

Jurnal Mahasiswa Aplikasi Teknologi Komputer dan Informasi

Vol. 8 No. 2 Thn 2026 Hal 217-222
E ISSN : 2685-6565

KLASIFIKASI TINGKAT KECANDUAN GAME ONLINE BERBASIS AKTIVITAS DIGITAL MENGGUNAKAN ALGORITMA RANDOM FOREST

Nova Rustiana Bela [a], *Dewi Nasien* [b]

[a]*Institut Bisnis dan Teknologi Pelita Indonesia, nova.rustiana@student.pelitaindonesia.ac.id*
[d]*Institut Bisnis dan Teknologi Pelita Indonesia, dewinasien@lecture.pelitaindonesia.ac.id*

INFORMASI ARTIKEL

Sejarah Artikel:
Diterima Redaksi: 11 Juli 2026
Revisi Akhir: 30 Juli 2026
Diterbitkan *Online*: 30 Agustus 2026

KATA KUNCI

Random Forest, Aktivitas Digital, Game Online, Klasifikasi, Google Looker Studio.

KORESPONDENSI

nova.rustiana@student.pelitaindonesia.ac.id

A B S T R A C T

Perkembangan teknologi digital telah meningkatkan penggunaan game online pada berbagai kalangan. Aktivitas bermain yang berlebihan dapat menggambarkan tingginya tingkat keterlibatan pemain yang berpotensi pada kecenderungan kecanduan game. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan berbasis data untuk mengklasifikasikan tingkat keterlibatan pemain secara lebih objektif. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan tingkat keterlibatan kecenderungan kecanduan game online berdasarkan aktivitas digital menggunakan *algoritma Random Forest*, mengidentifikasi variabel yang berkontribusi terhadap hasil klasifikasi, serta menyajikan hasil analisis dalam dashboard interaktif menggunakan *Google Looker Studio*. Data yang digunakan merupakan *Online Gaming Behavior Dataset* dari *Kaggle* yang terdiri atas 40.034 data dan 13 variabel. Penelitian dilakukan melalui tahapan *preprocessing* data, analisis korelasi Pearson, penanganan *class imbalance* menggunakan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (*SMOTE*), pelatihan model Random Forest dengan optimasi *Randomized Search*, serta evaluasi menggunakan *Confusion Matrix*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Random Forest mampu mengklasifikasikan tingkat keterlibatan pemain ke dalam kategori *Low*, *Medium* dan *High* dengan akurasi sebesar 90%. Model memperoleh nilai *precision*, *recall*, dan *F1-score* pada rentang 0,89–0,92, yang menunjukkan performa klasifikasi sangat baik. Selain itu, dashboard *Google Looker Studio* berhasil menyajikan hasil klasifikasi dan informasi aktivitas digital secara interaktif sehingga memudahkan interpretasi data. Dengan demikian, *algoritma Random Forest* efektif digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat keterlibatan pemain game online berdasarkan aktivitas digital.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital saat ini telah membawa dampak besar dalam berbagai aspek kehidupan manusia, baik itu dalam berinteraksi, bekerja, belajar dan menikmati hiburan, salah satunya yaitu Game Onlien. Game online adalah situs yang menyediakan berbagai jenis permainan yang dapat melibatkan beberapa pengguna internet di berbagai lokasi yang berbeda untuk saling terhubung di waktu yang bersamaan melalui jaringan komunikasi online [1]. Namun, penggunaan game online secara berlebihan dapat menimbulkan persoalan perilaku digital. Literatur klinis membedakan antara aktivitas bermain game yang normal dengan gaming disorder, yaitu pola perilaku bermain yang ditandai oleh gangguan kontrol, prioritas berlebihan terhadap game, serta tetap bermain meskipun menimbulkan konsekuensi negatif. Dalam penelitian ini, istilah kecanduan digunakan sebagai indikasi atau kecenderungan pemain game berdasarkan tingkat keterlibatan digital yang direpresentasikan oleh variabel dalam dataset. Dengan demikian, penggunaan istilah kecanduan dalam penelitian ini bersifat operasional dan hanya digunakan untuk menggambarkan tingkat keterlibatan atau kecenderungan

penggunaan game online, bukan untuk menyatakan bahwa individu mengalami gangguan mental secara klinis.

