Klasifikasi Tingkat Kecanduan Media Sosial Mahasiswa Menggunakan Lima Algoritma Machine Learning: Studi Komparatif Berbasis Dataset Kaggle

**Isfan Robby Rahman**  
Department of Information Systems  
Faculty of Engineering and Computer Science  
Universitas Komputer Indonesia  
Bandung, Indonesia  
[isfan.10522017@mahasiswa.unikom.ac.id](mailto:isfan.10522017@mahasiswa.unikom.ac.id)

**Muhammad Rafli Fauzi**  
Department of Information Systems  
Faculty of Engineering and Computer Science  
Universitas Komputer Indonesia  
Bandung, Indonesia  
[rafli.10522008@mahasiswa.unikom.ac.id](mailto:rafli.10522008@mahasiswa.unikom.ac.id)

**Johannes Parlindungan Gultom**  
Department of Information Systems  
Faculty of Engineering and Computer Science  
Universitas Komputer Indonesia  
Bandung, Indonesia  
[johannes.10522012@mahasiswa.unikom.ac.id](mailto:johannes.10522012@mahasiswa.unikom.ac.id)

**Zinedin Zidan Tri Putra El Conny**  
Department of Information Systems  
Faculty of Engineering and Computer Science  
Universitas Komputer Indonesia  
Bandung, Indonesia  
[Zinedin.10522033@mahasiswa.unikom.ac.id](mailto:Zinedin.10522033@mahasiswa.unikom.ac.id)

***Abstrak***—Meningkatnya penggunaan media sosial di kalangan mahasiswa telah memunculkan perhatian serius terhadap potensi kecanduan yang berdampak pada kesehatan mental dan akademik. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi kecanduan media sosial dengan membandingkan lima algoritma machine learning, yaitu Decision Tree, Naive Bayes, k-Nearest Neighbors (k-NN), Random Forest, dan Support Vector Machine (SVM). Dataset yang digunakan berasal dari Kaggle dan terdiri dari 705 data mahasiswa dengan berbagai fitur demografis, perilaku digital, dan kondisi psikologis. Variabel target berupa label kecanduan diklasifikasikan berdasarkan skor adiksi media sosial. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model k-NN memiliki akurasi tertinggi sebesar 98,2%, diikuti oleh Random Forest dan SVM. Penelitian ini menunjukkan bahwa pendekatan machine learning dapat diimplementasikan secara efektif untuk mengidentifikasi individu dengan risiko kecanduan media sosial. Temuan ini dapat mendukung pengembangan sistem deteksi dini dan intervensi berbasis data dalam bidang kesehatan mental mahasiswa.

Keywords— Media sosial, kecanduan, machine learning, klasifikasi, mahasiswa, data mining pendahuluan

# pendahuluan

Penggunaan media sosial di kalangan mahasiswa mengalami peningkatan signifikan dalam beberapa tahun terakhir, seiring dengan berkembangnya teknologi digital dan ketersediaan akses internet yang meluas. Platform seperti TikTok, Instagram, dan Facebook menjadi bagian integral dari kehidupan sehari-hari mahasiswa, tidak hanya sebagai sarana hiburan tetapi juga sebagai media komunikasi, pembelajaran, bahkan eksistensi diri. Namun, perkembangan ini tidak sepenuhnya membawa dampak positif.

Penelitian yang dilakukan oleh Fausto Giunchiglia et al. menunjukkan bahwa penggunaan media sosial secara berlebihan memiliki keterkaitan yang signifikan dengan penurunan performa akademik mahasiswa. Hal ini terjadi karena waktu belajar yang tergantikan dengan aktivitas daring yang tidak produktif, serta gangguan fokus yang ditimbulkan oleh notifikasi media sosial [2].

Lebih lanjut, Cai Yang et al. dalam studinya mengenai kecanduan TikTok, menggabungkan pendekatan survei dengan jejak digital pengguna untuk memahami sejauh mana platform ini mempengaruhi perilaku adiktif. Hasil penelitian mereka menekankan bahwa keterlibatan tinggi di media sosial, terutama dalam bentuk konsumsi konten video pendek, memperbesar potensi timbulnya adiksi perilaku (behavioral addiction) di kalangan remaja dan dewasa muda [3].

