

Analisis Faktor Yang Mempengaruhi Paparan Negatif Pada Pemain Game Roblox Menggunakan Metode Random Forest

Rachel Angelitha Rombe^{1*}, Velicia Payung Tasik¹, Erfan Hasmin², Asmah Akhriana²,
Andi Saenong²

¹Teknik Informatika, Universitas Dipa Makassar, Makassar, Indonesia

²Universitas Dipa Makassar, Makassar, Indonesia

e-mail: ¹rachelangelitha7@gmail.com, ²veliciapayung0105@gmail.com,

³erfan.hasmin@undipa.ac.id, ⁴asmah.a@undipa.ac.id, ⁵andisaenong.as@gmail.com

Abstrak

Era digital mendorong perkembangan game online seperti Roblox yang populer di kalangan anak-anak dan remaja, namun juga berpotensi menimbulkan paparan negatif seperti cyberbullying, penyalahgunaan fitur komunikasi, dan konten yang tidak sesuai usia. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi faktor yang paling berpengaruh terhadap paparan negatif pada pemain aktif Roblox dengan menganalisis intensitas bermain, konten game, fitur komunikasi, interaksi sosial, dan kontrol perilaku menggunakan metode Random Forest. Data diperoleh dari kuesioner daring dengan total 386 responden dan dianalisis menggunakan teknik klasifikasi serta feature importance. Hasil penelitian menunjukkan faktor yang paling berpengaruh yaitu interaksi sosial dalam game sebesar 34.69%, diikuti konten game 24.31%, intensitas bermain 15.59%, fitur komunikasi 15.41%, dan kontrol perilaku 10%. Hasil pengujiannya menunjukkan bahwa metode Random Forest mampu mengidentifikasi paparan negatif pada pemain Roblox dengan akurasi 92.31%, precision 93.94%, recall 96.88%, dan f1-score 95%, sehingga model yang dibangun memiliki tingkat keandalan yang tinggi. Temuan ini dapat menjadi dasar dalam menentukan strategi pengelolaan interaksi untuk meminimalkan munculnya paparan negatif game online.

Kata kunci—Roblox, Paparan Negatif, Random Forest, Interaksi Sosial, Game Online.

Abstract

The digital era has driven the rapid development of online games such as Roblox, which is popular among children and teenagers, but it also has the potential to expose users to negative impacts such as cyberbullying, misuse of communication features, and age-inappropriate content. This study aims to identify the most influential factors contributing to negative exposure among active Roblox players by analyzing playing intensity, game content, communication features, social interaction, and behavioral control using the Random Forest method. Data were obtained through an online questionnaire involving 386 respondents and analyzed using classification techniques and feature importance. The results show that the most influential factor is social interaction in the game at 34.69%, followed by game content at 24.31%, playing intensity at 15.59%, communication features at 15.41%, and behavioral control at 10%. The testing results indicate that the Random Forest method can identify negative exposure among Roblox players with an accuracy of 92.31%, precision of 93.94%, recall of 96.88%, and an F1-score of 95%, indicating that the developed model has a high level of reliability. These findings can serve as a basis for developing interaction management strategies to minimize negative exposure in online games.

Keywords—Roblox, Negative Exposure, Random Forest, Social Interaction, Online Games.

1. PENDAHULUAN

Era digital membawa perubahan besar dalam dunia hiburan, termasuk permainan daring seperti Roblox yang populer di kalangan anak-anak dan remaja. Roblox tidak hanya menyediakan berbagai jenis permainan, tetapi juga menjadi wadah bagi pengguna untuk membuat, membagikan, dan menikmati dunia virtual yang dirancang sendiri maupun oleh pengguna lain, sehingga memungkinkan interaksi, kolaborasi, dan aktivitas sosial secara virtual tanpa harus berada di lokasi yang sama [1], [2], [3]. Popularitas ini menjadikan Roblox sebagai salah satu platform game online yang banyak digunakan dalam aktivitas hiburan dan interaksi sosial digital.

Namun, di balik popularitas tersebut terdapat berbagai risiko paparan negatif seperti cyberbullying, kecanduan, penyalahgunaan fitur komunikasi, serta konten yang tidak sesuai usia. Risiko ini semakin meningkat seiring dengan faktor intensitas bermain, konten game, fitur komunikasi, interaksi sosial antar pemain, dan kontrol perilaku pemain, yang dapat memicu perilaku agresif verbal seperti penggunaan kata-kata kasar serta menimbulkan kecemasan akibat paparan kosakata yang tidak sesuai dalam interaksi game online [4], [5], [6]. Kondisi ini menunjukkan bahwa penggunaan Roblox tidak hanya memberikan manfaat hiburan, tetapi juga berpotensi menimbulkan dampak psikologis dan sosial bagi pemain.

Kasus nyata juga menunjukkan bahwa paparan negatif dalam Roblox dapat dialami oleh berbagai kelompok usia. Seorang pemain Roblox bernama Dani (19 tahun) melaporkan pengalaman menjadi korban tindakan toksik dan pelecehan verbal melalui chat dan voice chat saat bermain, yang memperlihatkan lemahnya sistem verifikasi usia serta tingginya risiko interaksi negatif antar pemain [7]. Hal ini memperkuat pentingnya analisis terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi paparan negatif pada pengguna Roblox.