Pendekatan machine learning dapat digunakan untuk mengklasifikasikan pola aktivitas digital, karena mampu mempelajari hubungan antara fitur input dan label target. Pada konteks supervised learning, model klasifikasi menggunakan data berlabel untuk memprediksi kelas pada data baru. Pendekatan ini relevan untuk mengelompokkan EngagementLevel pemain ke dalam kategori Low, Medium, dan High berdasarkan pola aktivitas digital yang tersedia dalam dataset [2]. Pendekatan machine learning dapat digunakan untuk mengklasifikasikan pola aktivitas digital karena mampu mempelajari hubungan antara fitur input dan label target. Pada supervised learning, model menggunakan data berlabel untuk memprediksi kelas pada data baru [3]. Penelitian ini menggunakan algoritma Random Forest karena merupakan metode ensemble learning yang menggabungkan banyak decision tree melalui mekanisme bootstrap aggregating dan majority voting. Random Forest juga dapat menghasilkan feature importance untuk melihat kontribusi relatif fitur terhadap prediksi [4].

penelitian ini juga menyajikan hasil analisis melalui dashboard visualisasi interaktif. Visualisasi data diperlukan agar hasil pengolahan machine learning tidak hanya berbentuk angka evaluasi, tetapi juga dapat dipahami pembaca, pendidik, orang tua, dan stakeholder. Dashboard yang baik dapat membantu pengguna melihat distribusi kelas, pola variabel, serta ringkasan performa model secara lebih komunikatif [4]. Tools yang akan digunakan dalam visualisasi dan pengolahan terhadap data yakni Google Looker Studio dan Google Colab. Google Looker Studio dan Google Colab merupakan salah satu dari berbagai tools yang dapat digunakan dalam melakukan visualisasi dan pengolahan terhadap data, hal ini nantinya diharapkan dapat menjadi alat bantu bagi peneliti, pendidik, orang tua, dan lain sebagainya secara lebih efektif untuk mendapatkan informasi yang lebih jelas dan mudah di pahami dalam mengambil keputusan.

Beberapa Penelitian terdahulu telah menggunakan machine learning untuk berbagai kasus klasifikasi dan analisis perilaku digital. Penelitian tentang perilaku pemain game online menggunakan K-Means menghasilkan klaster intensitas rendah, sedang, dan tinggi, tetapi bersifat unsupervised sehingga tidak menghasilkan model klasifikasi [12]. Penelitian lain pada remaja menunjukkan adanya keterkaitan durasi bermain dan perilaku kecanduan, tetapi belum melakukan klasifikasi menggunakan machine learning [13]. Penelitian Islam dan Tusher menggunakan pendekatan machine learning untuk memprediksi online gaming addiction dalam konteks Bangladesh [14]. Penelitian ini memfokuskan klasifikasi EngagementLevel berdasarkan aktivitas digital pada dataset online_gaming_behavior_dataset, disertai penanganan class imbalance, optimasi parameter, evaluasi model, serta dashboard visualisasi

Berdasarkan pemaparan tersebut, Penelitian terdahulu telah menggunakan machine learning untuk berbagai kasus klasifikasi dan analisis perilaku digital. Penelitian tentang perilaku pemain game online menggunakan K-Means menghasilkan klaster intensitas rendah, sedang, dan tinggi, tetapi bersifat unsupervised sehingga tidak menghasilkan model klasifikasi [12]. Penelitian lain pada remaja menunjukkan adanya keterkaitan durasi bermain dan perilaku kecanduan, tetapi belum melakukan klasifikasi menggunakan machine learning [13]. Penelitian Islam dan Tusher menggunakan pendekatan machine learning untuk memprediksi online gaming addiction dalam konteks Bangladesh [14]. Penelitian ini memfokuskan klasifikasi EngagementLevel berdasarkan aktivitas digital pada dataset online_gaming_behavior_dataset, disertai penanganan class imbalance, optimasi parameter, evaluasi model, evaluasi, dan visualisasi dashboard sehingga hasil pengolahan dapat dipahami secara teknis maupun praktis.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Game Online, Kecanduan, dan Aktivitas Digital

Menurut [5] Game online merupakan permainan yang dimainkan oleh beberapa pemain dengan menggunakan jaringan internet dan sering kali melibatkan interaksi secara langsung antar pemain. Game online dapat memberikan pengalaman hiburan dan interaksi sosial, namun penggunaan yang berlebihan dapat berkaitan dengan masalah kontrol perilaku dan gangguan fungsi sehari-hari pada sebagian pemain.

