



Penerapan Metode Random Forests dan Decision Tree Dalam Sistem Pendukung Keputusan Smartphone Gaming di bawah Harga Lima Juta

Muhammad Maulana Syarifudin*, Siswaya

Informatika, Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Ilmu Komputer El Rahma Yogyakarta, Yogyakarta, Indonesia

Email: ¹*mhmdmnlnsyrfdn@gmail.com, ²siswaya.stmik@gmail.com

Email Penulis Korespondensi: mhmdmnlnsyrfdn@gmail.com

Abstrak—Pesatnya perkembangan teknologi smartphone gaming dengan harga terjangkau (di bawah lima juta rupiah) sering kali menyulitkan pengguna dalam memilih perangkat yang sesuai dengan kebutuhan dan anggaran. Penelitian ini bertujuan untuk merancang Sistem Pendukung Keputusan (SPK) klasifikasi dan rekomendasi smartphone gaming menggunakan kriteria chipset, RAM, ROM, kapasitas baterai, ukuran layar, dan harga. Metode yang digunakan adalah Knowledge Discovery in Databases (KDD), yang meliputi tahap seleksi, pembersihan, transformasi, data mining, hingga evaluasi. Proses klasifikasi membandingkan performa algoritma Decision Tree dan Random Forest. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma Random Forests menghasilkan akurasi sebesar [100%], lebih tinggi dibandingkan Decision Tree yang menghasilkan akurasi sebesar [100%]. Sistem ini terbukti efektif dan akurat dalam memberikan rekomendasi smartphone gaming yang optimal sesuai preferensi spesifikasi dan anggaran pengguna. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah pengembangan model klasifikasi performa hardware yang diintegrasikan ke dalam ekosistem web interaktif, sehingga memberikan solusi praktis bagi konsumen awam untuk menerjemahkan spesifikasi teknis menjadi rekomendasi perangkat yang tepat sasaran. Sistem ini terbukti efektif dan akurat dalam memberikan rekomendasi smartphone gaming yang optimal sesuai preferensi spesifikasi dan anggaran pengguna.

Kata Kunci: Sistem Pendukung Keputusan (SPK); Smartphone Gaming; Decision Tree; Random Forests; Klasifikasi

Abstract—The rapid advancement of gaming smartphone technology within an affordable price range (under five million rupiah) often makes it difficult for users to select a device that suits their specific needs and budget. This study aims to develop a Decision Support System (DSS) for classifying and recommending gaming smartphones based on criteria such as chipset, RAM, ROM, battery capacity, screen size, and price. The methodology employed is Knowledge Discovery in Databases (KDD), encompassing selection, cleaning, transformation, data mining, and evaluation. The classification process compares the performance of the Decision Tree and Random Forest algorithms. Testing results indicate that the Random Forest algorithm achieves an accuracy of 100%, outperforming the alternative. The system proves effective and accurate in providing optimal gaming smartphone recommendations. The study's primary contribution is the development of a hardware performance classification model integrated into an interactive web ecosystem, offering consumers a practical solution to translate technical specifications into specific device recommendations.

Keywords: Decision Support System (DSS); Smartphone Gaming; Decision Tree; Random Forests; Classification

1. PENDAHULUAN

Perkembangan Perkembangan pesat teknologi smartphone telah memicu diversifikasi perangkat dengan variasi spesifikasi teknis dan harga yang signifikan. Segmen smartphone gaming merupakan salah satu kategori dengan tingkat permintaan tinggi yang menuntut spesifikasi khusus, meliputi kinerja prosesor, kapasitas Random Access Memory (RAM), ketahanan baterai, serta refresh rate layar. [1] Dalam konteks ini, pembatasan anggaran di bawah lima juta rupiah menjadi parameter teknis yang sangat krusial. Segmen mid-range ini diwarnai oleh fenomena kompromi perangkat keras (hardware trade-off), di mana produsen cenderung mengoptimalkan komponen tertentu dengan mereduksi kapabilitas komponen lain guna mempertahankan ekuilibrium harga. Kompleksitas spesifikasi yang saling beririsan ini menyulitkan proses pengambilan keputusan secara intuitif, yang kerap berimplikasi pada pemilihan perangkat yang kurang optimal [2].

