

KLASIFIKASI TINGKAT KECANDUAN JUDI ONLINE TERHADAP MAHASISWA BERDASARKAN FREKUENSI AKTIVITAS MENGGUNAKAN ALGORITMA DECISION TREE

Hakiki Alami Agustina¹, Syahrul Andriana², Alexander Dealova³

^{1,2,3}Program Studi Teknologi Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika, Indonesia

Informasi Artikel

Terbit: Januari 2026

Kata Kunci:

Judi Online
Mahasiswa
Kecanduan
Frekuensi Aktivitas
Algoritma *Decision Tree*

ABSTRAK

Perkembangan teknologi digital telah memberikan dampak positif dalam hal kemudahan untuk mengakses informasi, namun juga menyertakan dampak negatif, seperti meningkatnya jumlah kasus kecanduan judi online di kalangan mahasiswa. Kondisi ini berpotensi memengaruhi berbagai aspek, termasuk akademis, sosial, dan keuangan mahasiswa, sehingga penting untuk mengenali mereka berdasarkan tingkat kecanduan yang dialami. Penelitian ini bertujuan untuk mengelompokkan tingkat kecanduan judi online di antara mahasiswa dengan mempertimbangkan frekuensi aktivitas, durasi bermain, besarnya uang yang digunakan, serta faktor akademik dan sosial menggunakan algoritma Decision Tree. Metode yang diambil dalam penelitian ini adalah pendekatan kualitatif deskriptif, dengan pengumpulan data melalui kuesioner dari sekitar 300 mahasiswa di beberapa universitas. Temuan penelitian ini mengungkapkan bahwa algoritma Decision Tree mampu mengklasifikasikan tingkat kecanduan dengan tingkat akurasi sebesar 95%, dan variabel frekuensi aktivitas serta durasi bermain berperan sebagai faktor yang paling dominan dalam menentukan level kecanduan. Penelitian ini memberikan kontribusi terhadap pengembangan sistem untuk pendekripsi dini kecanduan judi online dengan pendekatan machine learning, serta menawarkan saran strategis bagi lembaga pendidikan guna mencegah perilaku adiktif di kalangan mahasiswa.

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.



Corresponding Author:

Hakiki Alami Agustina
Email: kikialami87@gmail.com

1. PENDAHULUAN

Cara individu mengakses dan mendapatkan hiburan, termasuk aktivitas perjudian, telah dipengaruhi oleh kemajuan teknologi dan penyebaran internet yang pesat. Dengan aksesibilitas yang tinggi melalui smartphone dan platform media sosial, perjudian daring telah menjadi lebih cepat, tanpa identitas yang jelas, dan selalu tersedia. Hal ini menyebabkan peningkatan peluang terjadinya berjudi yang tidak sehat, terutama di kalangan generasi muda, termasuk mahasiswa. [1]

Faktor-faktor yang mempengaruhi perubahan dalam kehidupan seperti kemandirian, tekanan akademik, keterbatasan keuangan, serta kehadiran banyak iklan dan aplikasi digital membuat mahasiswa mudah terpengaruh. Penelitian mengungkapkan bahwa tingkat keterlibatan dalam aktivitas judi cukup tinggi di kalangan siswa dan mahasiswa, serta berpengaruh pada kondisi finansial dan pengalaman di kampus. Beberapa riset juga menunjukkan bahwa perjudian memiliki dampak buruk bagi prestasi akademis dan kesehatan mental. [2]

Dalam literatur mengenai perjudian, seberapa sering seseorang terlibat dalam taruhan atau memainkan permainan dengan frekuensi aktivitas yang tinggi selalu terkait dengan potensi kecanduan serta konsekuensi merugikan. Permainan yang memiliki frekuensi aktivitas tinggi dan jumlah bermain yang

banyak sering kali berhubungan dengan tantangan untuk berhenti dan kerugian uang yang lebih besar. Dengan demikian, seberapa sering seseorang bermain menjadi faktor krusial dalam mengidentifikasi tingkat risiko atau kecanduan. [3]

Dalam bidang analisis data, pembelajaran mesin adalah metode kecerdasan buatan yang memungkinkan suatu sistem untuk memahami pola-pola dari data tanpa perlu interfensi pemrograman yang jelas [4]. Salah satu teknik supervised learning yang sering diterapkan adalah klasifikasi, yaitu proses pengorganisasian data ke dalam kategori tertentu berdasarkan ciri-ciri yang ada [5].

