



Department of Digital Business

**Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)**

Homepage: <https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS>

Vol. 4 No. 4 (2026) pp: 12007-12022

P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

---

## **Prediksi Kesehatan Mental Pengguna Berdasarkan Konsumsi Konten Pada Media Sosial Menggunakan Metode *Random Forest***

Ni Luh Putu Adela Sartian Putri<sup>1</sup>, Ni Made Satvika Iswari<sup>2</sup>, I Gede Putu Krisna Juliharta<sup>3</sup>

Fakultas Teknologi Informasi dan Desain, Primakara University

[AdelaSartian@gmail.com](mailto:AdelaSartian@gmail.com)<sup>1</sup>, [iswari@primakara.ac.id](mailto:iswari@primakara.ac.id)<sup>2</sup>, [krisna@primakara.ac.id](mailto:krisna@primakara.ac.id)<sup>3</sup>

### **Abstrak**

Penelitian ini bertujuan memprediksi tingkat risiko kesehatan mental pengguna media sosial berdasarkan pola konsumsi konten dan intensitas interaksi di platform digital menggunakan metode *Random Forest*. Fenomena meningkatnya penggunaan media sosial pada kelompok usia muda membawa dua sisi: manfaat komunikasi dan informasi, namun juga berpotensi memicu kecemasan, stres, gangguan tidur, hingga penurunan produktivitas ketika digunakan berlebihan dan tidak terkontrol. Data penelitian dikumpulkan melalui kuesioner daring (Google Form) pada responden aktif media sosial dengan variabel utama meliputi durasi penggunaan harian, waktu akses (pagi-larut malam), jenis platform yang sering digunakan (Instagram, TikTok, Twitter/X), serta frekuensi interaksi negatif. Data kemudian melalui tahapan pembersihan, transformasi, dan konversi numerik sebelum diproses pada Orange Data Mining. Model *Random Forest* mengklasifikasikan responden ke dalam tiga kategori risiko, yaitu Tidak Berisiko, Cenderung Berisiko, dan Risiko Tinggi. Hasil menunjukkan bahwa durasi penggunaan yang panjang ( $\geq 3,5$  jam), akses pada malam hari (terutama setelah pukul 19.00–21.00), serta frekuensi interaksi negatif yang tinggi merupakan faktor paling kuat dalam meningkatkan risiko gangguan mental. Evaluasi model memperlihatkan kinerja yang baik dan stabil, ditunjukkan oleh nilai AUC yang tinggi pada tiap kelas serta akurasi yang konsisten dalam mendeteksi kondisi pengguna. Temuan ini menegaskan pentingnya pemantauan kebiasaan digital sebagai langkah deteksi dini, sekaligus menjadi dasar edukasi penggunaan media sosial yang lebih sehat untuk menjaga keseimbangan psikologis pengguna.

*Kata kunci: Random Forest, Kesehatan Mental, Media Sosial, Prediksi Risiko*

### **1. Latar Belakang**

Di era digital saat ini, hampir seluruh aspek kehidupan manusia tidak dapat dipisahkan dari pemanfaatan teknologi informasi, terutama teknologi internet. Internet telah menjadi infrastruktur utama dalam berbagai aktivitas sehari-hari, mulai dari kegiatan belajar, bekerja, berbelanja, hingga menjalin hubungan sosial. Perkembangan teknologi yang semakin pesat dan meluasnya akses internet telah membawa perubahan signifikan dalam cara manusia berkomunikasi dan berinteraksi satu sama lain. Dengan hadirnya berbagai platform digital, komunikasi tidak lagi dibatasi oleh ruang dan waktu, melainkan berlangsung secara instan dan masif melalui jaringan daring. Hal ini mendorong lahirnya pola interaksi sosial baru yang lebih cepat, luas, serta bergantung pada media digital dibandingkan interaksi tatap muka langsung.

Salah satu dampak terbesar dari kemajuan internet adalah meningkatnya peran media sosial sebagai sarana komunikasi dan pertukaran informasi yang paling banyak digunakan masyarakat. Platform media sosial seperti Instagram, TikTok, Twitter/X, Facebook, hingga WhatsApp dan Telegram bukan hanya dimanfaatkan sebagai alat komunikasi, tetapi juga menjadi ruang publik baru tempat individu membangun identitas diri, mengekspresikan opini, memperoleh validasi sosial, serta mengonsumsi berbagai bentuk hiburan. Media sosial menyediakan akses tak terbatas pada informasi serta interaksi yang sangat dinamis, sehingga dapat memberikan manfaat bagi pengguna dalam berbagai hal, seperti memperluas jaringan sosial, meningkatkan literasi informasi, dan mendukung kegiatan produktif seperti promosi bisnis atau pengembangan keterampilan.

Namun demikian, di balik manfaat yang ditawarkan, penggunaan media sosial yang terlalu intens atau tidak terkontrol berpotensi menimbulkan dampak negatif, khususnya pada aspek kesehatan mental. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa penggunaan media sosial yang berlebihan dapat berhubungan dengan meningkatnya gangguan psikologis seperti kecemasan berlebihan (anxiety), gangguan tidur, stres, serta penurunan stabilitas emosional. Fenomena ini menjadi perhatian penting karena media sosial bersifat adiktif,

---

Prediksi Kesehatan Mental Pengguna Berdasarkan Konsumsi Konten Pada Media Sosial Menggunakan Metode  
Random Forest

dirancang untuk mempertahankan perhatian pengguna selama mungkin melalui fitur-fitur seperti infinite scrolling, notifikasi real-time, algoritma rekomendasi konten, serta sistem likes dan komentar yang memicu kebutuhan validasi sosial. Dengan mekanisme tersebut, pengguna sering kali terjebak dalam perilaku penggunaan repetitif yang sulit dikendalikan, bahkan ketika mereka sadar bahwa penggunaan tersebut mulai mengganggu aktivitas mereka.

Dampak konsumsi media sosial yang berlebihan dapat menyebabkan seseorang mengalami kecanduan media sosial (social media addiction), yakni kondisi ketika individu memiliki dorongan kuat untuk selalu terhubung dengan platform digital dan merasa gelisah atau tidak nyaman ketika tidak mengaksesnya. Kecanduan ini tidak hanya memengaruhi kondisi psikologis pengguna, tetapi juga dapat berdampak luas pada lingkungan sosial dan aktivitas kehidupan sehari-hari. Misalnya, individu yang kecanduan media sosial cenderung mengalami penurunan produktivitas kerja atau belajar karena perhatian mudah terpecah, sulit fokus, serta sering melakukan pengecekan berulang terhadap aplikasi media sosial. Selain itu, konsumsi konten yang berlebihan juga dapat menyebabkan individu mudah terpengaruh opini negatif, mengalami information overload (paparan informasi berlebih), serta meningkatkan tekanan psikologis akibat paparan konten tertentu, seperti berita buruk, standar hidup yang tidak realistis, atau komentar negatif dari orang lain.

Fenomena kecanduan media sosial menjadi semakin umum ditemukan dalam masyarakat, terutama pada kelompok usia remaja dan dewasa muda. Rentang usia 16–25 tahun dikenal sebagai kelompok pengguna aktif media sosial terbesar. Kelompok ini umumnya memiliki intensitas penggunaan tinggi karena media sosial tidak hanya digunakan untuk hiburan, tetapi juga sebagai kebutuhan sosial, alat ekspresi diri, serta sumber informasi. Pada usia ini, individu juga sedang berada dalam fase perkembangan psikologis yang rentan terhadap pengaruh lingkungan sosial dan tekanan sosial. Oleh karena itu, penggunaan media sosial yang intens pada kelompok usia ini berpotensi meningkatkan risiko munculnya gangguan mental, khususnya jika tidak diimbangi dengan kontrol diri, literasi digital, serta pola hidup sehat.