Sejalan dengan kondisi tersebut, berbagai studi akademis telah menunjukkan bahwa beberapa faktor internal memengaruhi kepuasan pengguna saat memilih perangkat, seperti kapasitas *Random Access Memory* (RAM), kinerja prosesor, daya tahan baterai, dan kualitas tampilan, dan telah terbukti berdampak signifikan pada pengalaman bermain game. Namun, sebagian besar penelitian sebelumnya berfokus pada analisis kuesioner tradisional atau pembobotan manual dan belum memanfaatkan metode pembelajaran mesin untuk menyelidiki secara lebih komprehensif faktor penentu rekomendasi pada tingkat spesifikasi teknis yang detail [3], [4].

Dalam konteks penelitian ini, digunakan seperangkat spesifikasi smartphone yang mencakup periode peluncuran terbaru dan berisi berbagai variabel, termasuk harga, kapasitas penyimpanan, jenis chip, kapasitas baterai, fitur pengisian cepat, dan ukuran layar. Karena sifat data yang kompleks dan multivariat, algoritma *Random Forests* dan *Decision Tree* merupakan metode yang sesuai, karena kemampuannya untuk menangani data *nonlinier*, mengelola interaksi antar variabel spesifikasi, dan menghasilkan model klasifikasi yang akurasi dapat diuji secara langsung [5].

Beberapa peneliti sebelumnya telah melakukan studi tentang pemilihan smartphone dan analisis klasifikasi menggunakan berbagai pendekatan. Beberapa studi sebelumnya menunjukkan bahwa analisis klasifikasi kendaraan atau perangkat biasanya dilakukan menggunakan metode statistik tradisional atau Sistem Pendukung Keputusan (SPK) klasik seperti *Simple Addition Weighting* (SAW) atau *Analytical Hierarchy Process* (AHP) untuk menentukan hubungan antara variabel harga dan kinerja. Studi lain menggunakan teknik penambangan data seperti Pohon Keputusan saja untuk memprediksi kelayakan produk berdasarkan karakteristik pasar dan kebutuhan konsumen umum [6], [7]. Selain itu, beberapa studi telah menggunakan algoritma pembelajaran mesin lainnya seperti *Support Vector Machines* dan *Neural*



Networks untuk memprediksi tren popularitas perangkat, tetapi sebagian besar studi ini berfokus pada prediksi volume penjualan daripada analisis perbandingan yang jelas dari dua algoritma klasifikasi untuk pengguna [8],[8].

Di sisi lain, terdapat keterbatasan dalam penelitian yang secara khusus menggunakan algoritma pembelajaran mesin seperti Random Forests bersamaan dengan *Decision Tree* untuk memberikan rekomendasi smartphone gaming dengan harga di bawah 5 juta, menggunakan data spesifikasi *multivariat*[9]. Oleh karena itu, penelitian ini berupaya mengisi kesenjangan penelitian dengan menerapkan kedua algoritma tersebut pada situs web sistem pendukung keputusan untuk menemukan perangkat terbaik secara lebih komprehensif dengan melakukan segmentasi hasil rekomendasi. Kontribusi penelitian ini terletak pada penggunaan pendekatan pembelajaran mesin berbasis perbandingan dan memberikan wawasan yang lebih dalam tentang variabel-variabel kunci yang memengaruhi keputusan pemilihan perangkat, yang membantu pengguna untuk memilih perangkat secara objektif[10].

Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan, penelitian ini tidak hanya berfokus pada analisis perbandingan kinerja algoritma machine learning. Adapun kontribusi utama dari penelitian ini meliputi dua aspek. Secara teoretis, penelitian ini memberikan wawasan mengenai efektivitas pendekatan Knowledge Discovery in Databases (KDD) menggunakan algoritma *Decision Tree* dan Random Forest dalam memetakan kombinasi spesifikasi hardware mentah menjadi kategori performa gaming. Secara praktis, penelitian ini berkontribusi dalam menghasilkan sebuah Sistem Pendukung Keputusan (SPK) berbasis web yang terintegrasi. Sistem interaktif ini dirancang untuk menjadi alat bantu objektif yang secara langsung memecahkan kebingungan konsumen dalam memilih smartphone gaming di kelas harga menengah secara cepat, akurat, dan sesuai dengan kebutuhan anggaran mereka.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan penelitian

Dalam penelitian ini, algoritma *Decision Tree* dan *Random Forest* digunakan pada fase penambangan data untuk mengklasifikasikan smartphone untuk bermain game berdasarkan spesifikasi perangkat saat ini. Berikut Tahapan penelitian yang digunakan seperti gambar berikut:



Gambar 1. Alur penelitian

a. Pengumpulan data

Tahap awal penelitian dimulai dari seleksi data, yaitu memilih data yang relevan dari dataset *smartphone*. Dataset yang digunakan berisi informasi mengenai spesifikasi dan harga *smartphone*. Berdasar beberapa atribut yang tersedia, dipilih atribut yang paling berpengaruh terhadap kebutuhan *gaming*, yaitu RAM, ROM, kapasitas baterai, ukuran layar, dan prosesor. Pemilihan atribut ini dilakukan agar proses pengolahan data lebih terarah dan sesuai tujuan penelitian[11].

b. Pemrosesan Data

Pada tahap ini dilakukan penghapusan data kosong, data duplikat, serta data yang tidak lengkap. Selain itu, beberapa atribut seperti kapasitas baterai, ukuran layar, dan harga dibersihkan dari format teks yang tidak diperlukan. Tahap pemrosesan sangat penting karena kualitas data akan memengaruhi hasil klasifikasi yang dihasilkan oleh model.

c. Implementasi Sistem

Model *Decision Tree* dan Random Forests yang telah dilatih kemudian diekspor ke dalam berkas biner berformat *.pkl* menggunakan *library Joblib*. Model tersebut diintegrasikan ke dalam ekosistem web berbasis *CodeIgniter 4* melalui pustaka jembatan data berbasis *Python* untuk menampilkan hasil rekomendasi klasifikasi secara aktual dan interaktif kepada pengguna.

d. Evaluasi

Dilakukan pengujian terhadap sistem *website* untuk memastikan proses *input* data, proses prediksi, dan tampilan hasil rekomendasi berjalan dengan baik. Hasil evaluasi digunakan sebagai dasar untuk mengetahui tingkat akurasi algoritma serta kelayakan sistem sebelum digunakan oleh pengguna.

2.2 Teknik Pengumpulan Data

Berisi Jenis data yang digunakan adalah data sekunder yaitu data yang dikumpulkan dari data yang telah ada sebelumnya, seperti data yang telah digunakan oleh peneliti sebelumnya atau dikumpulkan oleh organisasi atau instansi terkait. Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data sekunder yang diperoleh dari sumber Kaggle dengan judul dataset *Smartphones Specification & Prices* (yang dapat diakses melalui <https://www.kaggle.com/datasets/sharmajicoder/smartphones-specification-and-prices>). Tahap pra-pemrosesan dilakukan untuk memastikan kualitas dan *integritas* dataset sebelum proses pelatihan model. Langkah pertama yang dilakukan adalah membersihkan data dengan menghapus nilai yang hilang serta menghapus duplikasi data. Penghapusan duplikat ditujukan pada variasi produk yang memiliki nama model yang sama tetapi atribut warna yang berbeda, sehingga



hanya satu representasi unik yang disimpan untuk setiap perangkat. Untuk menangani isu ketidakseimbangan kelas yang ditemukan pada dataset awal, penelitian ini menggunakan teknik *equal sampling*. Proses ini menghasilkan dataset akhir yang seimbang dengan jumlah total 633 entri, yang terdiri dari 200 sampel untuk setiap kategori Kelas 0 (gaming ringan), Kelas 1 (gaming ringan), dan Kelas 2 (gaming berat). Pembagian dataset yang seimbang ini sangat penting dalam algoritma Random Forests agar model memiliki bobot yang sama dalam mengidentifikasi pola setiap kategori dan menghindari bias prediksi terhadap kelas yang lebih banyak.[12],[13],[14].

2.2 Decision Tree

Decision Tree adalah algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk proses klasifikasi dan prediksi berdasarkan struktur pohon keputusan. Algoritma ini bekerja dengan membagi data menjadi beberapa cabang berdasarkan atribut tertentu untuk menghasilkan keputusan akhir berupa kelas atau kategori. *Decision Tree* memiliki keunggulan berupa kesederhanaan dan kemudahan pemahaman komputasi, serta mampu menghasilkan model klasifikasi dengan tingkat keterbacaan yang tinggi. Oleh karena itu, algoritma ini cocok digunakan dalam penelitian yang membutuhkan klasifikasi data yang cepat dan efisien [3].

