

Analisis Kebutuhan Gaming Berdasarkan Prediksi Frame per Second Menggunakan Algoritma Random Forest

Beckham Ronaldlie¹, Deny Jollyta²

^{1,2}Institut Bisnis dan Teknologi Pelita Indonesia

e-mail: ¹beckham.ronaldlie@student.pelitaindonesia.ac.id,

²deny.jollyta@lecturer.pelitaindonesia.ac.id

Abstrak

Game modern menuntut kemampuan perangkat keras yang tinggi, terutama dari sisi *processor* dan kartu grafis (*central processing unit* atau CPU dan *graphic processing unit* atau GPU). Salah satu parameter penting dalam mengukur performa komputer saat menjalankan *game* adalah *Frame Per Second* (FPS). FPS yang tinggi mencerminkan pengalaman bermain *game* yang lebih mulus, responsif, dan imersif. Variasi *processor* dan kartu grafis yang beragam membuat pengguna sering kesulitan memperkirakan performa *gaming* kombinasi keduanya. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi nilai FPS berdasarkan spesifikasi CPU dan GPU pada perangkat komputer. Prediksi dilakukan dengan Algoritma *Random Forest* (RF) pada *splitting* data 80:20, 70:30 dan 60:40 terhadap 5 *game*. Hasil penelitian memperlihatkan nilai prediksi FPS dari model RF bervariasi. Hasil penelitian ini dapat membantu pengguna memperkirakan performa *gaming* sehingga dapat memilih perangkat keras dengan kemampuan maksimal.

Kata kunci: *cpu, fps, gpu, prediksi, random forest.*

Abstract

Modern games demand high hardware capabilities, especially in terms of processors and graphics cards (central processing units or CPUs and graphics processing units or GPUs). One important parameter in measuring computer performance when running games is Frames Per Second (FPS). A high FPS reflects a smoother, more responsive, and more immersive gaming experience. The variety of processors and graphics cards often makes it difficult for users to estimate the combined gaming performance of the two. This study aims to predict FPS values based on CPU and GPU specifications on computer devices. Predictions are carried out using the Random Forest (RF) Algorithm on data splits of 80:20, 70:30, and 60:40 for five games. The results show that the predicted FPS values from the RF model vary. The results of this study can help users estimate gaming performance so they can choose hardware with maximum capabilities.

Keywords: *cpu, fps, gpu, prediction, random forest*

1. Pendahuluan

Seiring dengan perkembangan teknologi, komputer tidak lagi hanya digunakan untuk komputasi mendasar seperti mengetik dan *browsing*, tetapi juga berbagai aktivitas yang menuntut performa tinggi seperti desain grafis, pengolahan video dan salah satu aktivitas yang semakin populer di kalangan generasi muda, yaitu *gaming* [1]. *Game* komputer modern semakin realistis dan kompleks, terutama *game* berkategori Triple-A (AAA) yang didefinisikan sebagai istilah yang mengacu pada video *game* terbesar, termahal, dan berteknologi tinggi [2]. Beberapa contoh *game* Triple-A populer adalah *Grand Theft Auto V*, *Red Dead Redemption 2*, *Cyberpunk*

2077, *God of War*, *Horizon Forbidden West*, dan lain sebagainya. *Game* tersebut menuntut kemampuan perangkat keras yang tinggi, terutama dari sisi CPU dan GPU karena grafis dan efek visual yang realistis, pencahayaan dinamis, kecerdasan buatan (AI) yang kompleks, serta dunia terbuka yang luas dan lainnya.

Kompleksnya kebutuhan perangkat keras dalam menjalankan *game* modern, mengakibatkan pengguna sering mengalami kesulitan dalam menentukan kapabilitas perangkat mereka dalam menjalankan *game* tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk membuat sistem prediksi nilai FPS berdasarkan spesifikasi CPU dan GPU pada perangkat komputer menggunakan algoritma *Random Forest*. Pemilihan algoritma *Random Forest* dikarenakan kemampuannya yang unggul dalam menangani data non-linear dan kompleks [3]. Sejumlah variabel seperti CPU Cores, CPU Threads, GPU VRAM, GPU Bandwidth, dan lain sebagainya memiliki hubungan yang tidak selalu linear dengan FPS karena adanya interaksi kompleks antar komponen dan faktor lainnya, seperti terjadinya *bottleneck*. Secara umum, *bottleneck* dalam kinerja perangkat komputer dapat didefinisikan sebagai situasi dimana salah satu komponen PC menyebabkan kinerja sistem secara keseluruhan terhambat [4] sehingga penting untuk menjaga keseimbangan antar komponen, terutama CPU dan GPU.