Berdasarkan fenomena tersebut, diperlukan analisis yang lebih mendalam terkait pola konsumsi internet pada media sosial yang berisiko terhadap kesehatan mental. Analisis ini menjadi penting agar dapat dilakukan upaya pencegahan sejak dini terhadap kemungkinan gangguan mental pada pengguna, khususnya pengguna usia muda. Dengan memahami pola perilaku penggunaan, seperti kapan waktu pengguna paling aktif mengakses media sosial, durasi penggunaan harian, jenis platform yang sering diakses, serta bagaimana pengguna merespons interaksi sosial di media sosial, maka dapat dipetakan kategori pengguna yang lebih rentan mengalami dampak negatif. Pemetaan ini dapat menjadi landasan untuk edukasi penggunaan media sosial yang sehat, strategi pencegahan gangguan mental, hingga perumusan kebijakan terkait kesehatan mental dan perilaku digital masyarakat.

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pola konsumsi internet pada media sosial serta memahami bagaimana pola tersebut berdampak terhadap kesehatan mental pengguna. Dalam penelitian ini, pendekatan yang digunakan adalah data mining dengan memanfaatkan algoritma Random Forest sebagai metode klasifikasi atau prediksi. Random Forest merupakan salah satu algoritma machine learning berbasis ansambel yang menggabungkan sejumlah pohon keputusan (decision trees) untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan stabil. Metode ini dipilih karena mampu menangani data yang kompleks, mengurangi risiko overfitting, serta memberikan performa baik dalam memprediksi kategori atau tingkat risiko berdasarkan variabel-variabel input yang beragam.

Melalui metode Random Forest, penelitian ini berupaya mengidentifikasi pola konsumsi media sosial berdasarkan waktu penggunaan (misalnya pagi, siang, sore, malam, atau larut malam) dan total durasi penggunaan harian. Hasil analisis awal menunjukkan adanya kecenderungan bahwa pengguna lebih aktif mengakses media sosial pada waktu-waktu tertentu, seperti pagi hari sebelum beraktivitas, siang hari saat jam istirahat, maupun malam hari menjelang tidur. Pola ini menandakan bahwa media sosial telah menjadi bagian rutinitas harian yang sangat melekat pada kehidupan pengguna. Namun, ketika intensitas penggunaan menjadi tinggi dan terjadi pada waktu yang seharusnya digunakan untuk aktivitas produktif atau istirahat, maka penggunaan tersebut berpotensi mengganggu kualitas hidup pengguna, terutama produktivitas dan kesehatan mental.

Pola penggunaan media sosial yang tidak terkontrol dapat berdampak pada aktivitas dan produktivitas sehari-hari. Misalnya, penggunaan media sosial di pagi hari dapat mengurangi kesiapan mental untuk memulai hari secara produktif, sedangkan penggunaan media sosial larut malam dapat menurunkan kualitas tidur. Gangguan tidur merupakan salah satu dampak yang sering terjadi akibat penggunaan media sosial berlebihan, karena paparan cahaya biru dari layar gawai, stimulasi informasi yang berlebihan, serta kebiasaan scrolling yang terus-menerus dapat membuat otak sulit masuk ke fase relaksasi. Ketika kualitas tidur terganggu secara

berkepanjangan, individu akan mengalami kelelahan fisik dan mental, yang kemudian meningkatkan risiko stres, kecemasan, hingga penurunan stabilitas emosional.

Selain itu, prediksi yang dihasilkan oleh model juga mengindikasikan adanya kecenderungan perilaku kecanduan media sosial. Kondisi ini muncul ketika pengguna merasa sulit mengendalikan dorongan untuk mengakses media sosial, meskipun mereka menyadari dampaknya terhadap kehidupan sehari-hari. Perilaku adiktif ini dapat terlihat dari meningkatnya durasi penggunaan, frekuensi membuka aplikasi dalam waktu singkat, serta ketergantungan emosional terhadap interaksi digital. Individu yang mengalami kecanduan media sosial sering kali memiliki kecenderungan untuk terus mencari stimulus baru, seperti konten hiburan atau validasi sosial. Ketika tidak mendapatkannya, individu dapat mengalami rasa gelisah, frustrasi, atau bahkan merasa tertinggal (*fear of missing out/FOMO*).

Penelitian ini menganalisis hubungan antara pola konsumsi internet dengan kondisi kesehatan mental pengguna melalui sejumlah variabel penting yang relevan. Variabel-variabel tersebut meliputi total durasi penggunaan harian, waktu akses penggunaan (pagi, siang, sore, malam, atau larut malam), intensitas interaksi negatif, volume data internet yang digunakan, dan jenis platform media sosial yang sering diakses. Interaksi negatif menjadi salah satu aspek penting karena media sosial tidak hanya memuat konten positif, tetapi juga konten yang dapat memicu stres, seperti komentar toksik, perundungan (*cyberbullying*), konflik daring, dan paparan isu-isu sensitif yang dapat menimbulkan ketegangan emosional. Semakin tinggi intensitas interaksi negatif, semakin besar kemungkinan pengguna mengalami tekanan psikologis.

Model Random Forest digunakan untuk memprediksi tingkat stres serta tingkat risiko mental pengguna berdasarkan variabel-variabel tersebut. Prediksi ini diharapkan mampu memberikan gambaran lebih jelas mengenai kategori pengguna yang berisiko, termasuk siapa yang berpotensi mengalami gejala awal gangguan mental maupun peningkatan risiko gangguan mental dalam jangka panjang. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya bersifat deskriptif dalam menjelaskan pola penggunaan, tetapi juga bersifat prediktif dalam mengantisipasi risiko psikologis berdasarkan kebiasaan digital pengguna.

Hasil analisis diharapkan dapat memperkuat pemahaman mengenai bagaimana perilaku digital sehari-hari berkontribusi terhadap kesehatan mental. Pola penggunaan media sosial yang intens, terutama pada waktu yang tidak tepat, dapat meningkatkan risiko stres dan kecemasan karena pengguna mengalami gangguan fokus, penurunan kualitas tidur, dan tekanan sosial yang berasal dari lingkungan digital. Sebaliknya, pola penggunaan yang lebih sehat dan seimbang dapat membantu pengguna memperoleh manfaat positif media sosial tanpa mengalami dampak negatif yang signifikan. Oleh karena itu, penelitian ini dapat menjadi dasar bagi edukasi penggunaan media sosial yang lebih sehat, termasuk strategi mengatur waktu penggunaan, membatasi paparan konten negatif, serta meningkatkan literasi digital agar pengguna mampu mengelola emosi dan perilaku mereka di dunia digital.

Selain pada aspek edukasi, hasil penelitian juga dapat memberikan kontribusi bagi kebijakan terkait kesehatan mental, terutama bagi institusi pendidikan dan pihak-pihak yang memiliki perhatian terhadap kesehatan remaja dan dewasa muda. Institusi pendidikan dapat menggunakan temuan ini untuk merancang program pencegahan kesehatan mental, seperti kampanye digital well-being, konseling psikologis, serta pelatihan manajemen waktu penggunaan gawai. Di sisi lain, pemerintah atau lembaga kesehatan dapat memanfaatkan hasil penelitian ini dalam merancang program intervensi berbasis data untuk mengurangi risiko kecanduan media sosial dan meningkatkan kesadaran masyarakat tentang dampak psikologis penggunaan media sosial.