Peningkatan jumlah pengguna aktif Roblox setiap bulan menunjukkan bahwa platform ini terus berkembang dan semakin luas digunakan. Kebebasan berkomunikasi melalui room chat dan lingkungan permainan multimedia membuka peluang munculnya perilaku berisiko, sehingga diperlukan analisis untuk menentukan faktor yang paling dominan menyebabkan paparan negatif [8], [9]. Upaya pencegahan seperti penyaringan percakapan, fitur pelaporan, dan pengawasan orang tua telah diterapkan, namun masih bersifat reaktif dan belum sepenuhnya efektif dalam mencegah paparan negatif secara menyeluruh [2], [10], [11]. Penelitian terdahulu hanya menganalisis hubungan antara intensitas bermain dan dampak sosial-emosional menggunakan korelasi Spearman [12], sedangkan penelitian ini menggunakan Random Forest untuk mengidentifikasi faktor paling dominan secara lebih komprehensif. Penelitian ini menyajikan analisis yang lebih menyeluruh dengan melibatkan beberapa faktor sekaligus serta mampu mengidentifikasi faktor yang paling dominan secara lebih akurat dibandingkan penelitian sebelumnya.

Untuk mengatasi permasalahan tersebut, diperlukan pendekatan analisis berbasis data yang mampu mengidentifikasi faktor utama penyebab paparan negatif secara objektif dan akurat. Metode machine learning Random Forest menjadi salah satu pendekatan yang tepat karena mampu mengolah data dalam jumlah besar, meningkatkan akurasi klasifikasi, serta menunjukkan tingkat kepentingan setiap variabel melalui teknik ensemble learning yang menggabungkan banyak pohon keputusan dan meminimalkan overfitting [13], [14], [15]. Implementasi metode ini menggunakan bahasa pemrograman Python dengan dukungan pustaka seperti NumPy, Matplotlib, dan Scikit-Learn dapat membantu proses analisis data secara efisien [16].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan menganalisis faktor yang mempengaruhi paparan negatif pada pemain game Roblox menggunakan metode Random Forest. Hasil penelitian ini dapat menjadi dasar dalam menentukan strategi pengelolaan interaksi untuk meminimalkan munculnya paparan negatif dalam game online.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan penelitian kuantitatif dengan pendekatan deskriptif. Pendekatan kuantitatif digunakan karena penelitian ini memanfaatkan data numerik mengenai karakteristik

pemain serta tingkat paparan negatif yang mereka alami untuk dianalisis menggunakan algoritma Random Forest. Pendekatan ini dipilih karena Random Forest mampu menangani data dengan jumlah variabel yang banyak, hubungan non-linear antar variabel, serta dapat memberikan informasi mengenai tingkat kepentingan setiap faktor dalam memengaruhi paparan negatif. Ini memungkinkan peneliti mengukur, memprediksi, serta mengidentifikasi faktor-faktor yang memberikan pengaruh paling signifikan terhadap paparan negatif pemain Roblox secara terukur dan objektif. Sumber data dalam penelitian ini diperoleh melalui kuesioner yang dibagikan secara online kepada responden, dengan teknik pengumpulan data menggunakan skala Likert (1–5). Jumlah responden dalam penelitian ini sebanyak 386 orang yang merupakan pemain aktif Roblox di Indonesia. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya menggambarkan kondisi pemain Roblox, tetapi juga secara sistematis menelusuri dan menganalisis faktor-faktor yang berpengaruh sehingga menghasilkan temuan yang akurat dan dapat digunakan sebagai dasar rekomendasi.

2.2 Tahapan Metode

Penelitian ini dilakukan melalui beberapa tahapan yang sistematis untuk memastikan data yang diperoleh valid dan tujuan penelitian dapat tercapai secara efektif, adalah sebagai berikut:

2.2.1 Pengumpulan Data

Tahap pertama dalam penelitian ini adalah penyebaran kuesioner secara online melalui aplikasi Discord, komunitas pemain Roblox, serta media sosial seperti Instagram, WhatsApp dan Tiktok.

2.2.2 Uji Validitas dan Reliabilitas

Tahap kedua, uji validitas dilakukan untuk memastikan bahwa instrumen kuesioner benar-benar mengukur variabel yang dimaksud, yaitu faktor-faktor yang memengaruhi paparan negatif pada pemain Roblox. Uji validitas biasanya dilakukan dengan melihat r hitung antara setiap butir pertanyaan dengan skor total, sehingga pertanyaan yang memiliki r hitung $> r$ tabel 0.3 dianggap valid. Uji validitas dengan menggunakan rumus:

$$r_{xy} = \frac{n(\sum XY) - (\sum X)(\sum Y)}{\sqrt{[n\sum X^2 - (\sum X)^2][n(\sum Y^2) - (\sum Y)^2]}} \quad (1)$$

Keterangan:

r_{xy} : koefisien korelasi antara skor item dan skor total

n : jumlah data

X : skor item

Y : skor total variabel

$\sum X$: jumlah skor item

$\sum Y$: jumlah skor total

$\sum XY$: jumlah hasil perkalian skor item dengan skor total

$\sum X^2$: jumlah kuadrat skor item

$\sum Y^2$: jumlah kuadrat skor total

Selanjutnya, uji reliabilitas dilakukan untuk menilai konsistensi dan kestabilan instrumen, sehingga hasil pengukuran dapat diandalkan jika digunakan berulang kali. Uji reliabilitas umumnya dihitung menggunakan koefisien *Cronbach's Alpha*, di mana nilai *Cronbach's Alpha* > 0.60 menunjukkan konsistensi internal yang baik. Uji Reliabilitas dengan rumus:

$$\alpha = \frac{k}{k-1} \left(1 - \frac{\sum S_i^2}{S_t^2} \right) \quad (2)$$

Keterangan:

α : koefisien reliabilitas (*Cronbach's Alpha*)

k : jumlah item dalam satu variabel

$\sum S_i^2$: jumlah varians masing masing item

S_t^2 : varians total skor

2.2.3 Data Preprocessing

Tahap ketiga adalah data preprocessing pada tahap ini, peneliti menggunakan pustaka Pandas untuk melakukan screening data, terhadap data yang tidak sesuai dengan kriteria responden. Proses screening data ini dilakukan untuk memastikan bahwa hanya data yang memenuhi kriteria yang digunakan pada tahap analisis berikutnya, sehingga hasil penelitian dapat diperoleh dengan lebih akurat dan reliabel.

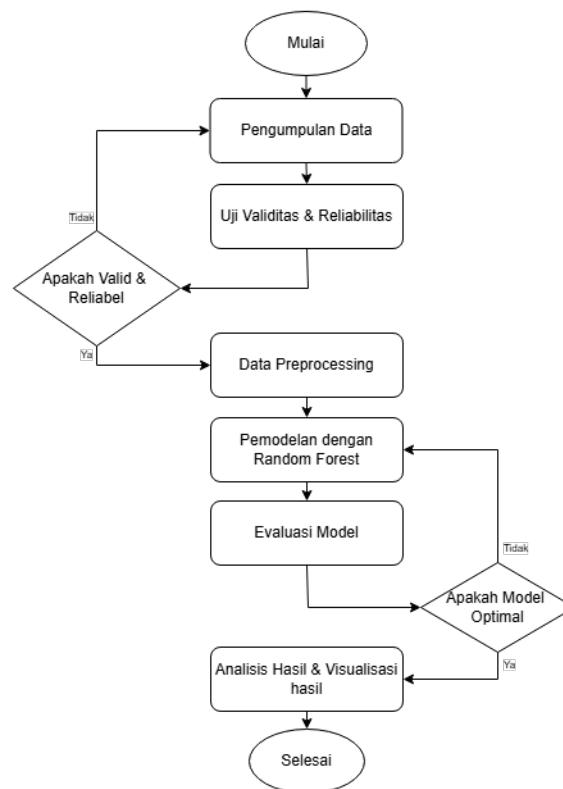
2.2.4 Pemodelan dengan Metode Random Forest

Tahap keempat adalah pemodelan menggunakan metode *Random Forest* dengan bahasa pemrograman Python. Pada tahap ini, pustaka Scikit-learn digunakan untuk membangun dan melatih model berdasarkan data yang telah dipersiapkan pada tahap sebelumnya. Proses pelatihan dan pengujian dilakukan dengan memisahkan data ke dalam dua bagian, yaitu data pelatihan untuk membangun model dan data pengujian untuk mengevaluasi akurasi serta kinerja model. Skenario 90:10 dipilih untuk menentukan proporsi pembagian data dalam pembangunan model. Metode ini dipilih karena mampu menangani banyak variabel, mengurangi overfitting, serta memberikan hasil prediksi yang stabil dalam menentukan faktor-faktor yang paling berpengaruh terhadap tingkat paparan negatif pemain Roblox.

2.2.5 Evaluasi Model

Tahap kelima adalah evaluasi hasil model dengan menghitung metrik kinerja seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Evaluasi ini dilakukan menggunakan data pengujian untuk menilai sejauh mana model *Random Forest* mampu memprediksi tingkat paparan negatif secara tepat. Akurasi digunakan untuk melihat persentase prediksi yang benar secara keseluruhan, *precision* mengukur tingkat ketepatan prediksi kelas positif, *recall* menilai kemampuan model dalam menangkap seluruh data yang termasuk kelas positif, sedangkan *F1-score* merupakan rata-rata harmonis antara *precision* dan *recall*. Tahap ini bertujuan memastikan bahwa model tidak hanya akurat, tetapi juga seimbang dalam melakukan prediksi.

2.2.6 Analisis dan Visualisasi Hasil



Gambar 1 Alur Tahapan Metode

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Uji Validitas dan Reliabilitas

Setelah data kuesioner dikumpulkan, tahap berikutnya adalah melakukan pengujian instrumen penelitian melalui uji validitas dan uji reliabilitas pada variabel independent dan variabel dependent

3.1.1 Uji Validitas

Uji validitas dalam penelitian ini menggunakan metode korelasi pearson (*Pearson Correlation*). Proses pengujian dilakukan dengan bantuan tools *Google Colaboratory* sebagai media pengolahan data. Berikut hasil uji validitas setiap item pada tabel dibawah ini.