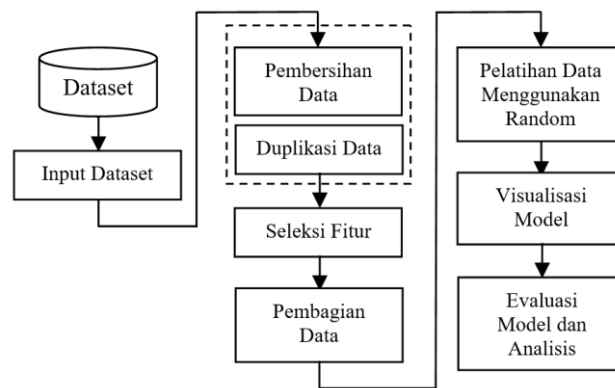
Pada sejumlah penelitian, algoritma *Random Forest* telah digunakan untuk memprediksi data yang tidak linier. Penelitian [5] menjelaskan bahwa model *Random Forest* menunjukkan kinerja yang cukup kompetitif pada data saham dengan MSE sebesar 0.4781, MAE sebesar 0.3852, dan R^2 sebesar 0.9998. Penelitian [6] yang mengukur kinerja *Random Forest* melalui data cuaca, juga menemukan bahwa algoritma tersebut mampu memprediksi data dengan memanfaatkan *ensemble mean predictor* yang dimilikinya. Selain itu, pada penelitian [7] menyebutkan bahwa *Random Forest* memiliki kelebihan untuk menilai ketidakpastian estimasi data pendapatan. Beberapa penelitian tersebut telah memperlihatkan bahwa *Random Forest* dapat bekerja dengan baik pada data non linier.

Pada penelitian ini, *Random Forest* akan memprediksi nilai FPS. Dalam dunia *gaming*, FPS yang tinggi adalah kunci utama untuk pengalaman yang imersif dan responsif. FPS ini merupakan satuan yang menunjukkan berapa banyak gambar diam (frame) yang ditampilkan per detik. Adapun *frame rate* standar *gaming* adalah 60 FPS untuk *game* Triple-A yang mengutamakan kualitas visual, atau lebih dari 120 FPS untuk *game* kompetitif / eSports yang menuntut respons cepat dan presisi tinggi [8]. Semakin tinggi FPS, semakin halus dan realistis gerakan yang terlihat di layar [9]. FPS yang rendah dapat mengakibatkan *stuttering*, *lag*, dan hilangnya detail visual, yang secara signifikan mengurangi kenyamanan bermain *game*. Hal ini sejalan dengan penelitian [10] yang menegaskan bahwa FPS sangat memengaruhi kenyamanan bermain *game*. Meskipun komponen lain seperti RAM dan penyimpanan memiliki peran penting, CPU dan GPU adalah dua komponen utama yang secara langsung bertanggung jawab atas pemrosesan grafis dan komputasi *game*.

Oleh karena itu muncul kebutuhan dari pengguna untuk memprediksi FPS berdasarkan CPU dan GPU yang dimiliki menggunakan *Random Forest*. Penelitian ini memberikan kontribusi pada pengguna komputer untuk dapat mengetahui kebutuhan CPU dan GPU sesuai dengan *game* yang dipilih. Ketepatan hasil prediksi dapat berpengaruh pada kualitas perangkat keras yang dipilih pengguna [11].

2. Metode Penelitian

Untuk mencapai tujuan penelitian yang diharapkan, telah disusun sejumlah tahapan penelitian yang sistematis seperti ditampilkan Gambar 1. Pada penelitian yang sedang dilakukan, tahapannya dibagi ke dalam tiga kegiatan yakni persiapan *dataset*, *preprocessing*, dan proses prediksi. Penjelasan setiap tahapan, disampaikan pada sub bab yang merupakan bagian dari sub Metode Penelitian.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Persiapan Dataset