Senada dengan hal tersebut, studi bibliometrik yang dilakukan oleh R. Dong et al. menunjukkan adanya hubungan erat antara ketergantungan terhadap media sosial dan gangguan internet (internet disorder) pada mahasiswa. Mereka mengidentifikasi pola gangguan tersebut sebagai bentuk dari compulsive behavior yang mengarah pada penurunan kontrol diri [4].

Sementara itu, faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat kecanduan internet juga dikaji oleh M. Chen et al. Mereka menemukan bahwa selain faktor psikologis seperti stres dan kesepian, faktor lingkungan kampus dan sosial juga turut mempengaruhi seberapa besar ketergantungan mahasiswa terhadap media sosial [5].

Dalam perspektif neuropsikologis, D. De menyoroti peran algoritma media sosial dalam meningkatkan risiko kecanduan, khususnya pada remaja. Algoritma yang dirancang untuk mempertahankan keterlibatan pengguna melalui konten yang bersifat personalisasi telah menyebabkan peningkatan paparan stimulus yang bersifat adiktif [6].

Lebih jauh, X. Che et al. mengungkapkan bahwa kecanduan media sosial dapat menjadi variabel mediasi utama yang memperburuk kondisi psikologis mahasiswa, seperti kecemasan (anxiety), depresi, dan kualitas tidur yang buruk. Hal ini memperkuat argumen bahwa penggunaan media sosial yang tidak terkontrol dapat mengarah pada permasalahan kesehatan mental yang serius [7].

Dengan mempertimbangkan berbagai temuan tersebut, penting bagi dunia akademik dan praktisi teknologi informasi untuk melakukan kajian yang mendalam terkait klasifikasi tingkat kecanduan media sosial, khususnya di kalangan mahasiswa. Pendekatan machine learning dinilai mampu membantu dalam mengidentifikasi tingkat kecanduan secara lebih objektif dan akurat, yang pada akhirnya dapat digunakan sebagai dasar intervensi preventif..

# Metode Penelitian

## Pengumpulan data

Pengumpulan data dilakukan melalui platform Kaggle, yang menyediakan dataset mengenai kecanduan media sosial dan karakteristik pengguna. Dataset dipilih berdasarkan kesesuaian dengan variabel-variabel penelitian seperti durasi penggunaan harian, status akademik, serta gejala psikologis pengguna[8].

Penggunaan data dari internet sebagai sumber terbuka banyak digunakan dalam penelitian berbasis perilaku digital karena fleksibilitas dan skalabilitasnya [5]. Sebagai tambahan, penggabungan data survei dan digital traces seperti yang dilakukan oleh Cai Yang et al. (2025) dapat membantu membangun model prediksi yang lebih akurat dalam konteks adiksi digital [8].

## Cleaning data

Data yang diperoleh dari internet biasanya tidak langsung siap digunakan untuk pemodelan, sehingga perlu dilakukan proses pembersihan. Langkah-langkah cleaning daanata dalam penelitian ini meliputi:

* Distribusi Data: Mengevaluasi distribusi data numerik seperti durasi penggunaan harian.
* Penghapusan Duplikat: Menghapus entri yang ganda untuk menghindari bias model.
* Pengecekan Outliers: Mengidentifikasi dan menangani nilai ekstrim yang tidak wajar.

Tahapan ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data agar model machine learning dapat belajar dengan optimal [9].