Tabel 1 Hasil Uji Validitas Item Kuesioner

Variabel	Item	r hitung	p value	Ket.
Intensitas Bermain	X1 1	0.752847631	4.88852E-81	VALID
Intensitas Bermain	X1 2	0.673513363	4.54972E-59	VALID
Intensitas Bermain	X1 3	0.774470287	1.53833E-88	VALID
Intensitas Bermain	X1 4	0.739489885	8.83705E-77	VALID
Konten Game	X2 1	0.704350028	9.81458E-67	VALID
Konten Game	X2 2	0.674746093	2.34113E-59	VALID
Konten Game	X2 3	0.655160072	6.22735E-55	VALID
Konten Game	X2 4	0.672647749	7.24061E-59	VALID
Fitur Komunikasi	X3 1	0.614663355	9.33872E-47	VALID
Fitur Komunikasi	X3 2	0.755562604	6.17227E-82	VALID
Fitur Komunikasi	X3 3	0.759696886	2.50602E-83	VALID
Fitur Komunikasi	X3 4	0.692515695	1.11763E-63	VALID
Interaksi Sosial	X4 1	0.470436218	1.89796E-25	VALID
Interaksi Sosial	X4 2	0.773173724	4.57313E-88	VALID
Interaksi Sosial	X4 3	0.813447663	1.9752E-104	VALID
Interaksi Sosial	X4 4	0.740690592	3.7533E-77	VALID
Kontrol Perilaku	X5 1	0.682674731	3.01579E-61	VALID
Kontrol Perilaku	X5 2	0.785645217	9.40854E-93	VALID
Kontrol Perilaku	X5 3	0.765359923	2.79635E-85	VALID
Kontrol Perilaku	X5 4	0.745805777	9.26146E-79	VALID
Paparan Negatif	Y 1	0.817576554	2.4782E-106	VALID
Paparan Negatif	Y 2	0.81091662	2.7414E-103	VALID
Paparan Negatif	Y 3	0.782481148	1.55542E-91	VALID
Paparan Negatif	Y 4	0.794162155	3.87803E-96	VALID

Pada Tabel 1 menunjukkan bahwa seluruh item pada variabel intensitas bermain, konten game, fitur komunikasi, interaksi sosial, kontrol perilaku, dan paparan negatif dinyatakan valid karena memiliki r hitung $> 0,3$ dan p value $< 0,05$. Nilai r hitung pada masing-masing variabel berada pada rentang: intensitas bermain 0,673–0,774; konten game 0,655–0,704; fitur komunikasi 0,614–0,759; interaksi sosial 0,470–0,813; kontrol perilaku 0,682–0,785; dan paparan negatif 0,782–0,817. Hal ini menunjukkan seluruh item mampu merepresentasikan variabel penelitian dan layak digunakan pada tahap analisis selanjutnya.

3.1.2 Uji Reliabilitas

Pada penelitian ini, uji reliabilitas dilakukan menggunakan metode *Cronbach's Alpha* dengan menggunakan bahasa pemrograman Python. Berikut hasil uji reliabilitas untuk setiap variabel.

Tabel 2 Hasil Uji Reliabilitas Variabel Kuesioner

Variabel	<i>Cronbach's Alpha</i>
Intensitas Bermain	0.708

Variabel	<i>Cronbach's Alpha</i>
Konten Game	0.603
Fitur Komunikasi	0.667
Interaksi Sosial	0.673
Kontrol Perilaku	0.733
Paparan Negatif	0.812

Pada Tabel 2 menunjukkan seluruh variabel memiliki nilai *Cronbach's Alpha* $> 0,60$ sehingga dinyatakan reliabel. Nilai *Cronbach's Alpha* masing-masing variabel adalah: intensitas bermain 0,708; konten game 0,603; fitur komunikasi 0,667; interaksi sosial 0,673; kontrol perilaku 0,733; dan paparan negatif 0,812. Dengan demikian, seluruh variabel memiliki konsistensi yang cukup hingga baik dan layak digunakan pada tahap analisis selanjutnya.

3.2 Data Preprocessing

Pada tahap ini, dilakukan *screening* data menggunakan Python dengan pustaka *pandas* dan *re*, serta dijalankan melalui *Google Colaboratory*. Kriteria yang ditetapkan yaitu responden berusia 17 tahun keatas, merupakan pemain aktif Roblox dengan frekuensi bermain minimal 3–4 kali, 5–6 kali, atau setiap hari, serta durasi bermain 2–3 jam atau >3 jam. Data yang tidak memenuhi kriteria dikeluarkan sehingga hanya data yang sesuai karakteristik penelitian digunakan pada tahap analisis selanjutnya. Berikut hasil *screening* data.

Tabel 3 Hasil Screening Data

No	Nama	Usia	Pemain Roblox	Frekuensi	Durasi	Ket
1	Intan	≥ 17 tahun	Ya	5-6 kali	2-3 jam	Sesuai
2	Nindy	≥ 17 tahun	Ya	3-4 kali	2-3 jam	Sesuai
3	Deli	≥ 17 tahun	Ya	3-4 kali	Lebih dari 3 jam	Sesuai
4	Ceday	≥ 17 tahun	Ya	Setiap hari	2-3 jam	Sesuai
5	Nabilla	≥ 17 tahun	Ya	Setiap hari	Lebih dari 3 jam	Sesuai
..	...	...	...	...	...	...
433	Rania	≥ 17 tahun	Ya	3-4 kali	30 - 60 menit	Tidak Sesuai
434	Feby	≥ 17 tahun	Ya	Setiap hari	Lebih dari 3 jam	Sesuai
435	Chika	≥ 17 tahun	Ya	5-6 kali	2-3 jam	Sesuai
436	Chelsia	≥ 17 tahun	Ya	1-2 kali	Kurang dari 30 menit	Tidak Sesuai
437	Hilda	≥ 17 tahun	Ya	5-6 kali	2-3 jam	Tidak Sesuai

Pada Tabel 3 menunjukkan jumlah awal responden sebanyak 437 orang. Sebanyak 51 responden dieliminasi karena tidak memenuhi kriteria penelitian, sehingga tersisa 386 responden yang digunakan pada tahap analisis selanjutnya.