Metode pembelajaran mesin kini menjadi sarana yang bermanfaat untuk mengenali dan mengkategorikan pengguna yang berisiko, berkat akses yang lebih mudah terhadap data perilaku seperti catatan sesi, panjang waktu, dan total taruhan. Contoh dari metode yang dapat dipahami adalah Decision Tree, di mana aturan klasifikasi yang dihasilkan dapat memberikan pemahaman kepada konselor serta praktisi kampus mengenai faktor-faktor utama (seperti frekuensi dan durasi) yang dapat mengarah pada pengkategorian “risiko tinggi”. Selain itu, metode pembelajaran mesin telah diterapkan dalam penelitian sebelumnya untuk mengidentifikasi perilaku perjudian yang bermasalah atau potensi kecanduan di kalangan remaja. [6]

Berdasarkan kondisi tersebut, penelitian ini mengklasifikasikan tingkat kecanduan judi online di kalangan mahasiswa berdasarkan frekuensi mereka terlibat dalam aktivitas itu dan menerapkan algoritma Decision Tree yang memiliki relevansi baik di bidang akademik maupun praktik. Model semacam ini tidak hanya bermanfaat untuk mendeteksi mahasiswa yang memiliki risiko tinggi sejak awal, tetapi juga dapat langsung diimplementasikan ke dalam kebijakan kampus. Penelitian lokal mengintegrasikan data mengenai frekuensi dan perilaku sebenarnya dari mahasiswa dengan analisis yang bersifat interpretatif, yang dapat segera diterapkan pada kebijakan di kampus.

Judi online diartikan sebagai kegiatan bertaruh yang dilakukan melalui situs web dengan mempertaruhkan uang atau nilai ekonomi tertentu dengan harapan untuk mendapatkan keuntungan, tetapi juga membawa risiko kerugian finansial dan sosial yang besar [7]. Pertumbuhan judi online dipicu oleh kemajuan teknologi digital yang memberikan akses yang cepat dan luas [8].

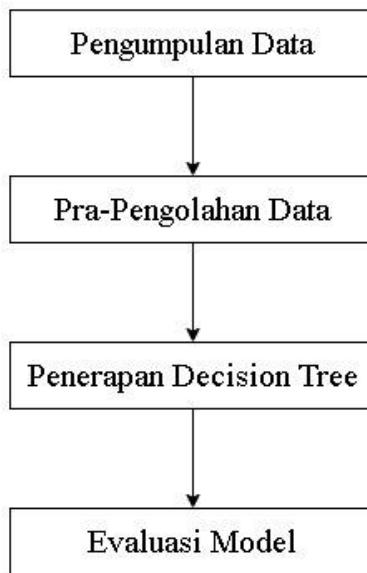
Kecanduan bermain judi termasuk dalam jenis ketergantungan perilaku, yang ditandai dengan kesulitan individu dalam mengatur hasrat untuk berjudi meskipun mereka mengerti efek buruk yang ditimbulkan [9]. Penelitian menunjukkan bahwa ketergantungan terhadap judi online berkaitan erat dengan masalah psikologis, penurunan kualitas kehidupan sosial, dan juga persoalan akademik di kalangan mahasiswa [2].

Frekuensi aktivitas dalam permainan menjadi tanda pokok untuk mengevaluasi tingkat kecanduan judi. [10] mengungkapkan bahwa meningkatnya frekuensi serta durasi berjudi berhubungan positif dengan kesulitan dalam mengendalikan diri serta kerugian finansial. Studi lainnya pun menegaskan bahwa permainan yang dilakukan secara intensif berisiko lebih tinggi terhadap adiksi dibandingkan dengan aktivitas berjudi yang tidak teratur [3].