Penelitian ini menggunakan *dataset* CPU dan GPU pada konfigurasi standar / *default* agar data lebih konsisten dan relevan untuk pengguna umum, dimana data spesifikasi CPU bersumber dari *website* resmi Intel (<https://www.intel.com/content/www/us/en/ark.html#@Processors>) dan AMD (<https://www.amd.com/en/products/specifications/processors.html>) serta *website* pihak ketiga terpercaya, yaitu TechPowerUp (<https://www.techpowerup.com/gpu-specs/>) untuk data spesifikasi GPU. *Dataset* penelitian berjumlah 609 data yang terdiri dari 19 atribut yaitu CPU, CPU Cores, CPU Threads, CPU TDP (W), CPU P-Core Base Clock (GHz), CPU P-Core Boost Clock (GHz), CPU L3 Cache (MB), CPU Architecture, GPU, GPU Series, GPU Brand, GPU VRAM (GB), GPU Bandwidth (GB/s), GPU TDP (W), Total System TDP (W), Resolution, Graphics Settings, AVG FPS, Game, Game Demand, Game Engine, dan 1 target yaitu AVG FPS. Gambar 2 merupakan potongan dataset CPU dan GPU.

```

1 CPU,CPU Cores,CPU Threads,CPU TDP (W),CPU P-Core Base Clock (GHz),CPU P-Core Boost Clock (GHz),CPU L3 Cache (MB),CPU Architecture,GPU,
2 Intel i5-13400F,10,16,65,2.5,4.6,20,RaptorLake,RX 6600,RX 6000,AMD,8,224,132,197,1920x1080,Ultra,105,ForzaHorizon5,Moderate,ForzaTech
3 Intel i5-13400F,10,16,65,2.5,4.6,20,RaptorLake,RX 6600,RX 6000,AMD,8,224,132,197,1920x1080,Ultra,64,GodOfWar,Heavy,GOWEngine
4 Intel i5-13400F,10,16,65,2.5,4.6,20,RaptorLake,RX 6600,RX 6000,AMD,8,224,132,197,1920x1080,Ultra,61,Cyberpunk2077,Heavy,REDengine4
5 Intel i5-13400F,10,16,65,2.5,4.6,20,RaptorLake,RX 6600,RX 6000,AMD,8,224,132,197,1920x1080,High,350,Valorant,Light,UnrealEngine4
6 Intel i5-13400F,10,16,65,2.5,4.6,20,RaptorLake,RX 6600,RX 6000,AMD,8,224,132,197,1920x1080,Ultra,62,RedDeadRedemption2,Heavy,RAGE
7 Intel i5-13400F,10,16,65,2.5,4.6,20,RaptorLake,RX 6600,RX 6000,AMD,8,224,132,197,1920x1080,High,81,RedDeadRedemption2,Heavy,RAGE
8 Intel i5-13400F,10,16,65,2.5,4.6,20,RaptorLake,RX 6600,RX 6000,AMD,8,224,132,197,1920x1080,Medium,90,RedDeadRedemption2,Heavy,RAGE
9 Intel i5-13400F,10,16,65,2.5,4.6,20,RaptorLake,RX 6600,RX 6000,AMD,8,224,132,197,1920x1080,Low,100,RedDeadRedemption2,Heavy,RAGE
10 Intel i5-12400F,6,12,65,2.5,4.4,18,AlderLake,RX 6600,RX 6000,AMD,8,224,132,197,1920x1080,Low,319,Valorant,Light,UnrealEngine4

```

Gambar 2. Potongan Dataset

2.2. Preprocessing

Pada tahap *preprocessing*, dilakukan proses pembersihan data melalui penghapusan *missing values* dan data duplikat.

```

Jumlah Baris, Kolom: (609, 21)
Jumlah duplikat berdasarkan CPU, GPU, Resolution, Graphics Settings, dan Game: 97
CPU CPU Cores CPU Threads CPU TDP (W) CPU P-Core Base Clock (GHz) ... Graphics Settings Game Game Demand Game Engine AVG FPS
5 Intel i5-12400F 6 12 65 2.5 ... Ultra ForzaHorizon5 Moderate ForzaTech 108
18 Intel i5-12400F 6 12 65 2.5 ... Ultra ForzaHorizon5 Moderate ForzaTech 108
19 Intel i5-12400F 6 12 65 2.5 ... Ultra GodOfWar Heavy GOWEngine 57
25 Intel i5-12400F 6 12 65 2.5 ... High RedDeadRedemption2 Heavy RAGE 76
26 Intel i5-12400F 6 12 65 2.5 ... Low RedDeadRedemption2 Heavy RAGE 97
... ..
502 Intel i5-12400F 6 12 65 2.5 ... High Cyberpunk2077 Heavy REDengine4 65
503 Intel i5-12400F 6 12 65 2.5 ... Ultra RedDeadRedemption2 Heavy RAGE 75
504 Intel i5-12400F 6 12 65 2.5 ... Ultra RedDeadRedemption2 Heavy RAGE 49
505 Intel i5-12400F 6 12 65 2.5 ... Ultra RedDeadRedemption2 Heavy RAGE 77
506 Intel i5-12400F 6 12 65 2.5 ... Ultra RedDeadRedemption2 Heavy RAGE 60
[97 rows x 21 columns]