3.3 Pemodelan dengan Metode Random Forest

Proses penerapan model *Random Forest* dilakukan menggunakan *Google Colaboratory* sebagai *tools* pengolahan dan analisis data berbasis Python.

3.3.1 Pembagian Dataset

Dalam penelitian ini digunakan skenario 90:10 dimana pembagian data sebesar 90% (347 data) untuk *training* dan 10% (39 data) untuk *testing* dari total 386 responden. Proses pembagian dataset dilakukan menggunakan pustaka *pandas* dan fungsi *train_test_split* dari pustaka *scikit-learn* sebagai dasar pelatihan dan pengujian model.

3.3.2 Pembentukan Model Random Forest

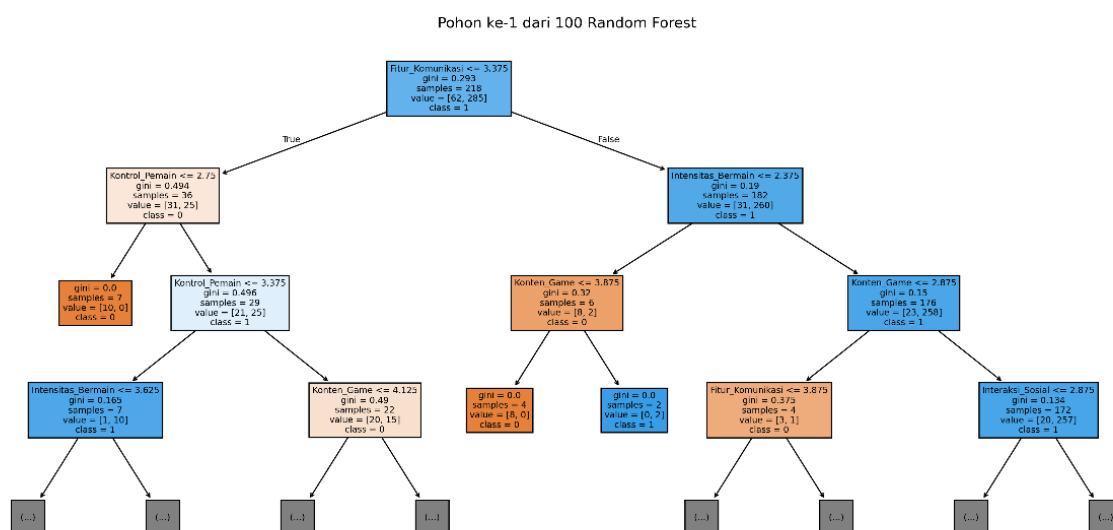
Pada tahap ini diterapkan model *Random Forest* menggunakan data *training* yang telah dibagi sebelumnya, dengan parameter *n_estimators* = 100 dan *class_weight* = 'balanced' untuk menangani ketidakseimbangan kelas. Model dilatih menggunakan data *training*, kemudian diuji

pada data *testing* untuk mengukur kemampuan prediksi terhadap data baru. Implementasi dilakukan menggunakan pustaka Python, yaitu *pandas* dan *RandomForestClassifier* dari *scikit-learn*.

Tabel 4 Hasil Prediksi Model Random Forest

No	Kelas asli	Hasil prediksi
1.	1	1
2.	1	1
3.	1	1
4.	1	1
5.	1	0
...	...	...
35.	0	0
36.	1	1
37.	1	1
38.	1	1
39.	1	1
Jumlah data yang salah prediksi : 3		

Pada Tabel 4 menunjukkan hasil pengujian terhadap 39 data testing, terdapat 3 data yang salah diprediksi dan 36 data diprediksi dengan benar. Hal ini menunjukkan bahwa model *Random Forest* mampu mengenali pola data dengan baik dengan tingkat kesalahan yang relatif rendah. Selanjutnya, ditampilkan visualisasi Random Forest untuk memberikan gambaran proses pembentukan model.



Gambar 1 Visualisasi Salah Satu Pohon pada Model Random Forest

Pada Gambar 2, menampilkan salah satu pohon keputusan yang terbentuk dari model *Random Forest*. Setiap pohon membagi data secara bertahap dari root hingga leaf berdasarkan nilai fitur tertentu, di mana cabang kiri menunjukkan kondisi *True* dan cabang kanan menunjukkan kondisi *False* hingga diperoleh kelas prediksi. Pada pohon pertama, pemisahan awal dilakukan oleh fitur komunikasi. Jika nilai fitur komunikasi memenuhi batas tertentu, data diarahkan ke cabang kiri dan diproses lebih lanjut menggunakan fitur seperti kontrol perilaku, intensitas bermain, atau konten game; jika tidak, data diarahkan ke cabang kanan dan diproses dengan fitur lain hingga diperoleh keputusan akhir. Sebagai contoh, pada node fitur komunikasi ≤ 3.375 dengan gini = 0.293, samples = 218, dan value = [62, 285], berarti data dengan nilai ≤ 3.375 masuk ke cabang kiri. Nilai gini 0.293 menunjukkan tingkat ketidakmurnian data, samples = 218 menunjukkan jumlah data pada node tersebut, dan distribusi value mengindikasikan 62 data kelas 0 serta 285 data kelas 1. Karena kelas 1 lebih dominan, maka node tersebut menghasilkan prediksi *class* = 1.

