sebenarnya. Hal ini dapat menyebabkan data dari kelas yang berbeda terlihat "dekat" secara matematis, sehingga meningkatkan potensi kesalahan klasifikasi.

Secara praktis, hasil akurasi sebesar 38% menunjukkan bahwa model yang dibangun belum cukup akurat untuk digunakan sebagai sistem prediksi utama dalam mendeteksi tingkat depresi. Namun demikian, model ini masih memiliki nilai sebagai alat eksplorasi awal untuk mengidentifikasi pola hubungan antara perilaku penggunaan media sosial dan kondisi psikologis pengguna. Hasil ini juga memberikan gambaran bahwa pendekatan berbasis machine learning pada data survei kesehatan mental memerlukan pengolahan data dan pemilihan fitur yang lebih mendalam.

Dengan demikian, penelitian ini menegaskan bahwa performa model tidak hanya ditentukan oleh algoritma yang digunakan, tetapi juga sangat dipengaruhi oleh kualitas data, distribusi kelas, serta pemilihan parameter model. Dengan demikian, diperlukan upaya pengembangan lebih lanjut, salah satunya melalui optimasi nilai k, seleksi fitur, serta eksplorasi metode klasifikasi lain untuk meningkatkan kinerja model dalam penelitian selanjutnya.

## 5. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan hasil evaluasi model, Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) memperoleh tingkat akurasi sebesar 38%, yang menunjukkan bahwa performa model dalam mengklasifikasikan tingkat depresi masih tergolong rendah dan belum optimal. Meskipun akurasi 38% tergolong rendah, nilai ini masih lebih baik dibandingkan prediksi acak dengan 5 kelas (20%). Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang lebih baik dari tebakan acak, namun belum cukup untuk aplikasi praktis.

Rendahnya akurasi tersebut dapat dijelaskan oleh beberapa faktor. Pertama, penelitian ini mengelompokkan data kedalam lima kelas seperti tingkat depresi, sehingga meningkatkan kompleksitas proses klasifikasi. Semakin banyak kelas, maka batas antar kategori menjadi semakin sempit dan sulit dipisahkan oleh model. Kedua, terdapat kemiripan karakteristik antar kelas, khususnya pada kategori depresi sedang, tinggi, dan sangat tinggi, yang menyebabkan algoritma kesulitan dalam menentukan keputusan klasifikasi yang tepat.

Selain itu, karakteristik data juga berpengaruh terhadap performa model. Dataset yang berasal dari survei perilaku pengguna media sosial cenderung bersifat subjektif dan memiliki variasi yang tinggi antar responden. Hal ini menyebabkan distribusi data tidak terpisah secara jelas, sehingga menyulitkan algoritma berbasis jarak seperti KNN dalam mengidentifikasi kedekatan antar data secara optimal.

Jika dibandingkan dengan penelitian Lestari dan Pratama (2023), performa KNN dalam penelitian ini tergolong lebih rendah. Pada penelitian tersebut, KNN menunjukkan hasil yang lebih optimal dan bahkan jika dibandingkan dengan algoritma lain seperti Random forest. Perbedaan ini kemungkinan disebabkan oleh perbedaan karakteristik dataset (data klinis & survei perilaku), lalu pada jumlah kelas yang digunakan (2 kelas & 5 kelas), serta proses pemilihan parameter model, dimana semakin banyak kelas semakin tinggi kompleksitas klasifikasi. Dataset pada penelitian sebelumnya diduga memiliki pola yang lebih terpisah atau

fitur yang lebih representatif, sehingga memudahkan proses klasifikasi. Selain itu, penggunaan algoritma pembanding seperti Decision Tree menunjukkan bahwa pemilihan metode sangat bergantung pada struktur data, di mana beberapa algoritma dapat bekerja lebih optimal pada kondisi tertentu.

Berdasarkan hasil penelitian, peforma algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) bergantung pada karakterisitik data yang menjadi objek analisis . Menurut Nurdiansyah dkk. (2024), tingkat akurasi KNN dapat bervariasi tergantung pada kualitas data, pemilihan fitur, serta distribusi kelas dalam dataset. Pada penelitian ini, kompleksitas data, jumlah kelas yang relatif banyak, serta adanya kemiripan karakteristik antar kategori depresi menyebabkan model mengalami kesulitan dalam membedakan setiap kelas secara optimal. Kondisi tersebut berpengaruh terhadap hasil klasifikasi yang diperoleh sehingga akurasi model masih tergolong rendah dibandingkan dengan performa yang diharapkan.

Secara praktis, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma KNN masih dafpat digunakan untuk mengidentifikasi pola awal tingkat depresi berdasarkan perilaku penggunaan media sosial, namun belum cukup akurat untuk dijadikan sebagai sistem prediksi utama. Model yang dihasilkan lebih tepat digunakan sebagai alat bantu awal (screening) dalam mendeteksi risiko depresi.