```

Missing value per kolom:
CPU L3 Cache (MB) 2
GPU Series 7
GPU Brand 4
Game Engine 3
dtype: int64

Gambar 3. Hasil Duplikat dan Missing Value

Selanjutnya, diterapkan teknik *encoding* untuk mengubah variabel kategorikal menjadi bentuk numerik agar dapat diproses oleh algoritma RF. Variabel kategorikal utama, seperti CPU, GPU, resolusi, dan pengaturan grafis, dikonversi menggunakan *one-hot encoding*. Teknik ini dipilih

karena setiap kategori pada variabel tersebut bersifat non-ordinal, sehingga perlu direpresentasikan dalam bentuk biner (0/1) [12].

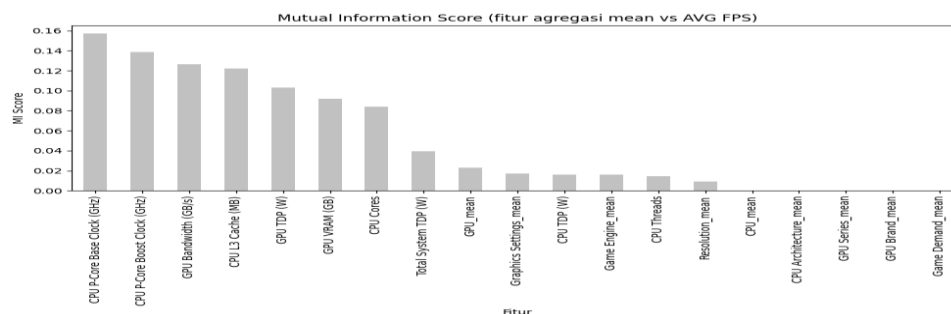
Berbeda dengan atribut kategorikal lainnya, atribut *game* dikonversi menggunakan *Label Encoding*. Hal ini disebabkan atribut tersebut hanya digunakan sebagai identifikasi dan filter terhadap *game* target yang diprediksi, bukan sebagai fitur prediktor dalam model. Dengan demikian, representasi numerik sederhana (0, 1, 2, ...) cukup untuk membedakan antar *game* tanpa menambah dimensi data yang tidak relevan.

```
kolom_kategorikal = ['CPU', 'CPU Architecture', 'GPU', 'GPU Series', 'GPU Brand',
                    'Resolution', 'Graphics Settings', 'Game Demand', 'Game Engine']
df_filtered = pd.get_dummies(df_filtered, columns=kolom_kategorikal)
target_rows = pd.get_dummies(target_rows, columns=kolom_kategorikal)
```

Gambar 4. Teknik *One-Hot Encoding*

2.3. Seleksi Fitur

Penelitian ini mencoba teknik seleksi fitur untuk melihat pengaruhnya terhadap nilai prediksi FPS. Pengecekan fitur dilakukan melalui *Mutual Information* (MI). Metode MI digunakan untuk menilai relevansi fitur terhadap target [13]. Dalam studi ini, hasil MI menunjukkan informasi mutual tinggi, di mana perubahan nilai fitur sangat terkait dengan perubahan variabel target. Fitur-fitur ini memberikan informasi penting tentang target dan mungkin merupakan prediktor penting dalam model yang dihasilkan oleh *Random Forest*. Hal ini bertujuan untuk membantu meningkatkan kinerja model. Karena adanya atribut non numerikal yang telah dilakukan *One Hot Encoding*, diperlukan adanya agregasi yang mana pada percobaan ini dilakukan dengan mean (rata-rata).



Gambar 5. Hasil *Mutual Information*

Teknik pemilihan fitur menggunakan MI dilakukan untuk mengidentifikasi fitur yang paling berkontribusi dalam memprediksi FPS. Berdasarkan Gambar 5, maka fitur terpilih dan selanjutnya digunakan untuk menghasilkan model prediksi menggunakan RF adalah CPU P-Core Base Clock (GHz), CPU P-Core Boost Clock (GHz), GPU Bandwidth (GB/s), CPU L3 Cache (MB), GPU TDP (W), GPU VRAM (GB), CPU Cores, Total System TDP (W), GPU_mean, Graphics Settings_mean, CPU TDP (W), Game Engine_mean, CPU Threads, Resolution_mean, dan CPU_mean.