3.3.3 Evaluasi Model

Pada tahap ini dilakukan evaluasi model *Random Forest* menggunakan data *testing* dengan bantuan pustaka *sklearn.metrics* pada Python. Metrik yang digunakan meliputi *accuracy_score* untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi, *precision_score* untuk menilai ketepatan prediksi kelas paparan negatif tinggi, *recall_score* untuk mengukur kemampuan model mendeteksi seluruh kasus paparan negatif tinggi, serta *f1_score* sebagai rata-rata harmonis antara *precision* dan *recall*.

Tabel 5 Hasil Evaluasi Model *Random Forest*

Evaluasi Model:				
Akurasi:	0.9231			
Precision:	0.9394			
Recall:	0.9688			
FI-Score:	0.9538			
Classification Report :				
	Precision	Recall	FI-Score	Support
0	0.83	0.71	0.77	7
1	0.94	0.97	0.95	32
Accuracy			0.92	39
Macro avg	0.89	0.84	0.86	39
Weighted avg	0.92	0.92	0.92	39

Pada Tabel 5, hasil evaluasi model menunjukkan bahwa model *Random Forest* memiliki kinerja yang baik dengan akurasi 0,9231 (92,31%). Nilai *precision* 0,9394 (93,94%) menunjukkan sebagian besar prediksi kelas tinggi tepat, sedangkan *recall* 0,9688 (96,88%) mengindikasikan kemampuan model mengenali hampir seluruh data kelas tinggi dengan kesalahan *false negative* yang rendah. *F1-Score* sebesar 0,95 menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*. Secara keseluruhan, hasil ini menandakan bahwa model memiliki performa optimal dan layak digunakan untuk analisis lanjutan.

3.4 Analisis dan Visualisasi Hasil

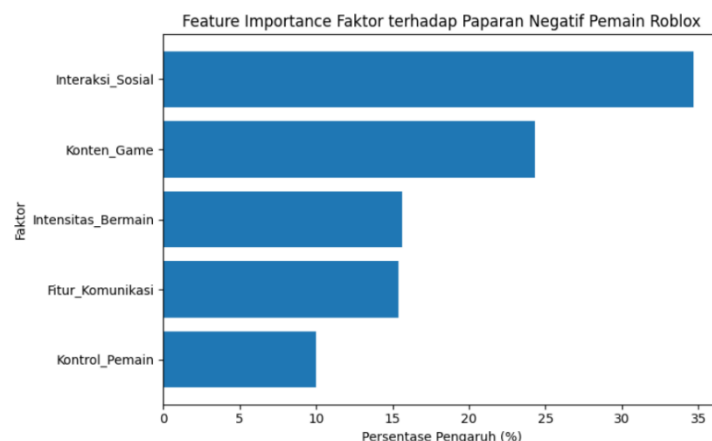
Proses ini dilakukan dengan menggunakan pustaka *matplotlib.pyplot* dari Python, yang digunakan untuk membuat visualisasi data agar informasi lebih mudah dipahami. Analisis dimulai dengan menampilkan *feature importance* yang diperoleh setelah model *Random Forest* selesai dilatih terhadap data penelitian.

Tabel 6 Hasil Feature Importance Setiap Faktor dari Model *Random Forest*

Faktor	Nilai Importance	Persentase (%)
Interaksi Sosial	0.346881	34.688135
Konten Game	0.243105	24.310543
Intensitas Bermain	0.155929	15.592879
Fitur Komunikasi	0.154089	15.408905
Kontrol Pemain	0.099995	9.999538

Pada Tabel 6 menunjukkan nilai *feature importance* dari masing-masing faktor berdasarkan model *Random Forest*. Hasil tersebut menunjukkan bahwa interaksi sosial memiliki pengaruh paling besar terhadap paparan negatif dengan nilai sebesar 34,69%. Selanjutnya, faktor konten game memiliki kontribusi sebesar 24,31%, diikuti oleh intensitas bermain sebesar 15,59% dan fitur komunikasi sebesar 15,41%. Sementara itu, kontrol pemain memiliki pengaruh paling kecil dengan persentase sebesar 10%.

Gambar 3, menunjukkan hasil visualisasi *feature importance* faktor interaksi sosial memiliki pengaruh terbesar terhadap paparan negatif, yaitu sebesar 34,69%. Hal ini menunjukkan bahwa dinamika interaksi antar pemain dalam Roblox, seperti kerja sama tim, persaingan, tekanan dari rekan satu tim, maupun konflik selama permainan, berkontribusi signifikan terhadap munculnya pengalaman negatif. Interaksi yang bersifat kompetitif atau tidak sehat dapat memicu frustrasi, stres, serta agresi verbal yang berdampak langsung pada kondisi psikologis pemain.