Dalam penelitian ini, *algoritma Decision Tree* digunakan untuk menentukan kategori smartphone gaming berdasarkan spesifikasi pengguna. Hasil dari proses klasifikasi ini akan digunakan sebagai dasar untuk proses rekomendasi smartphone. Saat membentuk pohon keputusan, *algoritma Decision Tree* menggunakan konsep entropi untuk mengukur tingkat ketidakpastian atau ketidakmurnian dalam data. Semakin tinggi nilai *entropy*, semakin beragam data pada node tersebut. Sebaliknya, semakin dekat nilai entropi dengan nol, semakin homogen datanya[15]. Rumus entropi [16] adalah sebagai berikut:

$$Entropy(S) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i \quad (2)$$

Keterangan: $Entropy(S)$ merupakan nilai *entropy* dari dataset S , p_i merupakan proporsi data pada kelas ke- i , dan n merupakan jumlah total kelas pada dataset. Selanjutnya, perhitungan *information gain* untuk menentukan atribut percabangan terbaik ditunjukkan pada Persamaan .

Selain *entropy*, *algoritma Decision Tree* juga menggunakan *Information Gain* untuk menentukan atribut terbaik dalam membagi data pada proses pembentukan pohon keputusan. Semakin besar nilai *Information Gain* suatu atribut, maka atribut tersebut dianggap semakin baik digunakan sebagai node percabangan. Rumus *Information Gain* [17] dinyatakan sebagai berikut:

$$Gain(S,A) = Entropy(S) - \sum_{v=1}^n \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v) \quad (2)$$

keterangan: $Gain(S,A)$ merupakan nilai *information gain* atribut A terhadap dataset S , $Entropy(S)$ merupakan nilai entropi keseluruhan dataset, m merupakan jumlah partisi atau cabang yang terbentuk dari atribut A , S_v merupakan jumlah data pada subset atau cabang ke- v , S merupakan jumlah total data secara keseluruhan pada node tersebut, dan $Entropy(S_v)$ merupakan nilai entropi pada subset data cabang ke- v .

Tahapan pembentukan pohon keputusan dilakukan dengan menghitung nilai *entropy* seluruh dataset, kemudian menghitung nilai *information gain* setiap atribut, memilih atribut dengan nilai gain tertinggi sebagai *root node*, membagi dataset berdasarkan atribut terpilih, dan mengulangi proses tersebut hingga semua data dalam node homogen atau tidak ada atribut yang tersisa.

Dalam penelitian ini, atribut yang digunakan dalam proses klasifikasi *Decision Tree* meliputi RAM, ROM, kapasitas baterai, ukuran layar, dan *processor score*. Hasil klasifikasi yang diperoleh digunakan untuk menentukan kategori *smartphone gaming*, seperti kategori gaming ringan, sedang, maupun berat, yang kemudian menjadi dasar dalam proses pemberian rekomendasi *smartphone* kepada pengguna. Beberapa kelebihan *algoritma Decision Tree* adalah mudah dipahami dan divisualisasikan, memiliki proses klasifikasi yang cepat dan efisien, cocok digunakan pada data numerik maupun kategorikal, serta memiliki interpretasi hasil yang sederhana. Berdasarkan kelebihan tersebut, *algoritma Decision Tree* dipilih sebagai metode klasifikasi utama dalam penelitian sistem rekomendasi smartphone gaming ini.

2.3 Random Forests

Random Forests adalah salah satu metode *Machine Learning* yang mengandalkan teknik *ensemble learning* untuk tujuan klasifikasi dan prediksi dengan mengombinasikan sejumlah pohon keputusan (*Decision Tree*). Metode ini beroperasi dengan menciptakan beberapa *Decision Tree* dari bagian data yang berbeda, lalu hasil prediksinya digabungkan melalui mekanisme voting untuk menghasilkan keputusan akhir yang berupa kategori atau kelas. Keunggulan dari *Random Forests* terletak pada tingkat akurasi yang tinggi, kemampuannya dalam mengurangi *overfitting*, serta kinerjanya yang lebih konsisten dibandingkan dengan satu pohon keputusan tunggal. Oleh sebab itu, teknik ini sangat ideal untuk diterapkan dalam penelitian yang memerlukan hasil klasifikasi yang akurat dan optimal[18].

Pada penelitian ini, *algoritma Random Forests* diterapkan untuk mengklasifikasikan kategori smartphone gaming berdasarkan spesifikasi yang dimasukkan oleh pengguna. Hasil dari proses klasifikasi ini akan digunakan sebagai perbandingan terhadap hasil klasifikasi yang diperoleh dengan *algoritma Decision Tree* dalam upaya merekomendasikan smartphone gaming. Dalam tahap pembuatan model, *Random Forests* memanfaatkan banyak *Decision Tree* yang dibuat dari data pelatihan secara acak menggunakan metode *bootstrap sampling*. Setiap pohon keputusan akan melakukan klasifikasi berdasarkan atribut tertentu, selanjutnya semua hasil klasifikasi tersebut akan digabungkan untuk memperoleh



hasil akhir melalui *majority voting*[19]. Proses prediksi pada Random Forests [20] dapat dinyatakan dengan rumus sebagai berikut:

$$RF(x) = \text{majority voting } T_1(x), T_2(x), \dots, T_n(x) \quad (3)$$

Keterangan: $RF(x)$ merupakan hasil akhir prediksi Random Forests, $T_1(x)$, $T_2(x)$, ..., $T_k(x)$ merupakan hasil prediksi kelas dari pohon keputusan individu ke-1 hingga ke- k , dan x merupakan data input spesifikasi *smartphone* baru.