Mahasiswa yang tergolong dalam kelompok usia dewasa muda memiliki potensi besar untuk terlibat dalam perjudian online karena beberapa faktor, yaitu perkembangan psikologis, pengaruh sosial, dan akses tanpa batas terhadap teknologi [11]. Situasi ini memerlukan sebuah analisis yang dapat mendeteksi risiko kecanduan secara menyeluruh.

2. METODE PENELITIAN

Pada penelitian untuk model Klasifikasi Tingkat Kecanduan Judi Online Terhadap Mahasiswa Berdasarkan Frekuensi Aktivitas Menggunakan Algoritma Decision Tree. Gambar 1 adalah langkah dari penelitian yang dilakukan penulis.

**Gambar 1.** Langkah Penelitian

(Sumber : Data Penelitian, 2025)

Penjelasan berdasarkan langkah dari penelitian sesuai dengan model atau gambar diatas, yaitu:

a. Pengumpulan Data

Tahap pertama melibatkan pembuatan kuesioner yang kemudian disebarluaskan kepada mahasiswa melalui platform daring. Total responden yang terlibat dalam pengumpulan data sebanyak 300 individu. Setiap orang yang berpartisipasi diminta untuk menjawab pertanyaan yang berhubungan dengan aktivitas bermain judi online demi memperoleh data yang akurat dan relevan. Selain itu, wawancara singkat dilakukan dengan beberapa responden untuk menggali faktor psikologis dan sosial yang dapat mempengaruhi frekuensi mereka bermain judi online.

b. Pra-Pengolahan Data

Pada tahap ini, data yang telah dikumpulkan menjalani tahap pembersihan dan penyesuaian untuk memastikan bahwa semua data valid dan siap untuk digunakan dalam proses analisis.

c. Penerapan Metode Decision Tree

Tahap ini adalah inti dari penelitian. Algoritma Decision Tree diterapkan untuk mengklasifikasikan tingkat kecanduan berdasarkan variabel yang telah ditetapkan. Decision Tree dipilih karena dapat menjelaskan hasil analisis secara visual dengan menggunakan struktur pohon keputusan, sehingga mempermudah pemahaman dalam konteks perilaku mahasiswa.

d. Evaluasi Model

Setelah mendapatkan hasil dari klasifikasi, langkah berikutnya adalah mengevaluasi model tersebut dengan menggunakan Confusion Matrix, Cross-Validation, Akurasi, dan Visualisasi Pohon Keputusan untuk menilai, mengukur, dan memahami keterkaitan antara variabel yang dihasilkan oleh model yang telah diusulkan.

3. HASIL DAN ANALISIS

3.1. Hasil Penelitian

Lima variabel utama yang meliputi frekuensi aktivitas, durasi bermain, uang yang digunakan, dampak akademik, dan dampak sosial diterapkan dalam penelitian ini untuk mengklasifikasikan tingkat kecanduan judi online di kalangan mahasiswa. Responden dalam penelitian ini terdiri dari 300 mahasiswa yang pernah terlibat dalam aktivitas perjudian online atau pernah mengakses situs perjudian online.

Setelah itu, data yang telah dikumpulkan diproses dengan menggunakan Microsoft Excel dan Python untuk mendapatkan nilai total (S) bagi setiap mahasiswa sesuai dengan berat variabel. Dalam menghitung bobot, proporsi berikut ini digunakan:

Tabel 1. Bobot Variabel

Variabel	Bobot
Frekuensi Aktivitas	0.30
Durasi Bermain	0.25
Uang Digunakan	0.20
Dampak Akademik	0.15
Dampak Sosial	0.10

Hasil dari perkalian setiap variabel dengan bobot yang telah ditetapkan digabungkan untuk mendapatkan total skor (S). Nilai S menunjukkan tingkat kecanduan dalam tiga kategori:

Tabel 2. Threshold

Rentang Nilai (S)	Kategori	Tingkat Kecanduan
$S < 30$	Rendah	Tidak Kecanduan
$31 < S < 45$	Sedang	Kecanduan Ringan
$S > 46$	Tinggi	Kecanduan Berat

Sumber: [12]

Dari hasil pengolahan data, diperoleh distribusi kategori kecanduan sebagai berikut:

1. Rendah (Tidak Kecanduan) : 122 Responden (40.7%)
2. Sedang (Kecanduan Ringan) : 104 Responden (34.7%)
3. Tinggi (Kecanduan Berat) : 74 Responden (24.6%)

Temuan ini mengindikasikan bahwa walaupun mayoritas mahasiswa menghadapi kecanduan dengan intensitas rendah sampai sedang, terdapat juga cukup banyak mahasiswa yang mengalami kecanduan tinggi. Hal ini menandakan bahwa perjudian daring mulai menjadi masalah yang harus mendapatkan perhatian dari para akademisi.