## Exploratory Data Analysis (EDA)

Exploratory Data Analysis dilakukan untuk memahami pola, hubungan antar variabel, serta insight awal dari data. Visualisasi digunakan untuk melihat korelasi antara durasi penggunaan media sosial dengan tingkat kecanduan, serta untuk melihat distribusi kelas target. Proses EDA penting sebagai dasar dalam memilih fitur yang relevan untuk pemodelan [2]

## Preprocessing

Preprocessing adalah tahap penting dalam mempersiapkan data sebelum digunakan untuk pelatihan model. Tahapan ini meliputi:

* Encoding Variabel Kategorikal: Mengubah variabel seperti jenis kelamin, program studi, atau status akademik menjadi format numerik.
* Train-Test Split: Memisahkan data menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan rasio umum 80:20.
* Standarisasi Fitur Numerik: Menggunakan StandardScaler agar fitur numerik memiliki skala yang sama, sehingga model tidak bias terhadap nilai besar [5].

## Modelling

Tahapan modelling melibatkan pelatihan lima algoritma machine learning untuk membandingkan performa mereka dalam mengklasifikasikan tingkat kecanduan media sosial pada mahasiswa:

* Logistic Regression – model dasar klasifikasi probabilistik biasa digunakan sebagai baseline.
* Gradient Boosting – ensemble tree learning secara bertahap memperbaiki kesalahan model sebelumnya.
* Support Vector Machine (SVM) – mencari hyperplane optimal untuk pemisahan kelas.
* Random Forest – ensemble berbasis banyak pohon keputusan yang melakukan voting suara, dan sering unggul dalam klasifikasi perilaku kompleks seperti dalam penelitian [1].
* Naïve Bayes – pendekatan probabilistik sederhana yang cepat dan efektif pada dataset yang lebih kecil.

Penggunaan berbagai model memungkinkan evaluasi performa yang komprehensif dan membandingkan algoritma berdasarkan akurasi, precision, recall, dan F1-score. Y. Gan et al. (2025) menunjukkan bahwa pendekatan ini efektif untuk prediksi adiksi internet di kalangan remaja [10].

Sementara itu, penelitian oleh Ahmedi Fauzan & M. N. Umam (2024) membuktikan bahwa durasi penggunaan media sosial memiliki hubungan kuat dengan emosi pengguna, yang juga dapat menjadi indikator tingkat kecanduan. Oleh karena itu, durasi harian menjadi fitur utama dalam model [9].

## Evaluasi

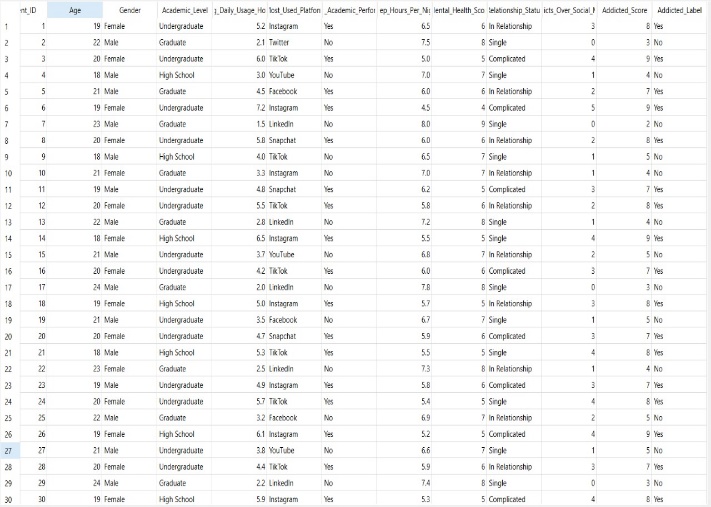
Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik-metrik standar seperti:

* Akurasi (accuracy): persentase prediksi benar dari keseluruhan.
* Precision & Recall & F1‑score: untuk menilai ketepatan dan sensitivitas model dalam kategori target.
* Confusion Matrix: memvisualisasikan jumlah prediksi benar dan salah di tiap kelas.Model dievaluasi dengan cross-validation dan dibandingkan hasilnya untuk menentukan algoritma terbaik berdasarkan metrik-metrik tersebut

# pembahsan

## Analisis Dataset

Tabel 1. Data Set



Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan hasil survei terbuka yang berfokus pada perilaku penggunaan media sosial mahasiswa dari berbagai jenjang pendidikan, dengan total responden sebanyak 564 individu. Variabel-variabel yang dikumpulkan mencakup data demografi (usia, jenis kelamin, tingkat pendidikan), kebiasaan penggunaan media sosial (durasi rata-rata harian, platform dominan), serta variabel dampak seperti jam tidur, konflik sosial yang dipicu media sosial, kondisi kesehatan mental, dan penurunan performa akademik.