Dengan demikian, penelitian ini memiliki relevansi yang kuat dalam konteks kehidupan modern yang sangat bergantung pada internet dan media sosial. Meningkatnya intensitas penggunaan media sosial, khususnya pada kelompok usia 16–25 tahun, merupakan fenomena yang tidak dapat diabaikan karena berdampak pada kualitas hidup dan kesehatan mental. Melalui pendekatan data mining menggunakan algoritma Random Forest, penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan pemetaan yang lebih akurat mengenai pola konsumsi media sosial serta prediksi risiko kesehatan mental. Temuan penelitian ini dapat menjadi kontribusi penting bagi pengembangan strategi pencegahan, edukasi penggunaan media sosial yang sehat, dan penguatan kebijakan yang mendukung keseimbangan perilaku digital dan kesejahteraan psikologis masyarakat.

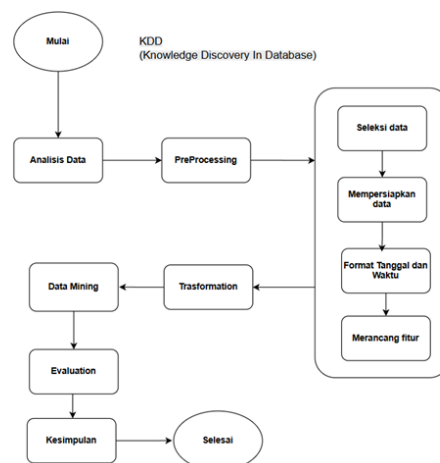
## 2. Metode Penelitian

Penelitian ini memanfaatkan berbagai alat dan bahan pendukung untuk menunjang proses pengumpulan data, analisis data, serta pembuatan model prediksi. Adapun Alat yang digunakan yaitu laptop untuk proses analisis data, Koneksi internet untuk pengumpulan data online, Aplikasi Google Form untuk kuesioner, Software pengolahan data seperti Microsoft Excel, dan tools data mining seperti Orange Adapun Bahan Penelitian yaitu Dataset hasil kuesioner pengguna media sosial dan Literatur dan jurnal pendukung terkait kesehatan mental dan media sosial. Pada penelitian ini, Data primer menggunakan Data yang dikumpulkan langsung dari responden melalui pengisian kuesioner daring (online) menggunakan Google Form Kuesioner ini dibagi menjadi tiga bagian, yaitu informasi demografis, pengukuran Literasi Kesehatan Mental (Mental Health Literacy/MHL), dan Self-Reporting Questionnaire (SRQ). Data sekunder menggunakan Data yang diperoleh dari literatur ilmiah seperti jurnal, buku, laporan penelitian terdahulu, dan artikel ilmiah yang relevan untuk memperkuat landasan teori dan pembahasan.

Instrumen penelitian ini berupa kuesioner online yang diisi oleh responden usia 16–25 tahun yang aktif menggunakan media sosial. Data kuantitatif dari kuesioner dijadikan fitur input untuk pemodelan Random Forest, meliputi durasi penggunaan media sosial per hari, waktu penggunaan, jenis platform yang digunakan (Instagram, TikTok, Twitter/X), serta frekuensi interaksi atau paparan konten negatif. Seluruh data dikumpulkan melalui Google Form, kemudian diproses melalui tahap cleaning, transformasi, normalisasi, serta dikonversi ke format numerik agar sesuai untuk klasifikasi. Output Random Forest berupa prediksi tingkat risiko gangguan kesehatan mental dalam tiga kategori: tidak berisiko, cenderung berisiko, dan risiko tinggi. Kategori tidak berisiko umumnya memiliki durasi 1–3 jam dengan interaksi negatif rendah, sedangkan cenderung berisiko berkisar 3–5 jam dan sering digunakan malam hari. Risiko tinggi ditandai durasi lebih dari 5 jam, aktif larut malam, serta paparan negatif tinggi. Model juga menghasilkan feature importance dan dievaluasi menggunakan akurasi, precision, recall, dan F1-score.

Jenis data penelitian terdiri dari data kuantitatif dan kualitatif yang dikumpulkan secara daring melalui Google Forms dari pengguna aktif media sosial usia 16–30 tahun. Pengambilan sampel menggunakan accidental sampling, yaitu responden yang secara kebetulan mengisi kuesioner dan memenuhi kriteria. Data kuantitatif digunakan untuk menganalisis pola penggunaan media sosial dan kaitannya dengan kesehatan mental, sedangkan data kualitatif diperoleh dari respons tentang dampak media sosial dalam kehidupan sehari-hari. Dengan instrumen MHLS 35 item, jumlah responden minimal adalah 350 orang. Penelitian dilakukan secara online, dengan penyebaran kuesioner melalui TikTok, WhatsApp, dan Instagram, serta analisis data dilakukan dari rumah peneliti di Badung, Bali.

### Alur penelitian



Gambar alur penelitian

Pengumpulan Data, Pada tahap penelitian ini adalah mengumpulkan data melalui survei kuesioner yang disebarakan secara online. Setelah data terkumpul, proses analisis dilakukan dengan menyeleksi variabel yang relevan, memahami struktur serta karakteristik dataset, dan melakukan visualisasi sederhana untuk melihat pola penggunaan media sosial serta kecenderungan skor kesehatan mental. Dengan pemahaman awal ini, proses analisis dapat berjalan lebih efektif dan tepat sasaran.

A. Rata – rata durasi per hari:

$$Rata - rata = \frac{\sum durasi}{n}$$

B. Total konsumsi data:

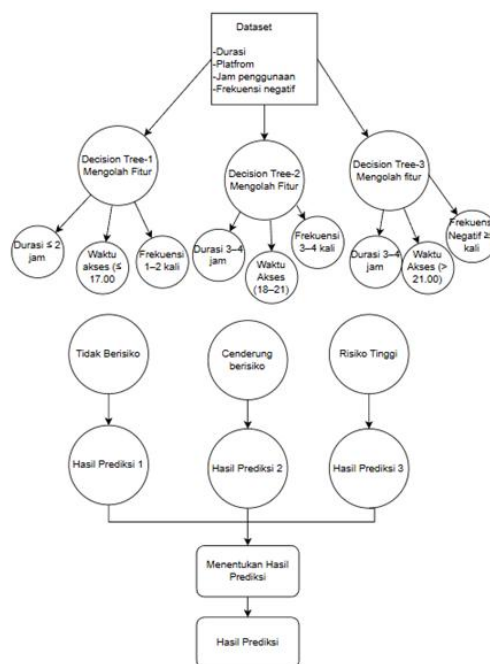
$$Total MB = \sum Data(MB)$$

C. Deviasi Standar (Untuk mengetahui variasi):

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x)^2}$$

Pada tahap transformasi data, dilakukan proses pengolahan ulang terhadap data mentah menjadi bentuk yang lebih siap untuk dianalisis. Proses ini mencakup atribut-atribut tambahan yang dapat memperkaya informasi dalam dataset. Prediksi dengan Random Forest dengan Tahap ini menyiapkan fitur – fitur yang diperlukan durasi harian, data(mb), MA durasi, hari (kode:1-7), dan platform. Tahap akhir adalah mengevaluasi hasil dari proses data mining yang telah dilakukan. Evaluasi bertujuan untuk menilai apakah metode yang digunakan sudah efektif dan apakah informasi yang diperoleh benar-benar relevan serta mendukung tujuan utama dari penelitian ini.