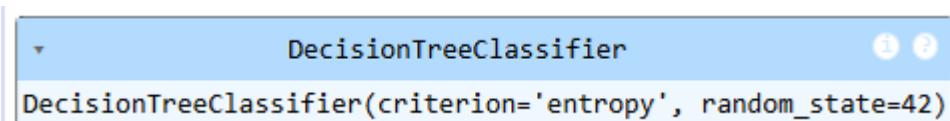
3.2. Hasil Pengujian

Setelah data diklasifikasikan, algoritma Decision Tree diterapkan dengan memanfaatkan bahasa pemrograman Python. Algoritma ini dipilih karena mampu mengidentifikasi pola hubungan antar variabel serta menciptakan model klasifikasi yang dapat dengan mudah dipahami melalui tampilan pohon keputusan.

3.2.1. Proses Pengujian

Proses pengujian dilakukan dengan langkah-langkah berikut:

1. Pemrosesan Awal Data :
Data dikonversi menjadi numerik dan dilakukan standarisasi variable.
2. Pembagian Data :
Dataset dibagi menjadi data latih (80%) dan data uji (20%) secara acak.
3. Penerapan Model Decision Tree :
Model dibangun menggunakan parameter `criterion='entropy'` dengan `random_state=42` untuk menjaga konsistensi hasil.



Gambar 2. Model Decision Tree

4. Evaluasi Model :

Evaluasi dilakukan dengan menghitung akurasi, confusion matrix, dan cross-validation.

3.3.2. Hasil Evaluasi

Dari hasil pengujian model diperoleh hasil sebagai berikut:

Akurasi Model : 0.95

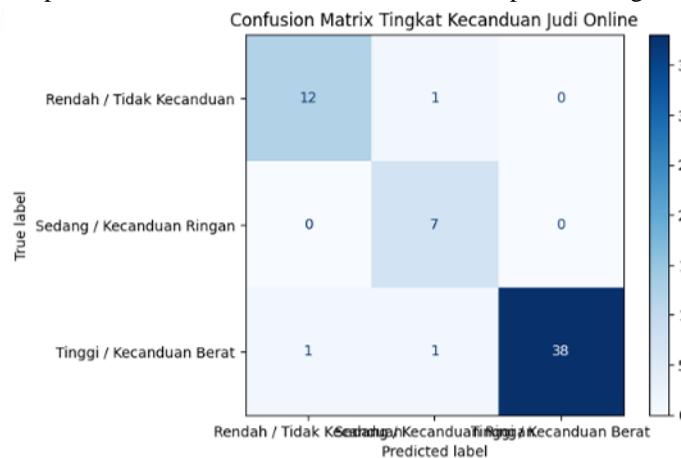
Rata-rata Cross Validation : 0.9333333333333332

Gambar 3. Akurasi dan Cross-Validation

Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki performa klasifikasi yang cukup baik dan konsisten antara data latih dan data uji.

3.3.3. Visualisasi Confusion Matrix

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana model dapat membedakan kategori kecanduan. Dari pengujian yang dilakukan, model Decision Tree dapat mengidentifikasi data dengan proporsi kesalahan yang cukup rendah. Hasil dari confusion matrix ditampilkan sebagai berikut:



Gambar 4. Confusion Matrix

Dari gambar confusion matrix diatas, diperoleh interpretasi sebagai berikut:

1. Kelas Rendah / Tidak Kecanduan (True Label Rendah)
 - a. 12 prediksi benar : Model berhasil mengklasifikasikan 12 responden dengan benar ke kelas Rendah.
 - b. 1 prediksi salah ke kelas Sedang : Terdapat 1 responden yang seharusnya termasuk kategori Rendah tetapi diprediksi sebagai Sedang.
 - c. 0 prediksi ke kelas Tinggi : Tidak ada kesalahan prediksi ke tingkat kecanduan yang lebih ekstrem.