Mayoritas responden berada pada rentang usia 18–24 tahun, kelompok usia yang menurut Salsabilla et al. [11] merupakan pengguna media sosial paling aktif dan rentan terhadap adiksi digital. Platform yang paling banyak digunakan adalah TikTok, Instagram, dan YouTube, konsisten dengan temuan Gunawan [12] yang menyatakan bahwa ketiga platform ini memiliki mekanisme konten adiktif berbasis infinite scrolling dan personalisasi algoritma tinggi.

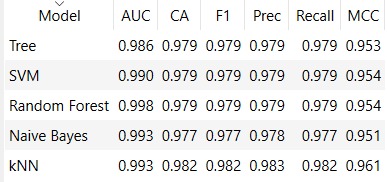
Label target klasifikasi adalah variabel biner "Addicted\_Label", yang didefinisikan berdasarkan skor total kecanduan media sosial dari responden. Skor ini disusun dari pertanyaan-pertanyaan yang mengukur dampak media sosial terhadap aspek sosial, emosional, dan akademik pengguna, sebagaimana dijelaskan oleh Nurhikmah et al. [13]]. Variabel target dibagi menjadi dua kelas: "Yes" (terindikasi adiksi) dan "No" (tidak adiksi)..

## Evaluasi Performa Model

Lima algoritma machine learning diterapkan pada data yang telah melalui preprocessing: Decision Tree, Support Vector Machine (SVM), Random Forest, Naïve Bayes, dan k-Nearest Neighbors (kNN). Setiap model dievaluasi dengan 10-fold cross-validation untuk memastikan generalisasi yang baik dan menghindari overfitting.

Tabel I menunjukkan nilai metrik evaluasi seperti AUC (Area Under Curve), akurasi (CA), F1-score, precision, recall, dan MCC (Matthews Correlation Coefficient):

Tabel 2, Tabel Test and Score



Dari tabel tersebut, terlihat bahwa k-Nearest Neighbors (kNN) unggul pada seluruh metrik, disusul oleh Random Forest dan SVM yang juga memberikan performa sangat baik. Hasil ini mendukung temuan dari Adeyemi et al. [14], yang menyatakan bahwa model berbasis jarak seperti kNN sangat cocok digunakan pada data psikologis dan sosial yang bersifat non-linier dan memiliki batas kelas yang kabur.

Selain itu, nilai MCC yang tinggi pada semua model menunjukkan kualitas klasifikasi yang baik bahkan dalam kondisi distribusi kelas tidak seimbang, sebagaimana dibahas dalam studi Prasetyo et al. [15] mengenai ketidakseimbangan dalam data kesehatan mental..

## Confusion Matrix

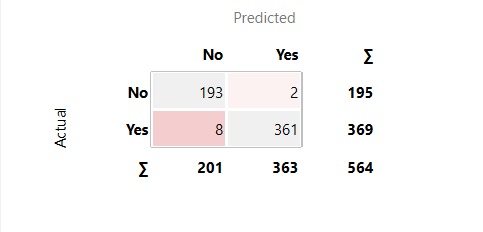
Gambar 1 menunjukkan confusion matrix untuk model terbaik (kNN). Dari total 564 data:

193 dari 195 data yang tergolong "tidak adiksi" berhasil diklasifikasikan dengan benar.

361 dari 369 data yang tergolong "adiksi" juga terklasifikasi dengan benar.

Hanya terdapat 10 kesalahan klasifikasi, terdiri dari 2 false positive dan 8 false negative.