#### Rancangan penelitian



Gambar rancangan penelitian

Gambar rancangan penelitian menunjukkan hasil klasifikasi Random Forest menjadi tiga kategori. Tidak Berisiko terjadi ketika durasi penggunaan ≤2 jam/hari, akses dominan sebelum pukul 17.00, dan interaksi negatif 1–2 kali; pola ini masih terkendali dan tidak mengganggu kesehatan mental. Cenderung Berisiko muncul saat durasi 3–4 jam/hari, akses malam (18.00–21.00), dan interaksi negatif 3–4 kali, yang dapat memicu gangguan

tidur ringan dan penurunan fokus. Risiko Tinggi terjadi bila durasi >4 jam, akses setelah 21.00, dan interaksi negatif  $\geq 5$  kali, berpotensi menimbulkan stres, kecemasan, dan insomnia. Penelitian ini bersifat terapan dan prediktif, dengan variabel X (durasi, waktu akses, platform, interaksi negatif) dan variabel Y (gejala gangguan mental ringan).

### 3. Hasil dan Diskusi

Pengolahan Data Awal, Tahap awal dilakukan pada Microsoft Excel untuk membersihkan dan mengonversi data agar dapat dibaca oleh Orange. Langkah-langkah yang dilakukan meliputi:

1. Pembersihan Data

Menghapus kolom yang tidak relevan seperti nama, nomor kontak, dan waktu pengisian.

*Tabel 1 Pembersihan Data*

No	Platform	Durasi	Jam	Frekuensi Interaksi negatif	Kategori Risiko
1	Tiktok	3 jam	12	2	Tidak Berisiko
2	Tiktok	3.5 jam	13	2	Cenderung Berisiko
3	Tiktok	4 jam	12	3	Cenderung Berisiko
4	Tiktok	2 jam	17	2	Tidak Berisiko
5	Tiktok	2.5 jam	20	2	Cenderung Berisiko
6	Instragram	3 jam	21	2	Cenderung Berisiko
7	Instragram	3.5 jam	14	3	Cenderung Berisiko
8	Instragram	3 jam	13	3	Cenderung Berisiko
9	Tiktok	4 jam	12	2	Cenderung Berisiko
10	Tiktok	4 jam	12	2	Cenderung Berisiko
11	Tiktok	3.5 jam	13	3	Cenderung Berisiko
12	Instragram	3 jam	17	3	Cenderung Berisiko
13	Twitter/X	3 jam	7	4	Risiko Tinggi
14	Tiktok	2.5 jam	7	1	Tidak Berisiko
15	Tiktok	3 jam	13	3	Cenderung Berisiko
16	Tiktok	2.5 jam	8	2	Tidak Berisiko
17	Tiktok	5 jam	5	4	Risiko Tinggi
18	Instragram	2 jam	9	1	Tidak Berisiko
19	Instragram	4 jam	9	3	Cenderung Berisiko
20	Twitter/X	3 jam	10	3	Cenderung Berisiko
21	Tiktok	4 jam	8	3	Cenderung Berisiko
22	Tiktok	3.5 jam	10	4	Risiko Tinggi
23	Tiktok	2.5 jam	11	3	Cenderung Berisiko
24	Tiktok	2.5 jam	13	4	Risiko Tinggi
25	Tiktok	2.5 jam	9	3	Cenderung Berisiko

DOI: <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.5440>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

26	Twitter/X	3.5 jam	13	3	Cendrung Berisiko
27	Tiktok	4 jam	8	3	Cendrung Berisiko
28	Tiktok	4 jam	7	4	Risiko Tinggi
29	Instragram	2 jam	9	3	Cendrung Berisiko
30	Tiktok	5 jam	7	4	Risiko Tinggi
31	Tiktok	4 jam	9	3	Cendrung Berisiko
32	Tiktok	4 jam	10	3	Cendrung Berisiko
33	Tiktok	5 jam	9	4	Risiko Tinggi
34	Tiktok	5 jam	10	4	Risiko Tinggi
35	Instragram	5 jam	6	3	Risiko Tinggi
36	Twitter/X	5 jam	7	4	Risiko Tinggi
37	Twitter/X	3.5 jam	7	4	Risiko Tinggi
38	Tiktok	5 jam	6	3	Risiko Tinggi
39	Tiktok	4 jam	12	1	Cenderung Berisiko
40	Tiktok	5 jam	6	3	Risiko Tinggi
41	Tiktok	4 jam	7	2	Cenderung Berisiko
42	Tiktok	3.5 jam	7	3	Cenderung Berisiko
43	Instragram	5 jam	6	2	Cenderung Berisiko
44	Twitter/X	3.5 jam	7	3	Cenderung Berisiko
45	Twitter/X	3 jam	9	2	Tidak Berisiko
46	Twitter/X	4 jam	6	3	Cenderung Berisiko
47	Tiktok	5 jam	8	3	Cenderung Berisiko
48	Tiktok	5 jam	7	2	Tidak Berisiko
49	Tiktok	3.5 jam	6	4	Risiko Tinggi
50	Tiktok	4 jam	8	2	Cenderung Berisiko

## 2. Frekuensi Interaksi Negatif

Frekuensi interaksi negatif digunakan untuk mengukur intensitas pengalaman negatif yang dialami pengguna selama menggunakan media sosial. Interaksi negatif adalah segala bentuk interaksi atau pengalaman di media sosial yang menimbulkan perasaan tidak nyaman, emosi negatif, atau dampak psikologis yang merugikan bagi pengguna. Frekuensi 1–2 kali interaksi negatif jarang terjadi. Responden relatif jarang terpapar komentar negatif, konflik, atau konten yang memicu emosi negatif, sehingga dikategorikan sebagai tidak berisiko terhadap gangguan kesehatan mental. Frekuensi 3 kali interaksi negatif mulai sering terjadi. Responden sudah cukup sering mengalami pengalaman yang menimbulkan ketidaknyamanan emosional, sehingga dikategorikan sebagai cenderung berisiko. Frekuensi 4 kali interaksi negatif sangat sering terjadi. Responden secara intens terpapar pengalaman negatif di media sosial yang berpotensi menimbulkan stres, kecemasan, dan gangguan emosional, sehingga dikategorikan sebagai risiko tinggi.

## 3. Pembuatan Skor Total Kesehatan Mental

Skor dihitung berdasarkan empat indikator yang berkaitan dengan kondisi psikologis. Rumus yang digunakan:

DOI: <https://doi.org/10.31004/riggs.v4i4.5440>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

$$\hat{y} = \left(\frac{1}{n}\right) \times \sum_{i=1}^n y_i$$

Arti Rumus :

$y_i$  = prediksi dari pohon ke-i

$n$  = jumlah total pohon

$\hat{y}$  = skor stres akhir (rata-rata semua pohon)