Hasil ini menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mengenali individu dengan tingkat kecanduan Rendah.

2. Kelas Sedang / Kecanduan Ringan (True Label Sedang)
 - a. 7 prediksi benar: Model mampu mengidentifikasi 7 responden dengan tepat sebagai kategori Sedang.
 - b. 0 prediksi salah ke kelas Rendah : Tidak ada responden kelas Sedang yang dikira sebagai Rendah.
 - c. 0 prediksi salah ke kelas Tinggi : Tidak ada responden kelas Sedang yang terkласifikasi berlebihan ke kategori tinggi

Model menunjukkan performa yang sangat baik pada kategori ini karena seluruh data diklasifikasikan dengan benar.

3. Kelas Tinggi / Kecanduan Berat (True Label Tinggi)
 - a. 38 prediksi benar : Model secara akurat mengklasifikasikan 38 responden sebagai kategori Tinggi.

- b. 1 prediksi salah ke kelas Rendah : Ada 1 responden kategori Tinggi yang diprediksi sebagai Rendah.
- c. 1 prediksi salah ke kelas Sedang : 1 responden lainnya diprediksi sebagai kategori Sedang.

Meskipun terdapat sedikit kesalahan, model masih sangat baik dalam mengenali kategori kecanduan berat.

Secara umum, model ini menunjukkan hasil yang sangat baik dalam mengidentifikasi berbagai tingkat kecanduan judi online, terutama dalam kategori Sedang dan Tinggi, yang menunjukkan akurasi prediksi yang signifikan. Kesalahan dalam klasifikasi yang muncul cukup minimal dan tidak menunjukkan adanya pola bias yang teratur, sehingga model ini dapat dianggap konsisten dalam membedakan tingkat kecanduan di antara berbagai kategori.

Temuan ini menunjukkan bahwa model tersebut memiliki kemampuan yang baik dalam menggeneralisasi untuk memperkirakan tingkat kecanduan berdasarkan variabel input yang digunakan.

3.3.4. Laporan Klasifikasi

Pengujian terhadap model dilakukan melalui algoritma Decision Tree yang menggunakan kriteria entropy untuk mengklasifikasikan tingkat kecanduan mahasiswa terhadap judi online. Dataset dibagi menjadi dua bagian, dengan data latih sebesar 80% dan data uji sebesar 20%.

Tujuan dari pengujian ini ialah untuk menilai seberapa akurat, presisi, recall, serta f1-score model dalam mengklasifikasikan tiga kategori tingkat kecanduan, yang mencakup Rendah / Tidak Kecanduan, Sedang / Kecanduan Ringan, dan Tinggi / Kecanduan Berat. Hasil dari pengujian model dapat dilihat pada Gambar 5:

Clasification Report		precision	recall	f1-score	support
Rendah / Tidak Kecanduan	0.92	0.92	0.92	13	
Sedang / Kecanduan Ringan	0.78	1.00	0.88	7	
Tinggi / Kecanduan Berat	1.00	0.95	0.97	40	
			0.95	60	
accuracy			0.92	60	
macro avg		0.90	0.96	60	
weighted avg		0.96	0.95	60	

Gambar 5. Laporan Klasifikasi

Berdasarkan hasil pengujian diatas, dapat disimpulkan bahwa model Pohon Keputusan memiliki tingkat keakuratan sebesar 95%. Angka presisi dan pengingatan yang tinggi menunjukkan bahwa model ini efektif dalam mengelompokkan data dengan tepat di setiap kategori.