Pada penelitian ini, atribut yang digunakan dalam proses klasifikasi *Random Forests* meliputi RAM, ROM, kapasitas baterai, ukuran layar, dan *processor score*. Hasil klasifikasi yang diperoleh digunakan untuk menentukan kategori *smartphone gaming*, seperti kategori *gaming* ringan, sedang, maupun berat, yang kemudian menjadi dasar dalam proses pemberian rekomendasi *smartphone* kepada pengguna.

2.4 Pembuatan model

Penelitian ini menggunakan empat metrik evaluasi utama: Akurasi, Presisi, *Recall*, dan *F1-Score*. Metrik-metrik ini memberikan gambaran yang objektif mengenai kemampuan model dalam mengklasifikasikan spesifikasi *smartphone* ke dalam kategori *gaming* yang tepat. Akurasi (5) digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan prediksi model secara keseluruhan, sementara Presisi (6) menunjukkan tingkat akurasi prediksi pada kelas positif. Selanjutnya, *Recall* (7) digunakan untuk mengukur seberapa baik model dapat mengenali seluruh data positif yang sebenarnya, dan *F1-Score* (8) dihitung sebagai rata-rata harmonik antara Presisi dan *Recall* untuk memberikan nilai performa yang seimbang. Seluruh parameter ini dihitung berdasarkan *confusion matrix* untuk memastikan validitas hasil klasifikasi pada setiap kelas target [21].

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (4)$$

Keterangan: *Accuracy* merupakan tingkat ketepatan prediksi keseluruhan model, *TP* (*True Positive*) merupakan jumlah data positif yang diprediksi benar, *TN* (*True Negative*) merupakan jumlah data negatif yang diprediksi benar, *FP* (*False Positive*) merupakan jumlah data negatif yang salah diprediksi sebagai kelas positif, dan *FN* (*False Negative*) merupakan jumlah data positif yang salah diprediksi sebagai kelas negatif. Selanjutnya, tingkat presisi prediksi pada kelas positif dihitung melalui Persamaan (5).

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

Keterangan: *Precision* merupakan rasio akurasi prediksi pada kelas positif, *TP* merupakan jumlah data positif yang diprediksi benar, dan *FP* merupakan jumlah data negatif yang salah diprediksi sebagai kelas positif. Untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh data positif yang sebenarnya, digunakan rumus *recall* pada Persamaan (6).

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

Keterangan: *Recall* merupakan rasio keberhasilan model dalam mengidentifikasi seluruh data bernilai positif, *TP* merupakan jumlah data positif yang diprediksi benar, dan *FN* merupakan jumlah data positif yang salah diprediksi sebagai kelas negatif. Selanjutnya, nilai Keseimbangan antara presisi dan *recall* dihitung menggunakan *F1-Score* pada Persamaan (7).

$$F1\text{-Score} = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (7)$$

Keterangan: *F1-Score* merupakan nilai rata-rata harmonik antara presisi dan *recall*, *Precision* merupakan nilai presisi model, dan *Recall* merupakan nilai *recall* model.