**Tabel 2 Data dan Pehitungan Random Forest**

Mengguna kan media sosial, dan merasa Cemas,	Scroll media sosial terlalu lama	Mengala mi ganggua n tidur	Menunda pekerjaan karena media sosial?	SKOR AKTU AL	Kategori Kelas Risiko
3	4	4	4	3,75	Kelas 2
3	4	4	4	3,75	Kelas 2
3	4	4	4	3,75	Kelas 2
4	3	3	3	3,25	Kelas 2
4	4	4	3	3,75	Kelas 2
3	4	4	4	3,75	Kelas 2
4	3	4	3	3,5	Kelas 2
3	3	3	3	3	Kelas 1
3	3	3	4	3,25	Kelas 2
4	2	2	2	2,5	Kelas 1
3	3	3	3	3	Kelas 1
4	3	4	3	3,5	Kelas 2
4	3	3	4	3,5	Kelas 2
2	1	1	1	1,25	Kelas 0
4	3	4	4	3,75	Kelas 2
1	4	4	4	3,25	Kelas 2
4	3	2	4	3,25	Kelas 2
1	1	1	1	1	Kelas 0
4	3	4	4	3,75	Kelas 2
2	2	2	3	2,25	Kelas 1
5	3	4	3	3,75	Kelas 2
2	4	4	4	3,5	Kelas 2
4	3	3	3	3,25	Kelas 2
4	3	3	3	3,25	Kelas 2
4	3	3	4	3,5	Kelas 2
3	3	3	3	3	Kelas 1
4	3	4	4	3,75	Kelas 2
4	3	4	4	3,75	Kelas 2
4	4	4	4	4	Kelas 2
4	3	4	4	3,75	Kelas 2
4	3	3	3	3,25	Kelas 2
2	3	3	3	2,75	Kelas 1

2	4	4	4	3,5	Kelas 2
5	4	4	4	4,25	Kelas 2
4	3	4	4	3,75	Kelas 2
4	4	3	3	3,5	Kelas 2
4	2	3	3	3	Kelas 1
3	3	3	2	2,75	Kelas 1
3	4	3	2	3	Kelas 1
4	2	2	2	2,5	Kelas 1
2	1	1	1	1,25	Kelas 1
3	2	2	2	2,25	Kelas 1
4	3	3	3	3,25	Kelas 2
3	2	2	3	2,5	Kelas 1
1	2	2	2	1,75	Kelas 0
4	3	3	2	3	Kelas 1
3	3	3	3	3	Kelas 1
3	3	4	4	3,5	Kelas 2

Skor aktual mengelompokkan risiko kesehatan mental akibat media sosial. Kelas 0 (1,00–2,00): tidak berisiko, dampak negatif jarang dan penggunaan masih wajar. Kelas 1 (2,01–3,00): cenderung berisiko, mulai muncul kelelahan mental, tidur terganggu, produktivitas menurun. Kelas 2 (>3,00): risiko tinggi, muncul kecemasan berulang, gangguan tidur intens, dan penundaan aktivitas penting.

#### 4. Klasifikasi Risiko Kesehatan Mental

Berdasarkan total skor, dibuat tiga kategori risiko: Tidak berisiko, cenderung berisiko, berisiko tinggi

Rumus yang digunakan:

$$\hat{y} = \left(\frac{1}{n}\right) \times \sum_{i=1}^n y_i$$

Kemudian Langkah perhitungannya:

- Jumlah semua hasil prediksi :

$$\begin{aligned} & 3.75 + 3.75 + 3.75 + 3.25 + 3.75 + 3.75 + 3.5 + 3 + 3.25 \\ & 2.5 + 3 + 3.5 + 3.5 + 1.25 + 3.75 + 3.25 + 3.25 + 1 + 3.75 \\ & 2.25 + 3.75 + 3.5 + 3.25 + 3.25 + 3.5 + 3 + 3.75 + 3.75 + 4 \\ & + 3.75 + 3.25 + 2.75 + 3.5 + 4.25 + 3.75 + 3.5 + 3 + 2.75 \\ & 3 + 2.5 + 1.25 + 2.25 + 3.25 + 2.5 + 1.75 + 3 + 3 + 3.5 \\ & = 151.4 \end{aligned}$$

- Bagi dengan jumlah pohon (50):

$$\hat{y} = \frac{151.4}{50} = 3.02$$

$$\text{Hasil : } \hat{y} = \frac{1}{3} \times (151.4) = \frac{151.4}{50} = 3.02$$

- Menghitung Nilai Prediksi Akhir

**Tabel 3 Data Uji Prediksi**

No	Platform	Durasi Penggunaan	Waktu Akses	Intensitas Frekuensi negatif	Skor aktual	Kategori Risiko
1	1	3	12	2	4,5	Cenderung Berisiko
2	1	3.5	13	2	5,3	Cenderung Berisiko
3	1	4	12	3	5,0	Cenderung

						Berisiko
4	1	2	17	2	5,5	Cenderung Berisiko
5	1	2.5	20	2	7,7	Risiko Tinggi
6	0	3	21	2	6,5	Risiko Tinggi
7	0	3.5	14	3	5,7	Cenderung Berisiko
8	0	3	13	3	4,8	Cenderung Berisiko
9	1	4	12	2	4,8	Cenderung Berisiko
10	1	4	12	2	4,8	Cenderung Berisiko
11	1	3.5	13	3	5,7	Cenderung Berisiko
12	0	3	17	3	5,8	Cenderung Berisiko
13	2	3	7	4	4,0	Cenderung Berisiko
14	1	2.5	7	1	3,0	Tidak Berisiko
15	1	3	13	3	5,0	Cenderung Berisiko
16	1	2.5	8	2	3,7	Tidak Berisiko
17	1	5	5	4	3,8	Tidak Berisiko
18	0	2	9	1	3,0	Tidak Berisiko
19	0	4	9	3	4,0	Tidak Berisiko
20	2	3	10	3	4,5	Cenderung Berisiko

**Tabel 4 Hitungan Uji Prediksi**

<b>Platform Instagram (0):</b>	
<b>Pohon</b>	<b>Hasil Prediksi (T<sub>b</sub>(x<sub>1</sub>))</b>
Tree 1	6,5
Tree 2	5,7
Tree 3	4.8

Rumus Umum prediksi Random Forest:

$$\hat{y} = \frac{1}{B} \times \sum_{b=1}^B T_b(x)$$

$$\hat{y} = \frac{6.5 + 5.7 + 4.8}{3}$$

$$\hat{y} = \frac{17.0}{3} = 5.67$$

#### 6. PreProcessing

Tahap ini bertujuan untuk memahami struktur, karakteristik, dan kualitas data yang akan dianalisis. Dengan pemahaman awal ini, proses analisis dapat berjalan lebih efektif dan tepat sasaran.

A. Rata – rata durasi per hari:

$$Rata - rata = \frac{\Sigma durasi}{n}$$

$$Rata - rata = \frac{1053}{355} = 2,97 \text{ jam}$$

B. Total konsumsi data:

$$Total MB = \sum Data(MB)$$

$$Total MB = \sum 2.130.000 MB$$

C. Deviasi Standar (Untuk mengetahui variasi):

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x)^2}$$

Diketahui :

- Data Durasi (n=jumlah data) =355 nilai
- Rata – rata (x) = 2.97 jam

$$= \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x)^2} = 2,97$$

-Jumlah Kuadrat deviasi

$$\sum_{i=1}^n (x_i - x)^2 = 152,86$$

-Varians populasi :

$$Var = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - x)^2 = \frac{152,86}{355} = 0,430$$

-Simpangan baku ( $\sigma$ ):

$$\sigma = \sqrt{0,430} = 0,655$$

Analisis dengan Orange Data Mining

Data hasil olahan Excel diimpor ke aplikasi Orange. Tahapan pengolahan data di Orange meliputi:

1. Import Dataset

Menggunakan widget File, kemudian kolom “Kesehatan mental” ditetapkan sebagai target (class), sedangkan kolom platform, durasi pengguna, waktu akses dan intensitas frekuensi negatif dijadikan feature.