2.4. Split Data

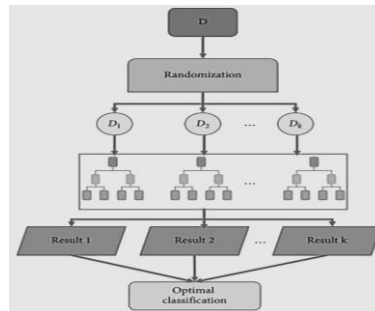
Untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, dilakukan *Splitting data* yaitu proses pemisahan data menjadi data *training* dan data *testing*. Pada penelitian ini dilakukan pemisahan dengan proporsi 80:20, 70:30 dan 60:40 data *training* dan data *testing*. Model akan dilatih melalui data *training* dan mengevaluasi kinerjanya melalui data *testing*.

```
def train_evaluate(test_size=0.3):
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
        X_filtered, y_filtered, test_size=test_size, random_state=42
    )
```

Gambar 6. Contoh *Splitting Data* 70:30

2.5. Random Forest

Random Forest adalah suatu algoritma pembelajaran *Machine Learning* yang menghasilkan banyak pohon keputusan [14]. Algoritma *Random Forest* merupakan gabungan dari metode *Bootstrap Aggregating* dan *Random Sub Spaces* yang bekerja dengan melakukan proses *sampling bootstrap*, yaitu pengambilan sampel data dari data awal dengan pengembalian (*replacement*). Gambar 7 merupakan konsep RF bekerja [15] :



Gambar 7. Algoritma *Random Forest*

Berdasarkan Gambar 7, setiap sampel digunakan untuk membentuk sebuah pohon keputusan secara independen. Setiap pohon keputusan yang terbentuk kemudian digabungkan dengan memperoleh nilai rata-rata (*mean*), sehingga menghasilkan model yang lebih stabil dan akurat dibandingkan dengan pohon keputusan tunggal. Nilai ini yang menjadi prediksi akhir dari algoritma RF.

3. Hasil dan Pembahasan

Pada bagian ini, dijelaskan hasil berupa model RF yang dilatih menggunakan seluruh fitur data dan fitur terpilih dari MI, agar terlihat kinerja algoritma yang optimal.

3.1. Model dan Evaluasi

Pengujian pertama dilakukan dengan data dari 19 fitur. Pengujian kedua menggunakan 15 fitur hasil seleksi MI. Kedua pengujian dilakukan pada *splitting* data 80:20, 70:30 dan 60:40. Pada penelitian ini, prediksi FPS dilakukan terhadap 5 game yakni *God of War*, *Red Dead Redemption 2*, *Cyberpunk 2077*, *Forza Horizon 5*, dan *Valorant*. Perancangan model RF untuk kedua pengujian, diatur dengan nilai $n_estimators = 100$ yang menunjukkan jumlah pohon keputusan yang diinginkan dan $random_state = 42$ untuk mengunci proses *random* agar hasilnya konsisten dan tidak berubah-ubah.

Berdasarkan model yang sudah dibangun, dilakukan prediksi FPS pada kelima game dengan konfigurasi CPU, GPU, resolusi, dan pengaturan grafis yang sama. Gambar 8 merupakan contoh konfigurasi RF pada game *God of War*.

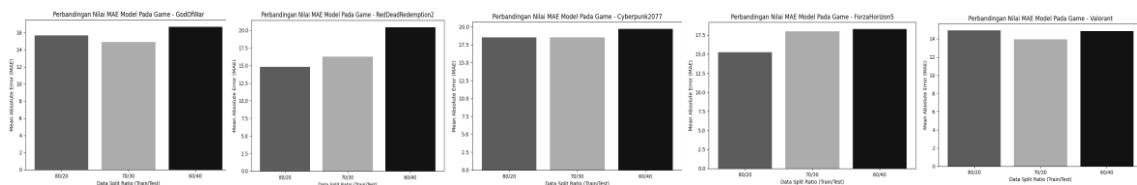
```

game_prediksi = 'GodOfWar'
input_dict = {
    'CPU': 'i5-12400F',
    'CPU Cores': 6,
    'CPU Threads': 12,
    'CPU TDP (W)': 65,
    'CPU P-Core Base Clock (GHz)': 2.5,
    'CPU P-Core Boost Clock (GHz)': 4.4,
    'CPU L3 Cache (MB)': 18,
    'CPU Architecture': 'AlderLake',
    'GPU': 'RTX 3060',
    'GPU Series': 'RTX 3000',
    'GPU Brand': 'Nvidia',
    'GPU VRAM (GB)': 12,
    'GPU Bandwidth (GB/s)': 360,
    'GPU TDP (W)': 170,
    'Total System TDP (W)': 235,
    'Resolution': '1920x1080',
    'Graphics Settings': 'Ultra',
    'Game Demand': 'Heavy',
    'Game Engine': 'GOWEngine',
}

game_prediksi = 'GodOfWar'
input_dict = {
    'CPU': 'i5-12400F',
    'CPU Cores': 6,
    'CPU Threads': 12,
    'CPU TDP (W)': 65,
    'CPU P-Core Base Clock (GHz)': 2.5,
    'CPU P-Core Boost Clock (GHz)': 4.4,
    'CPU L3 Cache (MB)': 18,
    'GPU': 'RTX 3060',
    'GPU VRAM (GB)': 12,
    'GPU Bandwidth (GB/s)': 360,
    'GPU TDP (W)': 170,
    'Total System TDP (W)': 235,
    'Resolution': '1920x1080',
    'Graphics Settings': 'Ultra',
    'Game Engine': 'GOWEngine',
}
  