Gambar 2 Pengaruh Setiap Faktor Terhadap Paparan Negatif

Faktor konten game berada pada urutan kedua dengan pengaruh sebesar 24,31%. Jenis permainan, mekanisme kompetitif, sistem tantangan, serta tuntutan untuk mencapai kemenangan dapat memicu tekanan emosional dan meningkatkan potensi munculnya pengalaman negatif. Konten yang mendorong persaingan tinggi atau keterlibatan berkelanjutan berpotensi memperbesar risiko stres dan perilaku agresif.

Selanjutnya, intensitas bermain memberikan pengaruh sebesar 15,59%. Durasi dan frekuensi bermain yang tinggi dapat meningkatkan peluang pemain terpapar situasi negatif, baik dari sisi interaksi sosial maupun tekanan dalam permainan. Semakin sering dan semakin lama pemain terlibat dalam game, maka kemungkinan mengalami paparan negatif juga meningkat.

Fitur komunikasi memiliki kontribusi sebesar 15,41%. Penggunaan fitur seperti chat teks atau voice chat dapat menjadi sarana munculnya kata-kata kasar, ejekan, maupun bentuk agresi verbal lainnya. Pemain yang aktif menggunakan fitur komunikasi memiliki risiko lebih besar untuk mengalami interaksi yang tidak menyenangkan, sehingga memengaruhi pengalaman bermain secara keseluruhan.

Sementara itu, kontrol perilaku memiliki pengaruh paling kecil, yaitu sebesar 10%. Meskipun kontribusinya lebih rendah dibandingkan faktor lain, kemampuan pemain dalam mengendalikan emosi dan perilaku tetap berperan penting dalam meminimalkan dampak negatif. Pemain dengan kontrol diri yang baik cenderung lebih mampu mengelola konflik dan tekanan selama bermain.

Secara keseluruhan, paparan negatif dalam permainan Roblox dipengaruhi oleh berbagai faktor dengan tingkat kontribusi yang berbeda-beda. Interaksi sosial dalam game menjadi faktor yang paling dominan, diikuti oleh konten game dan intensitas bermain, sedangkan fitur komunikasi dan kontrol perilaku memberikan pengaruh yang relatif lebih kecil. Hal ini menegaskan bahwa aspek sosial dan lingkungan dalam game memiliki peran utama dalam membentuk pengalaman bermain serta risiko paparan negatif yang dialami pemain. Temuan ini sejalan dengan penelitian sebelumnya [17] yang menyatakan bahwa penggunaan Roblox dapat menggeser kualitas interaksi sosial anak dari lingkungan keluarga ke komunitas daring, sehingga memengaruhi kedalaman dan kehangatan komunikasi dalam keluarga serta menunjukkan adanya pergeseran relasi sosial di dunia nyata. Hasil penelitian ini dapat menjadi dasar dalam menentukan strategi pengelolaan interaksi untuk meminimalkan munculnya paparan negatif dalam game online.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian dan analisis yang telah dilakukan, diperoleh beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penelitian ini berhasil mengidentifikasi bahwa faktor yang paling berpengaruh terhadap munculnya paparan negatif pada pemain game Roblox adalah interaksi sosial dalam game dengan kontribusi sebesar 34.69%. Hasil ini menunjukkan bahwa interaksi antar pemain

menjadi faktor utama yang memicu munculnya pengalaman negatif selama bermain, sehingga diperlukan strategi pengelolaan interaksi untuk meminimalkan munculnya paparan negatif dalam game online.

2. Penerapan metode Random Forest dalam penelitian ini terbukti efektif untuk menganalisis pengaruh variabel terhadap paparan negatif pada pemain Roblox. Model yang dihasilkan memiliki kinerja yang baik dengan akurasi 92.31%, precision 93.94%, recall 96.88%, dan F1-Score 95%, sehingga dapat digunakan sebagai pendekatan yang akurat dan objektif dalam menentukan faktor yang paling berpengaruh terhadap paparan negatif dalam game online.

5. SARAN

Berdasarkan temuan dan pembahasan penelitian ini, beberapa saran yang dapat diberikan untuk penelitian berikutnya adalah:

1. Memperluas cakupan responden tidak hanya dari usia 17 tahun ke atas, tetapi juga mencakup pemain yang lebih muda atau dari kelompok usia berbeda, agar hasil analisis dapat mewakili seluruh populasi pemain Roblox.
2. Menggunakan metode atau pendekatan lain untuk melihat pola data dengan cara berbeda.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih kepada dosen pembimbing atas bimbingan, arahan, dan masukan yang sangat membantu selama proses penelitian dan penyusunan jurnal ini. Ucapan terima kasih juga penulis sampaikan kepada keluarga dan teman-teman atas doa, dukungan, serta motivasi yang diberikan sehingga penelitian ini dapat diselesaikan dengan baik. Penulis menyadari bahwa penelitian ini masih memiliki keterbatasan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk perbaikan di masa mendatang. Semoga penelitian ini dapat memberikan manfaat serta menjadi referensi yang berguna bagi penelitian selanjutnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. Darmayunita, M. Reza Ishadi Fadillah, and U. Soetomo Surabaya, "Roblox sebagai ruang sosial hibrid: Bagaimana roblox membangun pengalaman komunikasi anak-orang Roblox as a hybrid social space: How Roblox builds Communication experiences between children and adults," vol. 5, pp. 143–156, 2025, doi: 10.20885/cantrik.vol5.iss2.art4.
- [2] U. S. Yahsy and M. Syas, "Some rights reserved Komodifikasi Users pada Platform Game Online Roblox," *Jurnal Interact*, vol. 11, no. 2, 2022, [Online]. Available: <http://ojs.atmajaya.ac.id/index.php/fiabikom/index>
- [3] R. Anggraeni, A. Nurharini, Y. S. Budiarto, L. A. Putri, and C. Gumelar, "Socius: Jurnal Penelitian Ilmu-Ilmu Sosial Analisis Dampak Game Online Terhadap Perubahan Karakter," 2024, doi: 10.5281/zenodo.11372269.
- [4] Y. Prespi Mubaroq, P. Guru Sekolah Dasar, F. Ilmu Pendidikan, and U. Bhayangkara Jakarta Raya Alamat, "Dampak Game Online Roblox Terhadap Motivasi Belajar Siswa Studi Kasus Di Sd Negeri Setia Darma 04," 2025.
- [5] S. Safitri, "Hubungan Antara Kecanduan Game Dengan Perilaku Agresif Verbal Pada User Game Online," 2022. [Online]. Available: <https://e-journal.upr.ac.id/index.php/pdhp>
- [6] E. Prastius, J. Carlie, and J. Kho, "Computer Based Information System Journal Pengaruh Game Online Terhadap Kemampuan Berbahasa Inggris," *CBIS Journal*, vol. 08, no. 02, 2020, [Online]. Available: <http://ejournal.upbatam.ac.id/index.php/cbis>