355 instances  
 6 features (no missing values)  
 Data has no target variable.  
 0 meta attributes

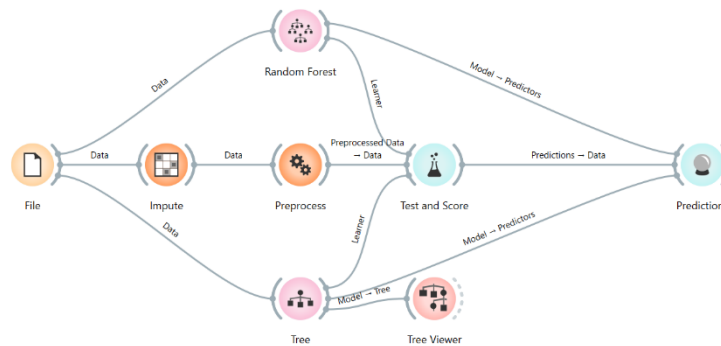
Columns (Double click to edit)			
Name	Type	Role	Values
1 Id	numeric	feature	
2 Platfrom	categorical	feature	Instagram, Instagram(0), Tiktok, Twitter/X
3 Durasi	categorical	feature	2 jam, 2.5 jam, 3 jam, 3.5 jam, 4 jam, 5 jam
4 Jam	numeric	feature	
5 Frekuensi negatif	numeric	feature	
6 Kesehatan ...	categorical	target	Cenderung Berisiko, Risiko Tinggi, Tidak Berisiko

Gambar 4. 1 Dataset Uji Menggunakan Orange

## 2. Pemrosesan Data (Impute dan Select Columns)

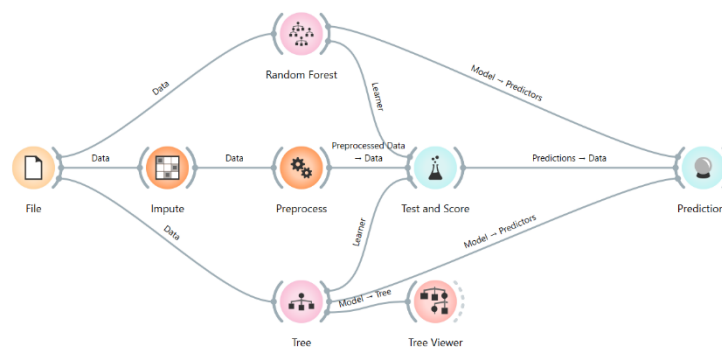
Widget Impute digunakan untuk menangani nilai kosong, dan Select Columns untuk memastikan semua variabel masuk sesuai perannya.

**Gambar 4. 2 Pemrosesan Data**



## 3. Penerapan Model Random Forest

Model Random Forest digunakan karena kemampuannya menangani data kategorikal dan numerik serta menghindari overfitting.



**Gambar 4. 3 Penerapan Model Random Forest**

Penjelasan Gambar Penerapan Model Random Forest ada 2 model yang digunakan untuk memprediksi :

1. Model Random Forest. Random Forest adalah algoritma machine learning berbasis ensemble, yaitu model yang membangun banyak pohon keputusan (decision trees) dan menggabungkan hasilnya untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat dan stabil. Model ini mampu menangani data dengan banyak variabel. Dalam penelitian ini, Random Forest digunakan untuk memprediksi tingkat risiko kesehatan mental berdasarkan pola penggunaan media sosial.
2. Model Tree. Tree adalah widget model yang membangun satu pohon keputusan (Decision Tree) yang terdiri dari banyak pohon, widget Tree menghasilkan satu model pohon yang lebih mudah dibaca dan diinterpretasikan. widget Tree digunakan untuk melihat aturan-aturan logika yang muncul dari data, seperti percabangan berdasarkan durasi, jam penggunaan, atau frekuensi interaksi negatif.

## 4. Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan menggunakan widget Test & Score yang berfungsi untuk mengukur kinerja model dalam memprediksi tiga kategori risiko, yaitu Tidak berisiko, Cenderung Berisiko, dan Risiko Tinggi :

Evaluation results for target Tidak Berisiko						
Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
Random Forest	0.913	0.856	0.758	0.755	0.762	0.656

**Gambar 4 Widget Test Dan Score Tidak Berisiko**

Widget Test & Score Tidak Berisiko menunjukkan performa model yang kuat. Nilai AUC 0,913 menandakan Random Forest efektif membedakan pengguna aman dan berisiko. Akurasi 85,6% menunjukkan sebagian besar prediksi tepat. F1-score 0,758 menegaskan keseimbangan model. Precision 0,755 berarti prediksi “aman” cukup akurat, sedangkan recall 0,760 menunjukkan sebagian besar pengguna sehat terdeteksi. MCC 0,656 mengindikasikan prediksi stabil dan dapat dipercaya.

Evaluation results for target Cenderung Berisiko						
Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
Random Forest	0.873	0.803	0.828	0.797	0.862	0.600

**Gambar 5 Widget Test & Score Cenderung Berisiko**

Widget Test & Score Cenderung Berisiko menunjukkan performa model yang baik. Nilai AUC 0,873 menandakan kemampuan klasifikasi kuat, sementara akurasi 80,3% menunjukkan prediksi cukup tepat. F1-score 0,828 menegaskan keseimbangan model. Precision 0,797 berarti sebagian besar prediksi benar, dan recall 0,862 menunjukkan model efektif menangkap mayoritas pengguna yang mulai berisiko. MCC 0,600 menandakan prediksi stabil.

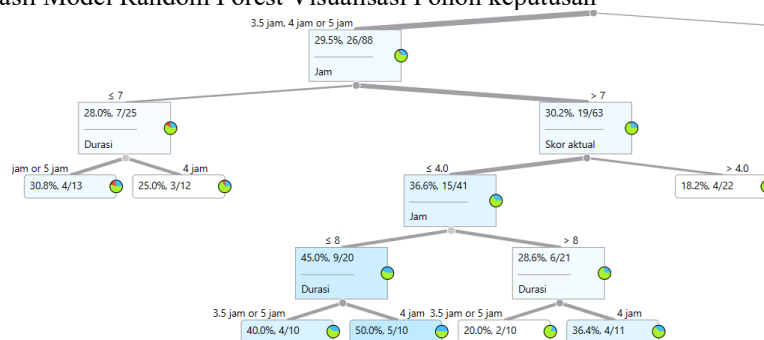
Evaluation results for target Risiko Tinggi						
Model	AUC	CA	F1	Prec	Recall	MCC
Random Forest	0.933	0.915	0.694	0.773	0.630	0.650

**Gambar 6 Widget Test & Score Risiko Tinggi**

Berikut penjelasan metrik gambar 4. 6 widget Test & Score Risiko Tinggi terkait tingkat kelas kesehatan mental:

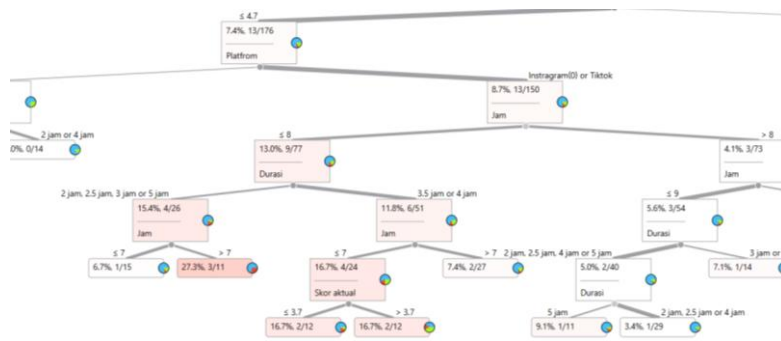
Widget Test & Score Risiko Tinggi menunjukkan kinerja model yang sangat baik. Nilai AUC 0,933 dan akurasi 91,5% menandakan kemampuan klasifikasi yang kuat. Precision 0,773 dan recall 0,630 menunjukkan model cukup akurat dan mampu menangkap sebagian besar pengguna berisiko. F1-score 0,694 dan MCC 0,650 menegaskan stabilitas Random Forest sebagai detektor dini risiko kesehatan mental.