Gaming Disorder dalam ICD-11 dan Internet Gaming Disorder dalam DSM-5/DSM-5-TR menekankan adanya gangguan kontrol, prioritas berlebihan terhadap aktivitas bermain, serta dampak negatif terhadap fungsi sosial, akademik, pekerjaan, atau kehidupan sehari-hari. Karena penelitian ini menggunakan dataset aktivitas digital, istilah kecanduan diposisikan sebagai kecenderungan berbasis data, bukan diagnosis klinis [6]. Menurut [7] Aktivitas digital merupakan penyebab dari setiap perkembangan dimana dengan adanya internet membuat peningkatan terhadap penggunaan smartphone dalam hal mengakses segala jenis informasi. Aktivitas digital seperti usia, jenis kelamin, genre permainan, rata-rata jam bermain per sesi, jumlah sesi bermain per minggu, durasi rata-rata (menit), pembelian dalam game (*in-game purchase*), serta level pemain. Variabel-variabel tersebut menjadi prediktor perilaku karena mempresentasikan intensitas, frekuensi, dan bentuk keterlibatan pemain dalam permainan digital [8].

2.2. Random Forest

Algoritma Random Forest merupakan metode *ensemble learning* yang menggabungkan banyak pohon keputusan (*decision trees*) untuk menghasilkan model yang akurat dan stabil. Setiap pohon dibagun melalui teknik *boostrap aggregating* (*bagging),* yang merupakan pengambilan sampel data secara acak dengan penggantian, sehingga setiap pohon dilatih menggunakan subset data yang berbeda. Pendekatan ini efektif dalam mengurangi *overfitting* dan meningkatkan kestabilan terhadap model [9].

2.3. Machine Learning dan Klasifikasi

Machine Learning merupakan pendekatan komputasi yang memungkinkan sistem mepelajari pola dari data, yang berfokus pada pengembangan sistem yang dapat belajar sendiri tanpa perlu diprogram secara berulang [10]. Penggunaan machine learning bertujuan untuk mengajarkan mesin agar dapat memproses data secara lebih efisien [11]. Melalui pengidentifikasian pola dalam dataset, machine learning mampu meramalkan dan memahami karakteristik dari objek yang tidak dikenal [12].

Dalam supervised learning, model dilatih menggunakan data berlabel untuk memprediksi kelas pada data baru, ini merupakan salah satu tehnik yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara atribut input dengan atribut target. Salah satu kategori dari supervised learning yakni klasifikasi. Klasifikasi merupakan

salah satu tugas utama supervised learning yang digunakan untuk mengelompokkan objek ke dalam kategori tertentu berdasarkan fitur input [2].

2.4. Preprocessing, SMOTE, dan Evaluasi

Preprocessing dilakukan agar data siap digunakan dalam machine learning, meliputi pengecekan missing value, penghapusan duplikasi, encoding variabel kategorikal, dan standardisasi. SMOTE digunakan untuk menangani ketidakseimbangan kelas dengan membangkitkan sampel sintetis pada kelas minoritas dan diterapkan hanya pada data training untuk mencegah data leakage [13]. Evaluasi model menggunakan confusion matrix dan metrik accuracy, precision, recall, serta F1-score. Untuk klasifikasi multi-class, hasil keseluruhan diringkas menggunakan weighted average sesuai proporsi kelas.

2.5. Toolas dan Teknologi

Dalam penelitian ini menggunakan beberapa tools yang terdiri dari Google Colab dengan menggunakan bahasa pemrograman Python dengan berbagai library yang digunakan untuk melakukan pengolahan dataGoogle Looker Studio yang digunakan untuk menampilkan hasil visual dari dataset berupa grafik/diagram.

2.6. Visualisasi dan Dashboard

Visualisasi data membantu mengubah hasil analisis menjadi informasi yang lebih mudah dipahami melalui grafik dan dashboard. Google Looker Studio digunakan untuk menyajikan hasil klasifikasi dan pola aktivitas digital secara interaktif, termasuk distribusi kelas, aktivitas bermain, pembelian dalam game, level, capaian, genre, dan tingkat kesulitan [14].