-
- [7] Supriatin, “Cerita Orang Tua dan Pemain Usai Heboh Pemerintah Minta Anak-Anak Tak Main Game Roblox,” *Liputan6*. Accessed: Nov. 18, 2025. [Online]. Available: https://www.liputan6.com/news/read/6125539/cerita-orang-tua-dan-pemain-usai-heboh-pemerintah-minta-anak-anak-tak-main-game-roblox?utm_source=chatgpt.com&page=4
- [8] T. Yulastika and A. Fitriana Poerana, “Motif Penggunaan Game Online Roblox pada Anak Usia Sekolah,” *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan, Mei*, vol. 2023, no. 9, pp. 364–371, 2023, doi: 10.5281/zenodo.7953027.
- [9] R. Rizky, R. 1✉, and M. Zaky, “Analisis Kejahatan Siber (Cyber Child Grooming) Pada Game Online Roblox,” *Innovative: Journal Of Social Science Research*, vol. 5, pp. 1656–1669, 2025.
- [10] N. Shania Tabrizia Azis and C. Izza Milata, “Ekstremisme Game Daring, Protes Roblox, dan Konsep Hyperreality Demonstrasi Agustus di Indonesia Dalam Politik Postmodern Online Gaming Extremism, Roblox Protests, and the Hyperreality Concept of the August Demonstrations in Indonesia in Postmodern Politics,” *Perspektif*, vol. 15, no. 1, pp. 171–179, 2026, doi: 10.31289/perspektif.v15i1.16772.
- [11] E. Setyani and R. R. Hutabarat, “Analisis Perlindungan Hukum Anak Sebagai Korban Kejahatan Seksual Pada Platform Game Roblox,” *Riwayat: Educational Journal of History and Humanities*, vol. 8, no. 4, pp. 8444–8454, Oct. 2025, doi: 10.24815/jr.v8i4.51194.
- [12] J. Putri Kahayani, D. Ika Pranova, and B. Rhama, “Dampak Penggunaan Game Roblox Terhadap Perilaku,” *Edutech : Jurnal Inovasi Pendidikan Berbantuan Teknologi*, vol. 5, no. 4, 2025, [Online]. Available: <https://jurnalp4i.com/index.php/edutech>
- [13] Ary Prandika Siregar, Dwi Priyadi Purba, Jojo Putri Pasaribu, and Khairul Reza Bakara, “Implementasi Algoritma Random Forest Dalam Klasifikasi Diagnosis Penyakit Stroke,” *Jurnal Penelitian Rumpun Ilmu Teknik*, vol. 2, no. 4, pp. 155–164, Nov. 2023, doi: 10.55606/juprit.v2i4.3039.
- [14] Nida Nur Aini Aryanti and Ozzi Suria, “Analisis Sentimen Terhadap Pemutusan Hubungan Kerja Di Indonesia : Komparasi Indobert Dengan Svm, Random Forest, Dan Decision Tree Dengan Optimasi TF - IDF,” *Rabit : Jurnal Teknologi dan Sistem Informasi Univrab*, vol. 10, no. 2, pp. 1158–1176, Jul. 2025, doi: 10.36341/rabit.v10i2.6364.
- [15] B. A. Putra, C. Syahrain, R. Yunita, and R. L. Jiemin, “Literature Review : Pendekatan Random Forest untuk Deteksi Penyakit pada Tanaman Buah,” 2024, [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/biikma>
- [16] E. Priyono, “Prediction Of Tuberculosis Patients With Machine Learning Algorithms,” *JIPPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 9, no. 4, pp. 2349–2356, Nov. 2024, doi: 10.29100/jipi.v9i4.5486.
- [17] D. Rismawati, L. Binti Mirnawati, and H. Ichda Wahyuni, “Persepsi Orang Tua Terhadap Dampak Negatif Permainan Online Roblox pada Siswa Sekolah Dasar,” *Education Journal : Journal Education Research and Development*, 2026, doi: 10.31537/ej.v10i1.2961.
-