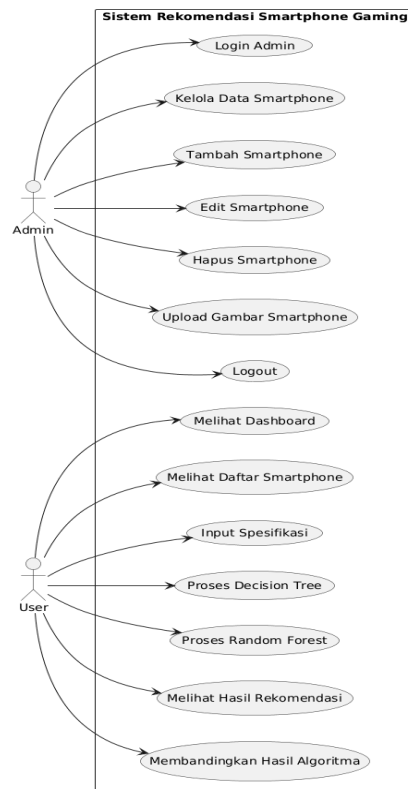
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Tahap hasil penelitian diawali dengan analisis kebutuhan sistem untuk mengidentifikasi fungsi-fungsi utama yang harus tersedia pada sistem pendukung keputusan *smartphone gaming*. Sistem ini memiliki satu aktor utama, yaitu pengguna. Pengguna dapat mengakses seluruh fitur utama yang tersedia, seperti melihat daftar *smartphone gaming*, melakukan filter berdasarkan merek, memasukkan spesifikasi yang diinginkan, serta melihat hasil rekomendasi yang dihasilkan sistem. Sistem dirancang agar mampu memberikan pengalaman penggunaan yang mudah, cepat, dan informatif dalam proses pemilihan *smartphone gaming*. Kebutuhan nonfungsional sistem menitikberatkan pada tampilan antarmuka yang modern, responsif, dan mudah digunakan. *Website* dirancang agar dapat diakses melalui perangkat desktop maupun *mobile* dengan tampilan yang tetap optimal. Selain itu, sistem juga harus mampu memproses *input* pengguna dan menampilkan hasil rekomendasi dalam waktu singkat sehingga meningkatkan kenyamanan pengguna.

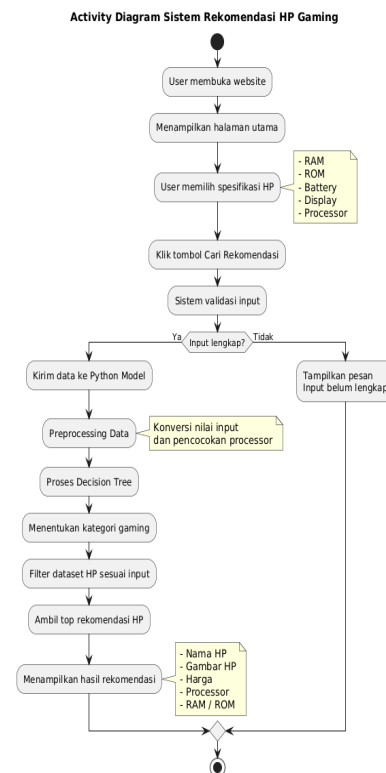
3.1 Pemodelan Sistem

Pemodelan sistem dilakukan untuk menggambarkan proses kerja dan interaksi antara pengguna dan sistem. Diagram *Use Case* dipakai untuk memperlihatkan keterkaitan antara pengguna dan admin terhadap fitur-fitur sistem, seperti melihat daftar *smartphone*, melakukan pencarian saran, mengelola informasi *smartphone*, serta menampilkan hasil rekomendasi

berdasarkan *algoritma Decision Tree* dan *Random Forests*. Dengan adanya pemodelan ini, tahap pengembangan sistem menjadi lebih terarah serta sesuai dengan kebutuhan yang diinginkan. Di samping itu, Diagram Aktivitas berfungsi untuk memperlihatkan alur proses sistem dimulai dari pengguna yang mengakses situs *web*, memilih spesifikasi *smartphone*, mengirimkan data *input*, lalu sistem memproses data dengan menggunakan *algoritma Decision Tree* dan *Random Forests* secara terpisah sampai menampilkan hasil rekomendasi *smartphone gaming* dari masing-masing algoritma. Diagram ini berkontribusi dalam memahami setiap langkah proses yang berlangsung pada sistem dengan lebih jelas dan terorganisir.



Gambar 2. Use case diagram



Gambar 3. Activity diagram

3.2 Hasil pengumpulan dan pemrosesan data

Proses data cleaning dilakukan untuk meningkatkan kualitas dataset sebelum digunakan pada tahap pelatihan model. Tahapan yang dilakukan meliputi penghapusan data yang tidak relevan (*noise*), penghapusan data yang memiliki nilai kosong (*missing value*), serta penghapusan data duplikat. Berdasarkan hasil data cleaning, jumlah data berkurang dari 11.796 data menjadi 633 data yang valid. Data hasil pembersihan selanjutnya digunakan pada tahap transformasi data dan pelatihan model klasifikasi.