3. METODOLOGI

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif berbasis eksperimen komputasional/data mining. Pendekatan ini digunakan karena penelitian mengolah dataset numerik dan kategorikal untuk membangun model klasifikasi tingkat kecanduan pemain game online berdasarkan label target EngagementLevel [15]. Penelitian meliputi identifikasi masalah dan studi literatur, pengumpulan data, preprocessing, pembagian data, penerapan SMOTE, analisis korelasi Pearson, training Random Forest, hyperparameter tuning, evaluasi, interpretasi variabel, dan visualisasi dashboard.

3.1 Dataset dan Variabel

Dataset yang digunakan dalam penelitian bersumber dari Kaggle yakni *Online Gaming Behavior Dataset* yang dipublikasikan tahun 2024, dengan jumlah data lebih kurang 40.034 data dan 13 variabel.

Tabel 3.1 distribusi kelas EngagementLevel

EngagementLevel	Jumlah Data	Persentase (%)
High	10,336	25,8%
Medium	19,374	48,4%
Low	10,324	25,8%
Total	40,034	100%

Tabel menunjukkan adanya ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) sehingga diperlukan penanganan melalui stratified traint-test split saat pembagian data dan pemantauan matrik per-kelas pada evaluasi model.

Tabel 3.2 variabel penelitian yang digunakan dalam pembentukan model

Variabel	Keterangan
PlayerID	Identitas pemain
Age	Usia pemain
Gender	Jenis kelamin
Location	Lokasi pemain
GameGenre	Genre permainan
PlayTimeHours	Rata-rata jam bermain
InGamePurchases	Pembelian dalam game
GameDifficulty	Tingkat kesulitan game
SessionPerWeek	Jumlah sesi per minggu
AvgSessionDurationMinutes	Rata-rata durasi sesi
PlayerLevel	Level pemain
Achievementsunlocked	Jumlah capaian
EngagementLevel	Kategori Low, Medium, high

3.2 Preprocessing dan Pembagian Data

Data diperiksa untuk missing value dan duplikasi, kemudian variabel kategorikal dilakukan encoding dan variabel numerik distandarisasi menggunakan StandardScaler. Data dibagi menggunakan stratified train-test split dengan rasio 80% data training dan 20% data testing. Dari total dataset, data testing berjumlah 8.007 data. SMOTE diterapkan pada data training sehingga distribusi kelas Low, Medium, dan High menjadi masing-masing 15.499 data, sedangkan data testing tetap menggunakan data asli.

3.3 Analisis Korelasi dan Pemodelan

Analisis korelasi Pearson digunakan untuk mengidentifikasi hubungan linear fitur terhadap EngagementLevel sekaligus mempertahankan fitur asli agar mudah diinterpretasikan. Delapan fitur yang digunakan dalam pembentukan model adalah AvgSessionDurationMinutes, SessionPerWeek, AchievementsUnlocked, PlayerLevel, PlayTimeHours, InGamePurchases, GameGenre, dan GameDifficulty. Hyperparameter tuning dilakukan dengan Random Search. Parameter yang digunakan meliputi n_estimators, criterion, max_depth, min_samples_split, min_samples_leaf, bootstrap, dan random_state. Hasil tuning yang digunakan pada model adalah n_estimators=100, criterion=Gini, max_depth=10, min_samples_split=2, min_samples_leaf=1, bootstrap=True, dan random_state=42. Proses tuning menggunakan n_iter=5 dan cross-validation 10-fold.

3.4 Evaluasi Model

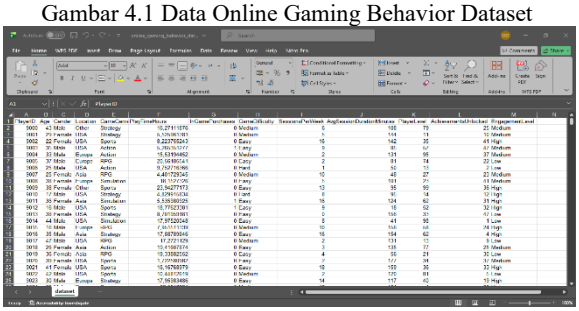
Evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix 3×3, accuracy, precision, recall, dan F1-score. Untuk merangkum performa multi-class, digunakan macro average dan weighted average. Confusion matrix membandingkan kelas aktual dan kelas hasil prediksi untuk melihat prediksi benar dan kesalahan pada masing-masing kelas.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Distribusi Data dan Preprocessing