```

Gambar 8. Konfigurasi RF Sebelum dan Sesudah Seleksi Fitur Pada *Game God of War*

Proses pelatihan *dataset* oleh RF dilakukan untuk setiap *game*. Hal ini dilakukan karena kebutuhan CPU dan GPU setiap *game* berbeda. Berdasarkan hasil pelatihan, algoritma RF memperlihatkan model optimal pada *splitting* data yang berbeda. Setiap model menghasilkan prediksi FPS berdasarkan *game*. Visualisasi nilai prediksi FPS model terhadap nilai FPS aktual setiap *game*, diperlihatkan pada Gambar 9 dan nilai prediksi FPS model selengkapnya dapat dilihat pada Tabel 1.

Gambar 9. Nilai MAE Berdasarkan *Splitting* Data

Tabel 1. Hasil Prediksi FPS

Nama Game	Splitting Data	Prediksi Sebelum Seleksi Fitur			Prediksi Setelah Seleksi Fitur		
		FPS Aktual	FPS Prediksi dari RF	MAE	FPS Aktual	FPS Prediksi dari RF	MAE
<i>God of War</i>	80:20	68	66.02	15.79	68	65.78	15.70
	70:30	68	69.38	15.45	68	67.69	14.91
	60:40	68	69.08	16.44	68	67.41	16.67
<i>Red Dead Redemption 2</i>	80:20	66	65.12	14.27	66	64.68	14.79
	70:30	66	65.35	16.57	66	65.18	16.24
	60:40	66	64.84	20.39	66	64.88	20.42
<i>Cyberpunk 2077</i>	80:20	61	63.49	18.31	61	63.54	18.53
	70:30	61	63.51	18.23	61	62.14	18.49
	60:40	61	63.42	18.84	61	63.51	19.67
<i>Forza Horizon 5</i>	80:20	108	97.2	13.97	108	89.36	15.25
	70:30	108	97.96	15.77	108	95.36	17.99
	60:40	108	94.07	16.22	108	89.1	18.27
<i>Valorant</i>	80:20	283	274.31	12.08	283	265.06	14.91
	70:30	283	269.03	10.88	283	263.33	13.97
	60:40	283	268.62	12.27	283	270.5	14.85

Berdasarkan hasil evaluasi model RF, terhadap lima judul *game* dengan tiga skenario pembagian data (80:20, 70:30, dan 60:40), diperoleh bahwa proses seleksi fitur memberikan dampak yang bervariasi terhadap performa prediksi FPS. Pada *game God of War*, terjadi sedikit peningkatan akurasi setelah seleksi fitur ditandai dengan penurunan nilai MAE, meskipun cenderung mengalami kenaikan pada *split* 60:40. Untuk *Red Dead Redemption 2*, seleksi fitur tidak menunjukkan perubahan konsisten, ditandai dengan kenaikan dan penurunan MAE sekaligus. Sementara pada *Cyberpunk 2077*, *Valorant* dan *Forza Horizon 5*, seleksi fitur justru menyebabkan penurunan akurasi di semua skenario pembagian data yang ditandai dengan peningkatan nilai MAE.