Tabel 1. Hasil Sleksi Data

No	Tahapan	Jumlah
1	Dataset awal	11.796
2	Data tidak relevan (<i>noise</i>) dihapus	38
3	Data kosong dihapus	27
4	Data duplikat dihapus	11.098
5	Dataset akhir	633

Setelah di Proses data cleaning dilakukan untuk meningkatkan kualitas dataset sebelum memasuki tahap transformasi data dan pelatihan model klasifikasi. Pada tahap ini dilakukan pemeriksaan dan penghapusan data yang tidak layak digunakan, seperti data duplikat, data yang memiliki nilai kosong (*missing value*), serta data yang tidak relevan (*noise*). Proses ini bertujuan untuk menghasilkan dataset yang bersih, konsisten, dan representatif sehingga dapat meningkatkan kualitas proses pelatihan model. menunjukkan beberapa contoh perubahan data sebelum dan sesudah dilakukan proses data cleaning dapat dilihat pada Tabel 2 berikut:

Tabel 2. Sebelum dan Sesudah Cleaning

No	Sebelum Data Cleaning	Sesudah Data Cleaning	Keterangan
1	Samsung Galaxy A55 Awesome Black (8 GB/256 GB)	Samsung Galaxy A55 Awesome Black (8 GB/256 GB)	Data valid, dipertahankan



No	Sebelum Data Cleaning	Sesudah Data Cleaning	Keterangan
2	Samsung Galaxy A55 Awesome Black (8 GB/256 GB)	-	Data duplikat dihapus
3	vivo T4x 5G (Pronto Purple, 256 GB)	vivo T4x 5G (Pronto Purple, 256 GB)	Data valid, dipertahankan
4	vivo T4x 5G (Pronto Purple, 256 GB)	-	Data duplikat dihapus
5	Redmi Note 13 Pro 5G (Arctic White, 256 GB)	Redmi Note 13 Pro 5G (Arctic White, 256 GB)	Data valid, dipertahankan
6	[1-Meter Directional Drop Test]	-	Data <i>noise</i> dihapus
7	[Water-Spray Test]	-	Data <i>noise</i> dihapus
8	[500,000 On Button Press Tests]	-	Data <i>noise</i> dihapus
9	OPPO Reno13 F 5G (Processor kosong)	-	Data dihapus karena terdapat <i>missing value</i> pada atribut penting

Setelah proses *data cleaning* selesai, dilakukan tahap transformasi data untuk menghasilkan dataset `training2` yang siap digunakan pada proses pelatihan model. Pada tahap ini dilakukan penghapusan atribut yang tidak digunakan dalam proses klasifikasi, serta konversi seluruh atribut ke bentuk numerik. Transformasi ini bertujuan agar seluruh data dapat diproses oleh algoritma Decision Tree dan Random Forests yang hanya menerima masukan berupa data numerik. Tabel 3. Convert dataset menunjukkan perubahan atribut dari dataset `clean` menjadi dataset `training2`.

Tabel 3. Convert Dataset

No	Atribut	dataset clean	dataset training2	Proses Transformasi
1	Model Name	vivo T4x 5G (Pronto Purple, 256 GB)	-	Dihapus karena hanya sebagai identitas data
2	Percentage Discount	11% off	11	Ekstraksi nilai numerik
3	Ratings	151361	151361	Tetap numerik
4	Reviews	7146	7146	Tetap numerik
5	Display Size	17.17 cm (6.77 inch)	6.77	Ekstraksi nilai numerik
6	Camera	50MP + 2MP 32MP Front Camera	50	Ekstraksi kamera utama
7	Battery Capacity	6500 mAh Battery	6500	Ekstraksi nilai numerik
8	Processor	MediaTek Dimensity 7300	22 (<i>contoh hasil Label Encoding</i>)	Label Encoding
9	Warranty	1 Year Warranty	1	Ekstraksi nilai numerik
10	Price_INR	17.999	17.999	Tetap numerik
11	Price_IDR	3.419.810	3.419.810	Tetap numerik
12	RAM_GB	8	8	Tetap numerik
13	ROM_GB	256	256	Tetap numerik
14	Brand	vivo	13 (<i>hasil Label Encoding</i>)	Label Encoding
15	gaming_class	Gaming Berat	2	Label Mapping

Tahap transformasi data dilakukan untuk mengubah seluruh atribut menjadi bentuk numerik sehingga dapat diproses oleh algoritma Decision Tree dan Random Forests. Atribut yang masih mengandung satuan atau teks, seperti *Percentage Discount*, *Display Size*, *Camera*, *Battery Capacity*, dan *Warranty*, dikonversi menggunakan *Regular Expression (Regex)* dengan mengekstraksi nilai numerik dari setiap atribut. Sementara itu, atribut kategorikal seperti *Brand* dan *Processor* ditransformasikan menggunakan metode *Label Encoding*, sedangkan atribut target *gaming_class* dikonversi menggunakan teknik *Label Mapping* menjadi tiga kelas numerik, yaitu 0 (*Gaming Ringan*), 1 (*Gaming Sedang*), dan 2 (*Gaming Berat*). Hasil transformasi ini menghasilkan dataset `training2` yang seluruh atributnya telah berbentuk numerik dan siap digunakan pada proses pelatihan model klasifikasi.