Langkah awal dalam penelitian yaitu menentukan dataset yang memiliki variabel atau fitur-fitur penduku dalam menentukan tingkat kecanduan dalam bermain game online, dataset *Online Gaming Behavior Dataset* tahun 2024 dengan jumlah data lebih kurang sebanyak 40.034 data dipilih karena memiliki beberapa variabel yang bisa mengukur tingkat kecanduan game online pada individu seperti GameGenre, SessionPerWeek, InGamePurchases, PlayerLevel, GameDifficulty, AchievementsUnlocked dan PlayTimeHours dengan EngagementLevel yang nantinya digunakan sebagai variabel target dengan kelas Medium sebesar 48.4%, High sebesar 25.8% dan Low sebesar 25.8% yang diperoleh dari data asli. Distribusi tersebut menunjukkan ketidakseimbangan kelas sehingga diterapkan SMOTE pada data training. Setelah SMOTE, kelas Low, Medium, dan High masing masing berjumlah 15.499 data. Data testing tidak diubah agar evaluasi tetap merepresentasikan data yang belum dipelajari model.

Gambar 4.1 Data Online Gaming Behavior Dataset



Selanjutnya data akan diolah menggunakan tools Google Looker Studio dengan bahasa Python dan menerapkan beberapa library seperti pandas, numpy, scikit-learn dan lain sebagainya. Library pandas digunakan untuk membaca serta mengelola data, sedangkan scikit-learn digunakan dalam proses pengolahan data hingga pemodelan klasifikasi.

4.2 Hasil Korelasi Pearson

Hasil Hasil Korelasi Pearson analisis Pearson menunjukkan bahwa AvgSessionDurationMinutes mempunyai korelasi terbesar terhadap EngagementLevel sebesar 0,294, diikuti SessionPerWeek sebesar 0,249. AchievementsUnlocked bernilai 0,016, PlayerLevel 0,013, PlayTimeHours 0,008, InGamePurchases 0,006, GameDifficulty 0,002, dan GameGenre -0,003. Dengan demikian, dua variabel pertama memiliki hubungan linear lebih kuat dibandingkan variabel lain, sementara keseluruhan korelasi tetap tidak menunjukkan hubungan linear yang sangat kuat. Nilai korelasi yang rendah tidak otomatis menghilangkan kegunaan fitur karena Random Forest dapat mempelajari hubungan nonlinear dan interaksi antarfitur.

Tabel 4.2 Nilai Korelasi Pearson terhadap EngagementLevel

Fitur
AvgSessionDurationMinutes
SessionPerWeek
AchievementsUnlocke
PlayerLevel
PlayeTimeHours
InGamePurchases
GameDifficulty
GameGenre

4.3 Hasil Model Random Forest

Proses pembentukan Random Forest menggunakan delapan fitur hasil analisis Pearson. Data training dibentuk menjadi beberapa decision tree melalui bootstrap sampling, kemudian hasil prediksi digabungkan menggunakan majority voting. Pada contoh perhitungan manual dalam skripsi, digunakan tujuh data dan tiga tree. Enam data memperoleh hasil akhir berdasarkan suara mayoritas, sedangkan D1 menghasilkan tie karena tiga tree memberikan prediksi berbeda. Pada implementasi model, jumlah tree yang digunakan adalah 100 sesuai hasil tuning.

Tabel 4.3 Parameter Model Random Forest Hasil Tuning

Parameter
n_estimators
criterion
max_depth
min_samples_split
min_samples_leaf
boostrap
random_state

4.4 Evaluasi Model

Data testing berjumlah 8.007 data. Confusion matrix menghasilkan prediksi aktual High sebanyak 1.816 benar, Low sebanyak 1.853 benar, dan Medium sebanyak 3.569 benar. Kesalahan prediksi meliputi High menjadi Low sebanyak 72 dan Medium 179; Low menjadi High 63 dan Medium 149; serta Medium menjadi High 147 dan Low 159.