Tabel 3. Confusion Matrix (KKN)

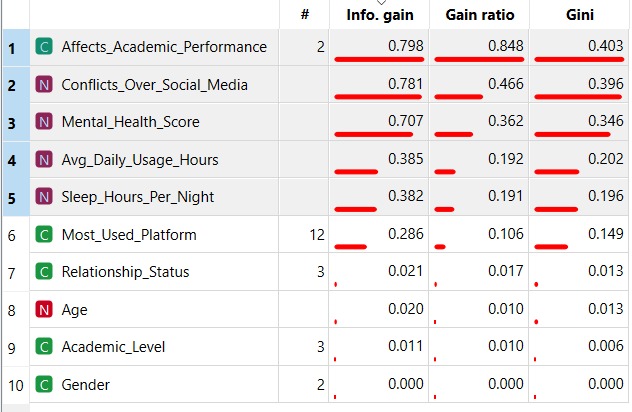


Tingkat generalisasi yang sangat tinggi ini menunjukkan bahwa model memiliki sensitivitas dan spesifisitas yang seimbang. Menurut Pierce [14], ketepatan dalam mendeteksi perilaku adiktif berbasis data digital memiliki implikasi penting dalam pengembangan alat bantu diagnosis psikologis.

## Analisis Fitur Penting

Pemeringkatan fitur berdasarkan Information Gain, Gain Ratio, dan Gini Index ditunjukkan pada Gambar 2. Fitur yang paling berkontribusi dalam klasifikasi kecanduan media sosial adalah:

Tabel 4. Rank



Fitur paling berpengaruh terhadap klasifikasi kecanduan media sosial adalah sebagai berikut:

1. Dampak terhadap performa akademik (Information Gain: 0.798)

Menunjukkan bahwa mahasiswa yang merasa prestasi akademiknya terganggu memiliki probabilitas tinggi tergolong adiksi.

1. Konflik akibat media sosial (0.781)

Konflik interpersonal yang timbul akibat interaksi di media sosial memperkuat risiko kecanduan, sebagaimana dibahas oleh Hayani[16].

1. Skor kesehatan mental (0.707)

Korelasi tinggi antara skor kesehatan mental rendah dan penggunaan media sosial yang kompulsif.

1. Durasi penggunaan harian (0.385)

Konsisten dengan temuan Aisafitri & Yusriyah [17] tentang korelasi antara FoMO dan intensitas penggunaan.

1. Jam tidur per malam (0.382)

Gangguan tidur adalah salah satu indikator klasik dalam diagnosis gangguan adiktif menurut DSM-V.

Sebaliknya, fitur seperti usia, jenis kelamin, dan jenjang pendidikan tidak memberikan kontribusi signifikan dalam pemodelan, yang juga dilaporkan oleh Ahmad & Nurhidaya[18] dalam studi mereka mengenai pengaruh demografi terhadap kecanduan media digital.

Untuk menilai performa dari masing-masing model, dilakukan evaluasi berdasarkan metrik seperti akurasi, precision, recall, F1-score, dan AUC. Nilai-nilai ini memberikan gambaran menyeluruh mengenai kemampuan model dalam memprediksi label "Addicted" dan "Not Addicted" secara tepat.

Model k-Nearest Neighbors (k-NN) menunjukkan akurasi tertinggi di antara lima model yang diuji. Hal ini mencerminkan kemampuannya dalam mengenali pola berbasis kedekatan antar data. Keunggulan utama dari k-NN adalah kesederhanaannya dan ketepatannya dalam menangkap pola non-linear. Namun, kelemahannya terletak pada efisiensi komputasi. Ketika ukuran data membesar, proses pencarian tetangga terdekat menjadi lambat dan memerlukan sumber daya lebih besar.

Random Forest juga menunjukkan performa yang sangat baik, terutama pada nilai AUC yang tinggi. Model ini dikenal sangat kuat dalam mengatasi overfitting dan bekerja baik pada data dengan banyak fitur serta variabel kategorikal. Selain itu, kemampuannya untuk memberikan pentingnya fitur (feature importance) menjadi nilai tambah dalam interpretasi. Namun, kelemahannya terletak pada kompleksitas model dan waktu pelatihan yang relatif lebih lama.