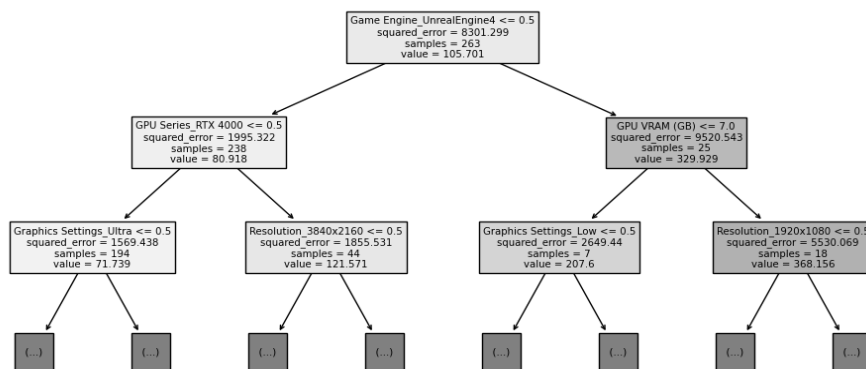
Secara keseluruhan, seleksi fitur tidak selalu meningkatkan akurasi model. Hal ini disebabkan oleh beberapa faktor tertentu, misalnya distribusi data yang tidak seimbang, serta kompleksitas dan karakteristik unik dari tiap *game*. Faktor-faktor tersebut mempengaruhi

bagaimana fitur-fitur berkontribusi terhadap performa model, sehingga seleksi fitur tidak selalu menghasilkan peningkatan akurasi yang signifikan.

3.2. Visualisasi Pohon

Model prediksi FPS berdasarkan CPU dan GPU yang dihasilkan algoritma RF, juga ditampilkan dalam visualisasi pohon. Struktur pohon acak dirancang sesuai dengan konfigurasi pada Gambar 8 dan visualisasi pohon diperlihatkan pada Gambar 10. Gambar 10 diambil dari salah satu struktur pohon yang dihasilkan model dari *game God of War*. Dari 100 pohon yang dihasilkan oleh RF, diambil pohon pertama untuk keperluan visualisasi. Untuk memudahkan pemahaman dan interpretasi, kedalaman pohon dibatasi dengan *max_depth=2*. Pohon pertama ini memiliki *root node* dengan kondisi *Game_Engine_UnrealEngine4* ≤ 0.5 , di mana nilai *squared_error* pada *node* tersebut adalah 8301.299, jumlah sampel sebanyak 263, dan rata-rata nilai FPS sebesar 105.701.

Dalam prinsip *one-hot encoding*, nilai 0 berarti fitur tersebut tidak aktif (tidak terpenuhi) dan nilai 1 berarti fitur tersebut aktif (terpenuhi). Oleh karena itu, fitur ini hanya berisi nilai 0 dan 1, maka ketika pohon keputusan menentukan *threshold* untuk *split*, nilai ambang yang dipilih adalah 0.5 sebagai nilai tengah di antara 0 dan 1. Dengan demikian, jika *Game_Engine_UnrealEngine4* ≤ 0.5 bernilai True, artinya *game engine* bukan *Unreal Engine 4*, sehingga data mengarah ke cabang kiri. Jika tidak terpenuhi (> 0.5), data mengarah ke cabang kanan. Proses ini berlanjut ke *node* berikutnya hingga mencapai *node* daun (*leaf node*), di mana tidak ada lagi pemisahan yang dilakukan. Nilai pada *leaf node* ini merupakan prediksi akhir model untuk nilai FPS. Berikut adalah visualisasi pohon RF.



Gambar 10. Visualisasi Pohon RF

4. Kesimpulan

Penelitian ini menghasilkan sebuah model prediksi *average FPS* pada *game* PC dengan menginputkan spesifikasi CPU dan GPU, resolusi layar, pengaturan grafis, serta jenis *game* yang dimainkan untuk menghasilkan *output* berupa nilai AVG FPS. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki performa prediksi yang cukup baik. Pada ketiga *splitting* data, nilai MAE kelima *game* memperlihatkan naik turun. Walaupun telah dilakukan seleksi fitur menggunakan MI, hasil prediksi FPS tidak dapat dikatakan semakin baik pada setiap *splitting* data. Nilai MAE ini dapat bervariasi berdasarkan konfigurasi input yang dilakukan karena adanya kompleksitas konfigurasi perangkat keras, serta distribusi data dalam set pelatihan dan pengujian. Oleh karena itu, hasil prediksi FPS yang diperoleh dari model ini bersifat estimasi berdasarkan data yang tersedia dan tidak sepenuhnya menggambarkan performa aktual pada setiap komputer pengguna dengan konfigurasi yang berbeda. Penelitian ini berfokus pada performa CPU dan GPU dan penelitian berikutnya dengan topik serupa dapat melibatkan atribut-atribut lainnya seperti kapasitas RAM, kecepatan RAM, versi *driver*, dan lain sebagainya agar mampu menghasilkan model prediksi yang lebih detail dan akurat.