Tabel 4.4 Hasil Evaluasi Model Random Forest

Kelas	**Precision**	**Recall**	**F1-score**
High	0,90	0,88	0,89
Low	0,89	0,90	0,89
Medium	0,92	0,92	0,92
Accuracy	-	-	0,90
Macro Avg	0,90	0,90	0,90
Weighted Avg	0,90	0,90	0,90

Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, nilai F1-score dari ketiga kelas berada pada rentang 0,89–0,92 dan accuracy keseluruhan sebesar 90%. Kelas Medium memperoleh precision, recall, dan F1-score sebesar 0,92. Kelas High memperoleh precision 0,90, recall 0,88, dan F1-score 0,89, sedangkan Low memperoleh precision 0,89, recall 0,90, dan F1-score 0,89. Kesalahan klasifikasi terbesar pada confusion matrix terjadi pada kategori Medium, termasuk 179 data Medium yang diprediksi High dan 149 data Medium yang diprediksi Low. Hal ini menunjukkan adanya kemiripan karakteristik antar kategori sehingga batas kelas tidak selalu tegas.

4.5 Pembahasan Aktivitas Digital dan Dashboard

Hasil penelitian menunjukkan bahwa tingkat keterlibatan pemain tidak hanya berkaitan dengan satu variabel, melainkan kombinasi AvgSessionDurationMinutes, SessionPerWeek,

AchievementsUnlocked, PlayerLevel, PlayTimeHours, InGamePurchases, GameGenre, dan GameDifficulty. Hasil visualisasi memperlihatkan kategori Medium memiliki jumlah pemain terbesar. Pada visualisasi genre, Sports, Action, Strategy, Simulation, dan RPG muncul pada seluruh kategori. Kategori Medium juga menunjukkan aktivitas pembelian paling tinggi, sedangkan pada visualisasi level pemain kategori Medium dan High relatif tinggi. Durasi bermain per minggu pada kategori High terlihat paling tinggi, dan jumlah pencapaian pada kategori Medium dan High relatif lebih tinggi dibandingkan Low.

Google Looker Studio digunakan untuk menyajikan persentase tingkat keterlibatan, genre permainan, pembelian dalam game, level pemain, durasi bermain per minggu, tingkat kesulitan, pencapaian pemain, serta ringkasan evaluasi model. Dashboard kemudian diimplementasikan ke dalam sistem web sederhana menggunakan embed iframe yang memuat halaman login, tentang sistem, analisis data, dan visualisasi. Implementasi dashboard berfungsi sebagai media penyajian hasil, bukan sistem diagnosis atau alat pengambilan keputusan klinis.

Keterkaitan dengan WHO dalam penelitian ini berada pada batas konseptual: WHO/ICD-11 menjelaskan Gaming Disorder melalui pola perilaku yang persisten, kehilangan kontrol, dan dampak terhadap fungsi kehidupan. Sementara itu, penelitian ini hanya menggunakan data aktivitas digital dan label EngagementLevel dari dataset. Karena tidak tersedia asesmen klinis terhadap kontrol perilaku dan dampak fungsional, hasil model tidak dapat digunakan untuk menyatakan diagnosis Gaming Disorder. Hasil penelitian lebih tepat digunakan untuk menggambarkan tingkat keterlibatan atau kecenderungan berbasis aktivitas digital, sesuai batasan penelitian.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan diperoleh bahwasanya *Algoritma Random Forest* mampu digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kecanduan pemain game online ke dalam kategori *High, Medium, dan Low* berdasarkan variabel aktivitas digital yang terdapat dalam dataset *Online Gaming Behavior Dataset*. Hasil pengujian model dengan *Analisis Kerelasi Pearson* dan SMOTE menghasilkan nilai *accuracy* sebesar 90%, dengan nilai *precision*, *recall dan F1-score* yang menunjukkan bahwasanya model mampu mengenali pola keterlibatan pemain, meskipun masih terdapat kesalahan klasifikasi pada beberapa kategori yang memiliki karakteristik serupa. Diperoleh hasil analisis korelasi pearson *AvgSessionDurationMinutes, SessionPerWeek, AchievementsUnlocked, PlayerLevel, PlayTimeHours, InGamePurchases, GameGenre, dan GameDifficulty*. Hal ini menunjukkan bahwa keterlibatan pemain game online dipengaruhi oleh berbagai aspek aktivitas digital. Serta Dashboard interaktif yang dibangun menggunakan *Google Looker Studio* mampu menyajikan informasi mengenai pola aktivitas dan tingkat keterlibatan pemain game online secara visual.