Support Vector Machine (SVM) memberikan hasil akurasi dan metrik lainnya yang sebanding dengan Random Forest. SVM unggul dalam membedakan data yang memiliki margin sempit antar kelas. Kelemahannya adalah ketika dataset mengandung noise atau jumlah data besar, performa dan waktu pelatihan SVM dapat menurun drastis. Selain itu, model ini relatif sulit diinterpretasikan dibandingkan metode pohon keputusan.

Naïve Bayes memberikan hasil yang cukup kompetitif dengan kecepatan pelatihan tinggi. Model ini sangat efisien dalam kasus klasifikasi sederhana dan bekerja optimal pada fitur-fitur yang independen. Namun, pada dataset seperti ini, di mana antar fitur mungkin memiliki korelasi, asumsi independensi Naïve Bayes menjadi kelemahan yang dapat mempengaruhi akurasi.

Decision Tree merupakan model yang mudah dipahami dan divisualisasikan. Meskipun hasilnya tidak setinggi k-NN atau Random Forest, model ini tetap memberikan performa yang baik. Namun, Decision Tree rentan terhadap overfitting apabila tidak dilakukan pruning atau pembatasan kedalaman pohon.

Dengan mempertimbangkan seluruh aspek, model k-NN dapat dikatakan sebagai model terbaik untuk dataset ini karena memberikan keseimbangan yang baik antara akurasi dan kesederhanaan dalam implementasi. Namun, dalam skenario produksi nyata, aspek seperti kecepatan pelatihan, interpretabilitas, dan efisiensi komputasi juga harus menjadi bahan pertimbangan dalam memilih model yang paling sesuai.

# Kesimpulan

Penelitian ini bertujuan membandingkan performa lima algoritma machine learning dalam mengklasifikasikan tingkat kecanduan media sosial pada mahasiswa. Hasil analisis menunjukkan bahwa algoritma k-Nearest Neighbors (kNN) memiliki kinerja terbaik secara keseluruhan, dengan nilai akurasi dan F1-score yang tinggi. Random Forest juga menunjukkan kapabilitas unggul dalam deteksi perilaku digital, sejalan dengan temuan studi terdahulu [19][13].

Temuan penting lainnya adalah bahwa fitur-fitur perilaku seperti durasi penggunaan, dampak akademik, konflik sosial, serta skor kesehatan mental merupakan indikator paling signifikan terhadap tingkat kecanduan. Hal ini mendukung temuan dari beberapa studi lokal dan internasional yang menunjukkan bahwa kecanduan media sosial berhubungan erat dengan prokrastinasi akademik [16], perubahan perilaku sosial [20], gangguan mental [15], dan tekanan psikososial seperti Fear of Missing Out (FoMO) [21].

Di samping itu, demografi seperti usia dan jenis kelamin ditemukan memiliki kontribusi yang lebih rendah terhadap klasifikasi tingkat kecanduan, sebagaimana juga dilaporkan dalam penelitian oleh Gunawan [12] dan Nurhikmah et al. [13]. Hal ini memperkuat pandangan bahwa faktor internal dan perilaku digital memiliki peran lebih dominan dibandingkan karakteristik demografis dalam menentukan kecenderungan adiksi media sosial.

Secara umum, studi ini memperkuat literatur bahwa algoritma machine learning mampu menjadi alat prediktif yang efektif dalam mengidentifikasi risiko kecanduan media sosial pada mahasiswa [19], [22], [18]. Implementasi model ini berpotensi mendukung sistem skrining dini dan pengambilan keputusan di lingkungan pendidikan tinggi dalam menghadapi tantangan digital abad ke-21 [15], [23]. Dengan pendekatan yang berbasis data, institusi pendidikan dapat merancang strategi intervensi yang lebih objektif, cepat, dan adaptif terhadap dinamika penggunaan media sosial di kalangan mahasiswa.