Implikasi dari penelitian ini adalah perlunya pengembangan lebih lanjut, seperti optimasi nilai parameter k, seleksi fitur yang lebih relevan, serta penggunaan atau perbandingan dengan algoritma lain yang lebih sesuai dengan karakteristik data. Dengan perbaikan tersebut, diharapkan performa model dapat meningkat dan memberikan hasil prediksi yang lebih akurat.

## 6. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) dengan k=30 mampu mengklasifikasikan risiko depresi menjadi 5 kategori berdasarkan data perilaku media sosial, dengan akurasi 38%. Performa ini masih di bawah hasil penelitian sebelumnya (84-97%), yang mengindikasikan perlunya optimasi lebih lanjut. Kontribusi utama penelitian ini adalah identifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi rendahnya akurasi pada data survei kesehatan mental, yaitu kompleksitas kelas, kemiripan antar kategori, dan ketergantungan pada kualitas preprocessing data.

Saran untuk penelitian ini agar dikembangkan dalam penelitian selanjutnya, agar penelitian ini masih dapat ditingkatkan dari beberapa aspek seperti penggunaan jumlah data yang lebih besar dan lebih beragam diharapkan dapat membantu model dalam mengenali pola dengan lebih baik.

Selain itu, penerapan teknik seleksi fitur serta pengujian berbagai nilai parameter pada algoritma KNN juga berpotensi meningkatkan performa model. Penelitian lanjutan juga perlu mempertimbangkan penggunaan model lain sebagai pembanding untuk mendapatkan hasil yang lebih optimal.

Penelitian ini diharapkan dapat menjadi langkah awal dalam penelitian selanjutnya baik dalam peningkatan kualitas data maupun akurasi model. Penggunaan metode yang lebih kompleks seperti Neural Network yang juga berpotensi meningkatkan kemampuan deteksi dini risiko kesehatan mental secara lebih akurat.

## DAFTAR REFERENSI

Abimanyu, Satria, Nurdin Bahtiar, dan Eko Adi Sarwoko. (2023). “Implementasi Metode Support Vector Machine (SVM) Dan t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE) Untuk Klasifikasi Depresi.” Jurnal Masyarakat Informatika 14(2): 146–58.

Ahmed, Souvik. (2023). “Social Media and Mental Health.” Kaggle. https://www.kaggle.com/datasets/souvikahmed071/social-media-and-mental-health

Attagantari, Hidayat, dan Wijaya (2025). “Prediksi Tingkat Risiko Depresi Pada Mahasiswa Menggunakan

Algoritma K-Nearest Neighbor" Jurnal Ilmiah Intech : Information Technology Journal of UMUS Vol.07, No.02, November 2025, pp. 30

Handayani, S., & Nuraini, R. (2021). Hubungan Intensitas Penggunaan Media Sosial dengan Kecenderungan Depresi pada Mahasiswa. Jurnal Psikologi Indonesia, 10(2), 101–110.

Imam Syafi'i Maulana, Sherly Dian Tiara (2025). "Prediksi Risiko Depresi pada Mahasiswa Menggunakan Algoritma Random Forest Berdasarkan Data Akademik dan Gaya Hidup"

Jusriadi, Yusuf, dan Rahman (2025). "Hubungan Antara Intensitas Penggunaan Media Sosial Dengan Gejala Depresi Pada Mahasiswa Fkm Umi". Window of Public Health Journal, Vol. 6 No. 3 (Juni, 2025) : 589-597

Kuss, D. J., Griffiths, M. D. (2017). Social Networking Sites and Addiction: Ten Lessons Learned. International Journal of Environmental Research and Public Health, 14(3), 311.

Lestari, A., Pratama, D. (2023). Prediksi Tingkat Kesehatan Mental Menggunakan Algoritma KNN dan Decision Tree. Jurnal Informatika dan Sains, 9(1), 55–63.

Nurdiansyah, M., dkk. (2024). Analisis Kesehatan Mental untuk Mencegah Gangguan Mental pada Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) dan Random Forest. MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science, 4(5), 1731–1740.

Purwanto, Dwi, Fatiha Sri, dan Utami Tamad. (2022). "Gambaran Faktor Risiko Gejala Depresi Pada Mahasiswa Teknik Mesin Universitas Muhammadiyah Purwokerto." Jurnal Pendidikan Teknik Mesin 22(1): 25–28.

Sudarsono, Bernadus Gunawan, dan Sri Poedji Lestari. (2020). "Diagnosa Tingkat Depresi Mahasiswa Akhir Terhadap Penelitian Ilmiah Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor." Jurnal Media Informatika Budidarma 4(4): 1094–99. http://ejurnal.stmikbudidarma.ac.id/index.php/mib/article/view/2448.

World Health Organization. (2023). *Depression*. Geneva: World Health Organization. https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/depression