5.2 Saran

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset sekunder dari Kaggle. Oleh karena itu penelitian selanjutnya disarankan menggunakan data primer yang diperoleh secara langsung melalui survei terhadap pemain game online sehingga hasil penelitian merepresentasikan kondisi nyata pada populasi tertentu. Menggunakan model algoritma klasifikasi lainnya agar dapat dilakukan perbandingan terhadap hasil uji model untuk mendapatkan algoritma klasifikasi terbaik. Serta Dasahboard dapat dikembangkan dengan menambahkan fitur visualisasi dan analisis yang lebih interaktif guna mendukung pengambilan keputusan yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

[1] D. Febriandari and F. A. Nauli, “HUBUNGAN KECANDUAN BERMAIN GAME ONLINE TERHADAP IDENTITAS DIRI REMAJA,” vol. 4, no. 1, pp. 50–56, 2016.

[2] S. B. Kotsiantis, “Supervised Machine Learning : A Review of Classification Techniques,” vol. 31, pp. 249–268, 2007.

[3] L. E. O. Breiman, “Random Forests,” pp. 5–32, 2001.

[4] B. J. Heer and B. Shneiderman, “Interactive Dynamics for Visual Analysis,” pp. 45–54, 2012.

[5] H. D. Cahyani and F. Friyatmi, “Pengaruh Kecanduan Bermain Game Online terhadap Prestasi Akademik melalui Konsentrasi Belajar,” *JIIP - J. Ilm. Ilmu Pendidik.*, vol. 8, no. 6, pp. 5867–5872, 2025, doi: 10.54371/jiip.v8i6.8113.

[6] C. To and T. H. E. Debate, “Inclusion of Gaming Disorder in ICD has more advantages than disadvantages Commentary on : Scholars ’ open debate paper on the World Health Organization ICD-11 Gaming Disorder proposal (Aarseth et al .),” vol. 6, no. 3, pp. 280–284, 2017, doi: 10.1556/2006.6.2017.046.

[7] A. Nawaf, S. Azura, S. F. Gultom, W. Afriansyah, and A. D. Putra, “Analisis Literasi Digital Dalam Penggunaan Media Sosial Di Kalangan Remaja

Desa Payung Kec. Payung Kab. Karo," *J. Hum. Educ.*, vol. 3, no. 2, pp. 337–343, 2023.

[8] C. Maria, P. Howard, and D. Mark, "Toward a consensus definition of pathological video-gaming: A systematic review of psychometric assessment tools," *Clin. Psychol. Rev.*, no. August, 2013, doi: 10.1016/j.cpr.2013.01.002.

[9] Y. Resti, C. Irsan, J. F. Latif, I. Yani, and N. R. Dewi, "A Bootstrap-Aggregating in Random Forest Model for Classification of Corn Plant Diseases and Pests," *Sci. Technol. Indones.*, vol. 8, no. 2, pp. 288–297, 2023, doi: 10.26554/sti.2023.8.2.288-297.

[10] C. Chazar and B. Erawan, "Machine Learning Diagnosis Kanker Payudara Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Inf. (Jurnal Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 12, no. 1, pp. 67–80, 2020, doi: 10.37424/informasi.v12i1.48.

[11] B. Mahesh, "Machine Learning Algorithms - A Review," *Int. J. Sci. Res.*, vol. 9, no. 1, pp. 381–386, 2020, doi: 10.21275/art20203995.

[12] J. Mantik, M. Ula, A. Faridhatul Ulva, and I. Sahputra, "2021) 1910-1914 Accredited," *J. Mantik*, vol. 5, no. 3, pp. 1910–1914, 2021.

[13] N. V Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer, "SMOTE : Synthetic Minority Over-sampling Technique," vol. 16, pp. 321–357, 2002.

[14] A. Hadi Wijaya, Ipriadi, and W. Fitri, "Dasboard dan Visualisasi Reservasi Buka Puasa di Hotel XYZ Menggunakan Looker Studio & Google Form," *J. Informatics Busisnes*, vol. 01, no. 04, pp. 354–359, 2024.

[15] F. Pedregosa, R. Weiss, and M. Brucher, "Scikit-learn : Machine Learning in Python," vol. 12, pp. 2825–2830, 2011.