Selain manfaatnya secara akademik, penelitian ini juga membuka ruang untuk pengembangan lebih lanjut dalam bentuk sistem rekomendasi atau dashboard analitik yang bisa digunakan oleh konselor kampus. Hal ini diharapkan dapat memberikan kontribusi nyata dalam menanggulangi dampak negatif media sosial serta meningkatkan kesejahteraan psikologis dan performa akademik mahasiswa.

##### Ucapan Terimaksih

Penulis menyampaikan terima kasih kepada semua pihak yang telah mendukung proses pelaksanaan dan penyelesaian penelitian ini. Ucapan terima kasih disampaikan kepada dosen pembimbing, rekan-rekan sejawat, serta semua responden yang telah berpartisipasi dalam penyediaan data.

Penghargaan juga diberikan kepada lembaga pendidikan dan pihak terkait yang telah memberikan fasilitas, masukan, serta arahan selama proses penelitian berlangsung. Tanpa dukungan dari berbagai pihak tersebut, penelitian ini tidak dapat diselesaikan dengan baik.

Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi positif bagi pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi, khususnya dalam bidang penerapan machine learning untuk deteksi dini kecanduan media sosial.

##### References

[1] T. Ehsan and J. Basit, “Machine Learning for Detecting Social Media Addiction Patterns: Analyzing User Behavior and Mental Health Data,” *International Journal of Innovations in Science & Technology*, vol. 6, no. 4, pp. 1789–1807, Oct. 2024, [Online]. Available: https://journal.50sea.com/index.php/IJIST/article/view/1070

[2] F. Giunchiglia, M. Zeni, E. Gobbi, E. Bignotti, and I. Bison, “Mobile social media usage and academic performance,” *Comput Human Behav*, vol. 82, pp. 177–185, 2018.

[3] C. Yang, S. Mousavi, A. Dash, K. P. Gummadi, and I. Weber, “Studying Behavioral Addiction by Combining Surveys and Digital Traces: A Case Study of TikTok,” in *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 2025, pp. 2106–2123.

[4] R. Dong, D. Yuan, X. Wei, J. Cai, Z. Ai, and S. Zhou, “Exploring the relationship between social media dependence and internet addiction among college students from a bibliometric perspective,” *Front Psychol*, vol. Volume 16-2025, 2025, doi: 10.3389/fpsyg.2025.1463671.

[5] M. Chen and X. Zhang, “Factors influencing internet addiction among university students: The mediating roles of self-control and anxiety,” *Acta Psychol (Amst)*, vol. 250, p. 104535, 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2024.104535.

[6] D. De, M. El Jamal, E. Aydemir, and A. Khera, “Social Media Algorithms and Teen Addiction: Neurophysiological Impact and      Ethical Considerations,” *Cureus*, vol. 17, no. 1, p. e77145, 2025, doi: 10.7759/cureus.77145.

[7] X. Che, Z. Lu, and Y. Jin, “Social media addiction as the central mediating variable to explore the mechanism between physical exercise and sleep quality,” *Sci Rep*, vol. 15, no. 1, p. 26800, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-11225-1.

[8] C. Yang, S. Mousavi, A. Dash, K. P. Gummadi, and I. Weber, “Studying Behavioral Addiction by Combining Surveys and Digital Traces: A Case Study of TikTok,” in *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media*, 2025, pp. 2106–2123.

[9] A. Fauzan, M. Umam, and R. Yalloh, “ANALISIS EMOSI PENGGUNA MEDIA SOSIAL BERDASARKAN DURASI PENGGUNAAN HARIAN DENGAN MACHINE LEARNING,” *JUSTIFY : Jurnal Sistem Informasi Ibrahimy*, vol. 3, pp. 122–128, Dec. 2024, doi: 10.35316/justify.v3i2.5559.

[10] Y. Gan *et al.*, “Application of machine learning in predicting adolescent Internet behavioral addiction,” *Front Psychiatry*, vol. Volume 15-2024, 2025, doi: 10.3389/fpsyt.2024.1521051.