5. Analisis Hasil Model Random Forest Visualisasi Pohon keputusan



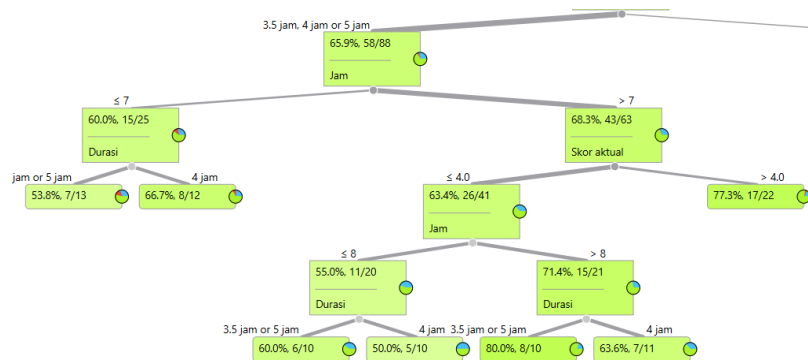
**Gambar 7 Pohon Keputusan Cenderung Berisiko**

Hasil Random Forest menunjukkan risiko meningkat pada durasi 3,5–5 jam, terutama bila penggunaan terjadi setelah jam 19.00. Durasi ≤2 jam relatif aman (risiko 26%), dan 2–3 jam hampir tidak berisiko (6,2%). Pada jam malam, risiko tertinggi muncul saat skor aktual ≤4 dan frekuensi akses tinggi, mencapai 45–50%



**Gambar 4. 8 Pohon Keputusan Risiko Tinggi**

Pohon keputusan memprediksi risiko tinggi terutama dari frekuensi interaksi negatif. Dari 355 responden, 196 orang (55,2%) masuk risiko tinggi. Jika frekuensi negatif >2, maka 67,3% berisiko tinggi, terutama saat skor aktual  $\leq 3$  (78,2%). Pada skor aktual >3, risiko menurun dan dipengaruhi durasi serta jam penggunaan. Durasi 3,5–5 jam cenderung meningkatkan risiko, sedangkan jam penggunaan memoderasi hasil pada durasi lebih rendah.



**Gambar 4. 9 Pohon Keputusan Tidak berisiko**

Pohon keputusan menunjukkan durasi  $\leq 2$  jam cenderung aman: 70,2% tidak berisiko. Kelompok 2–3 jam paling aman (93,8% tidak berisiko). Pada durasi 3,5–5 jam, risiko mulai meningkat meski mayoritas masih aman (65,9%). Jam penggunaan menjadi pembeda: jam  $\leq 7$  lebih moderat (60% aman), sedangkan jam >7 lebih aman (68,3%) dipengaruhi skor aktual. Skor aktual >4 paling stabil (77,3% aman).

**PEMBAHASAN**

Berdasarkan hasil analisis dan prediksi menggunakan algoritma Random Forest Classifier pada aplikasi Orange Data Mining, pembahasan difokuskan pada hasil klasifikasi, evaluasi kinerja model, serta keterkaitan variabel penggunaan media sosial terhadap risiko kesehatan mental. Model Random Forest mampu mengklasifikasikan responden ke dalam tiga kategori, yaitu Tidak Berisiko, Cenderung Berisiko, dan Risiko Tinggi, dengan masing-masing hasil disertai nilai probabilitas yang menunjukkan tingkat keyakinan prediksi. Hasil visualisasi pohon keputusan dan tabel prediksi menunjukkan bahwa sebagian besar responden berada pada kategori Tidak Berisiko dan Cenderung Berisiko, yang menandakan mayoritas responden masih berada pada kondisi mental relatif stabil meskipun penggunaan media sosial cukup intens. Namun, faktor yang paling kuat meningkatkan risiko adalah frekuensi interaksi negatif, terutama jika >2 kali, yang mendorong proporsi Risiko Tinggi mencapai 67,3%. Risiko semakin meningkat ketika dikombinasikan dengan skor aktual rendah ( $\leq 3$ ) dan durasi penggunaan panjang ( $\geq 3,5$  jam) serta akses pada malam hari. Sebaliknya, kategori Tidak Berisiko didominasi oleh responden dengan durasi penggunaan rendah ( $\leq 2$ –3 jam) dan frekuensi interaksi negatif  $\leq 2$ , bahkan mencapai 93,8% tidak berisiko pada durasi 2–3 jam.

Evaluasi model menunjukkan performa baik pada tiap kelas. Berdasarkan uji prediksi, Random Forest memperoleh AUC tinggi pada semua target kelas: Tidak Berisiko (0,913), Cenderung Berisiko (0,873), dan Risiko Tinggi (0,933). Nilai CA sekitar 0,794 menunjukkan prediksi cukup konsisten, sedangkan nilai precision, recall, F1-score, dan MCC memperkuat bahwa model mampu mendeteksi kondisi aman, gejala awal, hingga risiko tinggi secara stabil. Analisis feature importance menunjukkan variabel paling berpengaruh adalah durasi penggunaan, waktu akses malam, frekuensi interaksi negatif, jenis platform/konten, serta literasi kesehatan mental. Temuan ini konsisten dengan penelitian terdahulu (Nabiilah et al., 2022; Hilarius, 2023; Mainidar et al., 2023), namun penelitian ini memiliki keunggulan karena menggunakan pendekatan prediktif Random Forest untuk mendukung deteksi dini berbasis perilaku digital.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian berjudul “Prediksi Kesehatan Mental Pengguna Berdasarkan Konsumsi Konten pada Media Sosial Menggunakan Metode Random Forest”, diperoleh kesimpulan bahwa algoritma Random Forest mampu memprediksi tingkat risiko kesehatan mental pengguna media sosial secara stabil, akurat, dan konsisten. Model mengklasifikasikan kondisi responden ke dalam tiga kategori, yaitu Tidak Berisiko, Cenderung Berisiko, dan Risiko Tinggi. Kategori Tidak Berisiko ditunjukkan pada pengguna yang memakai media sosial sekitar  $\leq 2$  jam per hari, dominan mengakses pada siang hari sebelum pukul 17.00, serta mengalami interaksi negatif rendah (1–3 kali). Pola ini umumnya tidak memicu gangguan tidur maupun gejala stres dan kecemasan. Kategori Cenderung Berisiko muncul pada pengguna dengan durasi 3–4 jam per hari, akses malam hari (18.00–21.00), dan interaksi negatif 3–4 kali. Pada tahap ini mulai muncul tanda awal seperti penurunan fokus, tidur lebih larut, dan emosi lebih mudah terpengaruh. Sementara itu, kategori Risiko Tinggi diprediksi pada pengguna dengan durasi  $> 4$  jam per hari, aktif setelah pukul 21.00, serta frekuensi interaksi negatif  $\geq 5$  kali, yang berpotensi menimbulkan gangguan tidur, stres meningkat, mood tidak stabil, dan mengganggu aktivitas penting. Hasil analisis juga menunjukkan faktor paling berpengaruh terhadap risiko kesehatan mental adalah durasi penggunaan harian, waktu akses larut malam, dan frekuensi interaksi negatif. Temuan ini membuktikan bahwa semakin tinggi intensitas dan semakin larut waktu penggunaan media sosial, semakin besar risiko munculnya gangguan mental seperti stres, kecemasan, kelelahan, dan gangguan tidur. Model Random Forest dapat menjadi dasar pengembangan sistem pemantauan dan deteksi dini kesehatan mental berbasis data bagi pengguna, institusi pendidikan, dan masyarakat.