Daftar Pustaka

- [1] D. Van Der Neut, M. Peeters, M. Boniel-Nissim, H. J. Klanšček, L. Oja, and R. Van Den Eijnden, "A cross-national comparison of problematic gaming behavior and well-being in adolescents," *J. Behav. Addict.*, vol. 12, no. 2, pp. 448–457, 2023, doi: 10.1556/2006.2023.00010.
- [2] B. Keogh, "Triple-A games," in *The Routledge companion to video game studies*, 2nd ed., Routledge, 2023, pp. 112–119.
- [3] I. Maulita and A. M. Wahid, "Prediksi Magnitudo Gempa Menggunakan Random Forest, Support Vector Regression, XGBoost, LightGBM, dan Multi-Layer Perceptron Berdasarkan Data Kedalaman dan Geolokasi," *J. Pendidik. dan Teknol. Indones.*, vol. 4, no. 5, pp. 221–232, 2024, doi: 10.52436/1.jpti.470.
- [4] S. Farizy and S. Supriyatna, "Analisis Terhadap Kinerja Sistem Komputer Yang Kurang Maksimal Atau Terjadinya Bottle Neck," *JITU J. Inform. Utama*, vol. 1, no. 2, pp. 81–86, 2023.
- [5] A. A. Rismayadi, R. W. Febrianto, A. R. Raharja, and I. Hariyanti, "152 Ali A.Rismayadi, Rudhi W. Febrianto., Agung R. Raharja, Ifani Hariyanti Perbandingan Kinerja Metode Machine Learning SVM, Random Forest, dan KNN dalam Prediksi Harga Saham Apple," vol. 23, no. 3, pp. 152–160, 2024.
- [6] E. D. Loken, A. J. Clark, and A. McGovern, "Comparing and Interpreting Differently Designed Random Forests for Next-Day Severe Weather Hazard Prediction," pp. 871–899, 2022, doi: 10.1175/WAF-D-21-0138.1.
- [7] P. Krennmair and T. Schmid, "Flexible domain prediction using mixed effects random forests," no. May 2021, pp. 1865–1894, 2022, doi: 10.1111/rssc.12600.
- [8] M. A. R. Muzaky, F. Danendra, F. Yoga, and Y. F. Nur, "Pengaruh Overclocking Processor AMD Ryzen 3 pada Peningkatan Performa Game," *JSITIK J. Sist. Inf. dan Teknol. Inf. Komput.*, vol. 1, no. 2, pp. 148–161, 2023, doi: 10.53624/jsitik.v1i2.211.
- [9] M. Yusuf, F. S. Wahyuni, and A. Fahrudi, "'The Meet' Game 3D First Person Berbasis Windows," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 6, no. 1, pp. 213–220, 2022, doi: 10.36040/jati.v6i1.4511.
- [10] Z. Zhang *et al.*, "Predicting Quality of Video Gaming Experience Using Global-Scale Telemetry Data and Federated Learning," vol. 1, no. 1, pp. 1–22, 2025.
- [11] Sugiarti, A. W. M. Gaffar, Suallis, and S. W. Samsul, "Sistem Rekomendasi Pemilihan Hardware Komputer Menggunakan Metode Item-Based Collaborative Filtering," *J. Minfo Polgan*, vol. 14, no. 1, pp. 284–292, 2025, doi: 10.33395/jmp.v14i1.14713.
- [12] S. Bagui, D. Nandi, and S. Bagui, "Machine Learning and Deep Learning for Phishing Email Classification using One-Hot Encoding," no. July, 2021, doi: 10.3844/jcssp.2021.610.623.
- [13] R. A. Yusda, Sahren, M. F. L. Sibuea, N. M. Arifin, and B. Aditya, "SELEKSI FITUR MENGGUNAKAN MUTUAL INFORMATION UNTUK DETEKSI INTRUSI," pp. 3482–3490, 2025.
- [14] D. Jollyta, A. Hajjah, E. Haerani, M. Siddik, and others, *Algoritma Klasifikasi untuk Pemula Solusi Python dan RapidMiner*. Deepublish, 2023.
- [15] W. Li, "Optimization and Application of Random Forest Algorithm for Applied Mathematics Specialty," *Secur. Commun. Networks*, vol. 2022, pp. 1–9, 2022, doi: 10.1155/2022/1131994.