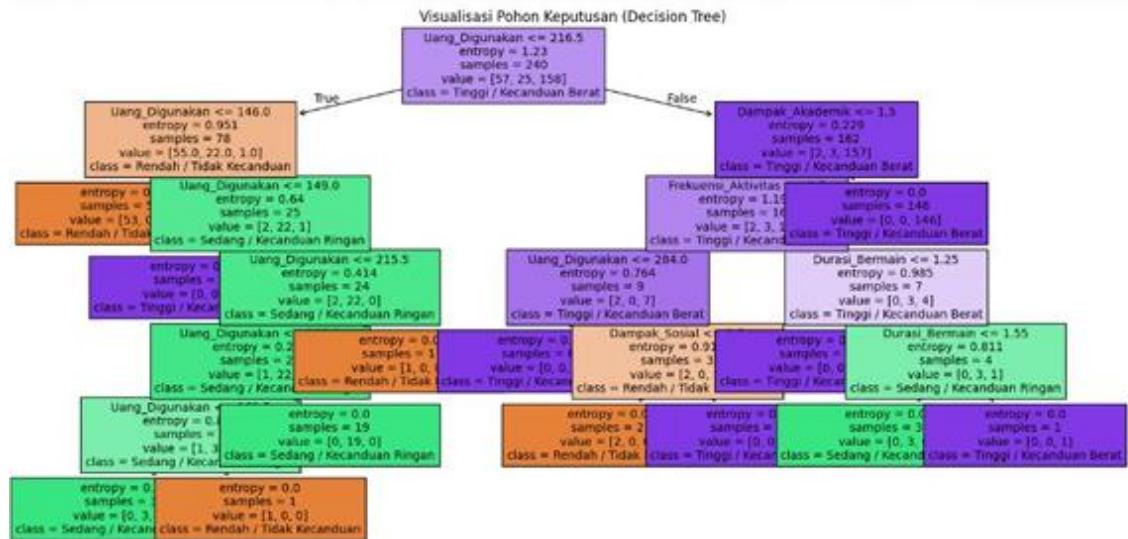
Kategori Tinggi / Kecanduan Berat mendapatkan nilai *precision* tertinggi yaitu 1.00, yang menunjukkan bahwa setiap ramalan dalam kategori ini sepenuhnya akurat. Namun, kategori ini masih diidentifikasi dengan kategori lainnya.

Nilai macro average f1-score sebesar 0.92 mengindikasikan kinerja yang memuaskan pada tiga kelas, sedangkan weighted average f1-score sebesar 0.95 menggarisbawahi bahwa model tetap konsisten walaupun ada perubahan jumlah data di antara kelas-kelas.

Dengan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa algoritma Decision Tree dapat digunakan dengan baik untuk mengklasifikasikan tingkat kecanduan judi online mahasiswa berdasarkan variabel seperti frekuensi aktivitas, durasi bermain, uang yang digunakan, dampak akademik, serta dampak sosial.

3.3.5. Visualisasi Pohon Keputusan

Struktur logika model untuk melakukan klasifikasi tingkat kecanduan digambarkan melalui visualisasi pohon keputusan. Frekuensi aktivitas adalah variabel yang paling memengaruhi hasil klasifikasi, diikuti oleh durasi bermain dan jumlah uang yang digunakan.



Gambar 6. Visualisasi Pohon Keputusan

Gambar di atas menunjukkan struktur pohon keputusan yang dibentuk melalui proses klasifikasi tingkat kecanduan judi online dengan mempertimbangkan berbagai variabel prediktor, termasuk frekuensi aktivitas, durasi bermain, uang yang digunakan, serta dampak terhadap akademik dan sosial. Pohon keputusan tersebut mengilustrasikan proses pengambilan keputusan model dalam mengidentifikasi kategori kecanduan, Rendah / Tidak Kecanduan, Sedang / Kecanduan Ringan, dan Tinggi / Kecanduan Berat.

1. Node Akar (Root Node)

Pohon dimulai dari variabel Uang_Digunakan yang kurang dari atau sama dengan 216.5 sebagai titik pemisah utama. Ini mengindikasikan bahwa jumlah uang yang dihabiskan untuk perjudian online adalah faktor yang paling berpengaruh dalam menilai tingkat kecanduan.

- Jika jumlah uang yang digunakan kurang dari atau setara dengan 216.5, model tampaknya mempertimbangkan potensi kecanduan dalam kategori yang rendah atau menengah.
- Jika nilai tersebut melampaui batas, model dengan segera mengklasifikasikan ke dalam kategori Tinggi / Kecanduan Berat di sebagian besar situasi.