#### Referensi

1. Ahmad Fauzan, M. N. (2025). Analisis Emosi Pengguna Media Sosial Berdasarkan Durasi Penggunaan Harian Dengan Machine Learning. *Jurnal Sistem Informasi Ibrahimy*, Vol. 3, No. 2. doi:10.35316/justify.v3i2.5559
2. Albari, R. R. (2022). Pengaruh Media Sosial terhadap Kesehatan Mental Generasi Z. *Kompasiana*, Vol.12,No.3. doi:https://doi.org/ 10.24235/prophetic.v4i1.8755
3. Arjon Samuel Sitio, F. A. (2024). Penerapan Algoritma Machine Learning dalam Analisis Pola Perilaku Penggunaan Internet. *DIKE : Jurnal Ilmu Multidisiplin*, Vol.2,No.2. doi:10.69688/dike.v2i2.102
4. Dea Cindi Amelia Ginting, S. g. (2024). Analisis Pengaruh Jejaring Sosial Terhadap Interaksi Sosial di Era Digital. *Pusat Publikasi Ilmu Manajemen*, Vol.2,No.1. doi:https://doi.org/10.59603/ppiman.v2i1.280
5. Dhini Maheswari, Ratu Bulan Anggraini, Salwa Aulia , Yolanda Diah, & Baginda Oloan Lubis . (2024). Implementasi Algoritma C4 . 5 Untuk Klasifikasi Dampak Pola Penggunaan Media Sosial Terhadap Kesejahteraan Emosional. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, Vol.9, No.2. doi:10.36040/jati.v9i2.13011
6. Egi Regita, Nabilah Luthfiyyah, & Nur Riswandy Marsuki. (2024). Pengaruh Media Sosial Terhadap Persepsi Diri dan Pembentukan Identitas Remaja di Indonesia. *Jurnal Kajian dan Penelitian Umum*, Vol.2,No.1. doi:https://doi.org/10.47861/jkpu-nalanda.v2i1.630
7. Ernawati. (2024). Dampak Kecanduan Media Sosial Terhadap Kesehatan Mental Remaja: Studi Cross Sectional. *Intan Husada : Jurnal Ilmiah Keperawatan*, Vol.12,No.01. doi:10.52236/ih.v12i1.507
8. Fatahya, F. A. (2022). Literasi Kesehatan Mental Dewasa Awal Pengguna Media Sosial. *Journal of Public Health Research and Development*, Vol.6 , No.2. doi:https://doi.org/10.15294/higeia.v6i2.49871
9. Hana Apriyanti, I. S. (2024). Keterlibatan Penggunaan Media Sosial pada Interaksi Sosial di Kalangan Gen Z. *Jurnal Integrasi Ilmu Sosial dan Politik*, Vol.1,No.4. doi:https://doi.org/10.62383/sosial.v1i4.929
10. I. N. (2024). Teknologi Informasi: Dampak Media Sosial pada Perubahan Sosial Masyarakat. *Indo-MathEdu Intellectuals Journal*, Vol.5,No.1. doi:10.54373/imeij.v5i1.645

11. Inggit Annisa Nurfethia Gunawan, S. I. (2022). Dampak Penggunaan Media Sosial Terhadap Gangguan Psikososial Pada Remaja: A Narrative Review. *Jurnal Kesehatan*, Vol.15,No.1. doi:10.23917/jk.v15i1.17426
12. Inneke Rizky Widowati, & Muhammad Syafiq. (2020). Analisis Dampak Psikologis pada Pengguna Media Sosial. *Jurnal Penelitian Psikologi*, Vol.9,No.2. Diambil kembali dari <https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/character/issue/archive>
13. Mainidar Sadiyahati, , Deni Yanuar, , & Uswatun Nisa. (2023). Fenomena Kecanduan Media Sosial (Fomo) Pada Remaja Kota Banda Aceh. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FISIP USK*, Vo.4, No.4. Diambil kembali dari [www.jim.unsyiah.ac.id/FISIP](http://www.jim.unsyiah.ac.id/FISIP)
14. Mainidar Sadiyahati, D. Y. (2023). Fenomena Kecanduan Media Sosial(FOMO) Pada Remaja Kota Banda Aceh. *Jurnal Ilmiah Mahasiswa FISIP USK*, Vol. 8,No.4. Diambil kembali dari [www.jim.unsyiah.ac.id/FISIP](http://www.jim.unsyiah.ac.id/FISIP)
15. Muhamad Ayub, & Sofia Farzanah Sulaeman. (2022). Dampak Sosial Media Terhadap Interaksi Sosial Pada Remaja: Kajian Sistematis. *Jurnal Penelitian Bimbingan dan Konseling*, Vol.7,No.1. doi:10.1542/peds.2011-0054 .
16. N. R., & Ahmad Thoriq, H. F. (2025). Pengaruh Penggunaan Media Sosial terhadap Kesehatan Mental Gen Z Studi Kasus : Survei Anggota Gen Z Waktu yang Mereka Habiskan di Media Sosial. *Jurnal Bisnis dan Komunikasi Digital*, Vol.2,No.2. doi:<https://doi.org/10.47134/jbkd.v2i2.3581>
17. Ni'amulloh Ash Shidiqie, N. F. (2023). Perubahan Sosial dan Pengaruh Media Sosial Tentang Peran Instagram dalam Membentuk Identitas Diri Remaja. *Simpaty*, Vol.3, No.1. doi:<https://doi.org/10.59024/simpaty.v1i3.225>
18. Rhaina Al Yasin, Raden Roro Kirani Annisa Anjani, Salwa Salsabil, & Tania Rahmayanti, Rizki Amalia. (2022). Pengaruh Sosial Media Terhadap Kesehatan Mental Dan Fisik Remaja: a Systematic Review. *Jurnal Kesehatan Tambusai*, Vol.3,No.2. doi:10.31004/jkt.v3i2.4402
19. Rudianto, Z. N. (2022). Pengaruh Literasi Kesehatan Terhadap Kesadaran Kesehatan Mental Generasi Z Di Masa Pandemi. *Jurnal Pendidikan Kesehatan*, Vol.11,No.1. doi:10.31290/jpk.v11i1.2843
20. Syahnur Rahman, N. H. (2021). Penggunaan Media Sosial Terhadap Kesejahteraan Psikologis Orang Dewasa. *Prosiding Seminar Nasional 2021 Fakultas Psikologi Umby*, Vol.9,No.1. doi:<https://doi.org/10.1177/1090198119863768>
21. Trisni Handayani, Dian Ayubi, & Dien Anshari. (2020). Literasi Kesehatan Mental Orang Dewasa dan Penggunaan Pelayanan Kesehatan Mental. *Perilaku dan Promosi Kesehatan: Indonesian Journal of Health Promotion and Behavior*, Vol.2,No.1. doi:10.47034/ppk.v2i1.3905
22. Winarko, H. B. (2022). Kecemasan Digital : Penggunaan Media Sosial dan Dampaknya terhadap Kesehatan Mental Remaja Indonesia. Vol.4,No.1. doi:<https://doi.org/10.51214/bocp.v4i3.328>