[11] B. Hidayah, S. Yaqinah, and U. Hasbi, “Penggunaan Media Sosial dan Perubahan Perilaku Sosial Remaja,” *Jurnal Humanitas: Katalisator Perubahan dan Inovator Pendidikan*, vol. 11, pp. 57–70, Mar. 2025, doi: 10.29408/jhm.v11i1.29179.

[12] R. Gunawan, S. Aulia, H. Supeno, A. Wijanarko, J. P. Uwiringiyimana, and D. Mahayana, “Adiksi Media Sosial dan Gadget bagi Pengguna Internet di Indonesia,” *TECHNO-SOCIO EKONOMIKA*, vol. 14, p. 1, Apr. 2021, doi: 10.32897/techno.2021.14.1.544.

[13] N. Nurhikmah, N. Martono, E. Puspitasari, A. Kurniawan, and T. W. S. Prasetyoningsih, “The Relationship Between Social Media Access and Student Achievement Motivation,” *The Journal of Society and Media*, vol. 8, no. 2, pp. 487–509, Oct. 2024, doi: 10.26740/jsm.v8n2.p487-509.

[14] T. Pierce, “Social anxiety and technology: Face-to-face communication versus technological communication among teens,” *Comput. Hum. Behav.*, vol. 25, no. 6, pp. 1367–1372, Nov. 2009, doi: 10.1016/j.chb.2009.06.003.

[15] N. Agung Prasetyo *et al.*, “DAMPAK BURUK KECANDUAN PENGGUNAAN MEDIA SOSIAL DI ERA 5.0 PADA KESEHATAN MENTAL DAN INTERAKSI SOSIAL,” *Jurnal Perspektif*, vol. 3, no. 2, doi: 10.53947/perspekt.v3i2.613.

[16] J. Psikologi Unsyiah, S. Hayani, M. Khairani, and Z. Amna, “KECANDUAN INTERNET DAN PROKRASTINASI AKADEMIK PADA MAHASISWA”.

[17] L. Aisafitri and K. Yusriyah, “Kecanduan Media Sosial (FoMO) Pada Generasi Milenial”, [Online]. Available: https://datareportal.com/reports/digital-2020-indonesia

[18] A. Ahmad, U. Alauddin Makassar, J. Sultan Alauddin No, and K. Makassar, “Media Sosial dan Tantangan Masa Depan Generasi Milenial.”

[19] F. Zulfah Parinduri, R. Dewi, and G. Artikel, “Klasifikasi Tingkat Kecanduan Internet Pada Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classification of Internet Addiction Levels in Students Using the Naïve Bayes Algorithm Article Info ABSTRAK,” *JOMLAI: Journal of Machine Learning and Artificial Intelligence*, vol. 1, no. 3, pp. 2828–9099, 2022, doi: 10.55123/jomlai.v1i3.965.

[20] B. Hidayah, S. Yaqinah, and U. Hasbi, “Penggunaan Media Sosial dan Perubahan Perilaku Sosial Remaja,” *Jurnal Humanitas: Katalisator Perubahan dan Inovator Pendidikan*, vol. 11, pp. 57–70, Mar. 2025, doi: 10.29408/jhm.v11i1.29179.

[21] L. Rahardjo and C. Soetjiningsih, “Fear of Missing Out (FOMO) dengan Kecanduan Media Sosial pada Mahasiswa,” *Bulletin of Counseling and Psychotherapy*, vol. 4, pp. 460–465, Nov. 2022, doi: 10.51214/bocp.v4i3.328.

[22] I. Shalahuddin, A. Wia, and T. Hernawaty, “Kecanduan Media Sosial pada Remaja Akibat Pandemi Covid-19: Scoping Review,” *Malahayati Nursing Journal*, vol. 5, no. 6, pp. 1713–1733, Jun. 2023, doi: 10.33024/mnj.v5i6.8695.

[23] F. Sapty Rahayu, L. Kristiani, and S. Fuhrensia Wersemetawar, “Dampak Media Sosial terhadap Perilaku Sosial Remaja di Kabupaten Sleman, Yogyakarta.”