Penggunaan variabel ini sebagai faktor utama menunjukkan bahwa aspek finansial memberikan sumbangan yang berarti terhadap tingkat kecanduan, selaras dengan tulisan yang menyatakan bahwa meningkatnya pengeluaran adalah tanda kuat dari perilaku yang adiktif.

2. Cabang Kiri (True) – Kategori Risiko Lebih Rendah

Di bagian kiri (True) nilai uang lebih rendah, dan model membagi lagi dengan variabel yang sama, yang merupakan Uang_Digunakan $<= 146.0$ dan $<= 144.0$.

Interpretasi Ilmiahnya:

- Individu yang memiliki pengeluaran sangat rendah biasanya termasuk dalam kelompok Rendah / Tidak Kecanduan.
- Saat pengeluaran menunjukkan kenaikan kecil tetapi tetap dalam batas yang wajar, peluang untuk tergolong dalam kategori Sedang / Kecanduan Ringan akan semakin besar.

Pada beberapa node berikutnya, pemisahan dilakukan menggunakan variabel tambahan seperti; Dampak Sosial, Durasi Bermain, Frekuensi Aktivitas.

Hal ini mengindikasikan bahwa selain pengeluaran, lamanya waktu bermain serta dampaknya terhadap interaksi sosial turut berkontribusi dalam membedakan tingkat kecanduan dari rendah hingga sedang.

3. Cabang Kanan (False) – Kategori Tinggi / Kecanduan Berat

Pada bagian kanan (False) pengeluaran melebihi 216.5, model kembali membagi data memakai variabel Dampak_Akademik $<= 1.5$, Frekuensi Aktivitas, dan Durasi Bermain.

Interpretasi Ilmiahnya:

- a. Individu yang menghabiskan banyak uang namun memiliki hasil akademik yang kurang baik masih memerlukan pemisahan lebih lanjut untuk mengidentifikasi kelas akhir.
 - b. Namun, apabila pengaruh akademik meningkat, model hampir pasti akan mengelompokkan responden ke dalam kategori Tinggi / Kecanduan Berat.
- Secara ilmiah, ini menunjukkan bahwa penurunan kinerja akademik yang disebabkan oleh aktivitas judi online adalah sinyal signifikan dalam mengidentifikasi kecanduan yang berat.
4. Interpretasi Keseluruhan
- Secara keseluruhan pohon keputusan menunjukkan bahwa:
- a. Uang yang digunakan merupakan faktor utama dan paling konsisten dalam menentukan tingkat kecanduan.
 - b. Variabel lain seperti dampak akademik, frekuensi aktivitas, serta durasi bermain memainkan peran sebagai faktor tambahan untuk memperjelas klasifikasi.
 - c. Model menunjukkan kemampuan yang baik dalam membedakan kategori Tinggi, sebab node yang terhubung ke kategori ini menunjukkan nilai entropy yang rendah dan konsistensi klasifikasi yang tinggi.
 - d. Struktur pohon memperlihatkan keterkaitan yang teratur dan bertingkat antara variabel perilaku permainan dan tingkat kecanduan.

4. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan algoritma Decision Tree terbukti efektif dalam mengklasifikasikan tingkat kecanduan judi online pada mahasiswa dengan akurasi mencapai 95%. Variabel frekuensi aktivitas dan durasi bermain menjadi indikator dominan. Penelitian ini berkontribusi dalam penerapan machine learning untuk analisis perilaku sosial dan membuka peluang pengembangan sistem deteksi dini berbasis kampus. Namun jika ditelusuri lebih lanjut ternyata model klasifikasi ini masih belum bisa dinyatakan sebagai model klasifikasi terbaik untuk klasifikasi tingkat kecanduan judi online dengan data yang diperoleh dari kuesioner. Oleh karena itu berikut beberapa saran yang bisa dijadikan sebagai acuan untuk penelitian lebih lanjut disarankan untuk memasukkan variabel seperti stress akademik, tingkat kontrol diri, motivasi bermain, dan faktor dukungan sosial. Variabel-variabel psikologis tersebut dapat memperkaya pemahaman tentang penyebab mendalam kecanduan judi online di kalangan mahasiswa.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. García del Castillo-López, “Editorial: An integrative proposal in addiction and health behaviors psychosocial research: overview of new trends and future orientations,” *Front. Psychol.*, vol. 16, 2025, doi: 10.3389/fpsyg.2025.1565681.
- [2] N. Canale, M. D. Griffiths, A. Vieno, V. Siciliano, and S. Molinaro, “Impact of Internet gambling on problem gambling among adolescents in Italy: Findings from a large-scale nationally representative survey,” *Comput. Human Behav.*, vol. 57, pp. 99–106, Apr. 2016, doi: 10.1016/J.CHB.2015.12.020.
- [3] Y. Pharate, R. Pawar, B. Bhalerao, T. Kapile, and S. Nalawade, “Online Gambling and Fantasy Apps: Analyzing User Behavior, Addiction Risk, and Regulatory Challenges,” Jun. 2025, doi: 10.2139/SSRN.5332523.
- [4] S. K. M. K. Rahmaddeni, S. K. M. K. Denok Wulandari, M. Renova, A. M. Gilang Ramadhan, and R. Sari, *Machine Learning*. Serasi Media Teknologi, 2024. Accessed: Nov. 20, 2025. [Online]. Available: <https://books.google.co.id/books?id=owoOEQAAQBAJ>
- [5] A. H. Nasrullah, “IMPLEMENTASI ALGORITMA DECISION TREE UNTUK KLASIFIKASI PRODUK LARIS.” Accessed: Oct. 25, 2025. [Online]. Available: <https://ejournal.lppm-unasman.ac.id/index.php/jikom/article/view/203/107>
- [6] Y. Jiao, G. Wong-Padoongpatt, and M. Yang, “Detection of Problem Gambling with Less Features Using Machine Learning Methods,” 2024, Accessed: Oct. 25, 2025. [Online]. Available: <https://arxiv.org/pdf/2403.15962.pdf>
- [7] H. Wardle, A. Moody, M. Griffiths, J. Orford, and R. Volberg, “Defining the online gambler and patterns of behaviour integration: evidence from the British Gambling Prevalence Survey 2010,” *Int. Gambl. Stud.*, vol. 11, no. 3, pp. 339–356, Dec. 2020, doi: 10.1080/14459795.2011.628684.
- [8] R. Daniah, A. Hidayatullah, and Susaldi, “Hubungan Tingkat Kecanduan Judi Online Dengan Perilaku Seks Bebas Pada Remaja Di Kelurahan Tugu Cimanggis Depok Tahun 2023,” *J. Vent.*, vol. 2, no. 1, pp. 169–180, Mar. 2024, doi: 10.59680/VENTILATOR.V2I1.989.
- [9] Rahmawati and Nurjannah, “Fenomena Adiksi Judi Online Sebagai Dampak Negative Social: Di Rehabilitasi Kunci Yogyakarta,” *J. Penelit. Tarbawi Pendidik. Islam dan Isu-Isu Sos.*, vol. 9, no. 2, pp. 24–30, Dec. 2024, doi: 10.37216/TARBAWI.V9I2.1589.
- [10] A. Harris, G. Gous, B. de Wet, and M. D. Griffiths, “The Relationship Between Gambling Event Frequency,

- Motor Response Inhibition, Arousal, and Dissociative Experience,” *J. Gambl. Stud.*, vol. 37, no. 1, pp. 241–268, Mar. 2021, doi: 10.1007/S10899-020-09955-0/TABLES/3.
- [11] J. McBride and J. Derevensky, “Internet gambling and risk-taking among students: An exploratory study,” *J. Behav. Addict.*, vol. 1, no. 2, pp. 50–58, Jun. 2020, doi: 10.1556/JBA.1.2012.2.2.
- [12] V. E. Tameo, M. H. Tinambunan, and G. C. Rorimpandey, “Predictive Classification of Online Gambling Impacts in North Sulawesi Using Naive Bayes,” *Indones. J. Innov. Stud.*, vol. 24, no. 4, pp. 1–13, 2025, doi: 10.21070/ijins.v26i4.1728.