3.3 Hasil perbandingan model

Sebelum proses pelatihan model, dataset dibagi berdasarkan tiga kelas kemampuan gaming. Distribusi data pada setiap kelas ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Distribusi Dataset

Label	Kelas Gaming	Jumlah Data	Persentase (%)
0	Gaming Ringan	167	26,38
1	Gaming Sedang	179	28,28
2	Gaming Berat	287	45,34
Total		633	100



Optimasi parameter dilakukan menggunakan metode *RandomizedSearchCV* untuk memperoleh kombinasi parameter terbaik pada masing-masing algoritma dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Prameter

Algoritma	Parameter
Decision Tree	<i>Criterion = Gini, Max Depth = 10, Min Samples Split = 8, Min Samples Leaf = 8</i>
Random Forests	<i>Criterion = Entropy, Max Depth = None, Min Samples Split = 6, Min Samples Leaf = 3, Number of Trees = 100</i>

Eksperimen dilakukan untuk membandingkan kinerja algoritma Decision Tree dan Random Forest dalam mengklasifikasikan performa gaming perangkat seluler. Berdasarkan hasil pengujian pada dataset yang telah diseimbangkan, kedua model menunjukkan performa yang sangat tinggi. Berikut dapat dilihat pada tabel 6, hasil evaluasi kedua model pada data uji (testing set):

Tabel 6. Hasil Evaluasi Model

Algoritma	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Decision Tree	100	100	100	100
Random Forests	100	100	100	100

Hasil pengujian klasifikasi untuk algoritma Decision Tree disajikan pada Tabel 7.

Tabel 7. Perbandingan Confusion Matrix Decision Tree

Aktual \ Prediksi	Gaming Ringan	Gaming Sedang	Gaming Berat
Gaming Ringan	33	0	0
Gaming Sedang	0	36	0
Gaming Berat	0	0	58

Hasil pengujian klasifikasi untuk algoritma Random Forests disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Perbandingan Confusion Matrix Random Forests

Aktual \ Prediksi	Gaming Ringan	Gaming Sedang	Gaming Berat
Gaming Ringan	33	0	0
Gaming Sedang	0	36	0
Gaming Berat	0	0	58

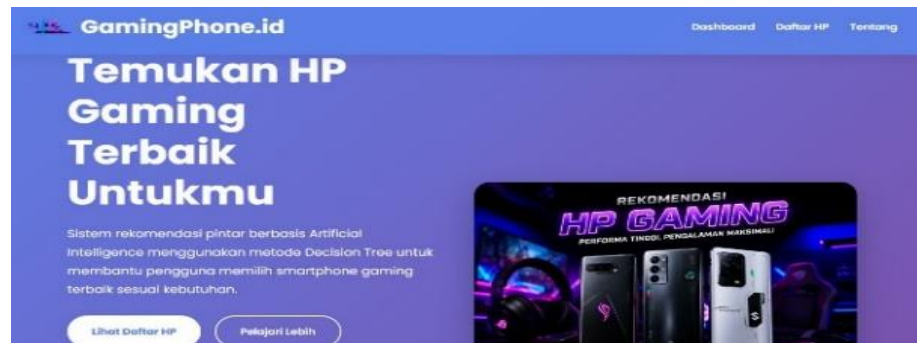
Berdasarkan hasil pengujian pada data uji, algoritma *Decision Tree* dan *Random Forests* menghasilkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* sebesar 100%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa seluruh data uji berhasil diklasifikasikan ke dalam kelas yang sesuai tanpa terjadi kesalahan prediksi. Hal ini juga diperkuat oleh hasil Confusion Matrix, di mana seluruh data pada masing-masing kelas berhasil diprediksi dengan benar, yaitu sebanyak 33 data Gaming Ringan, 36 data Gaming Sedang, dan 58 data Gaming Berat, tanpa terdapat kesalahan klasifikasi (*false positive* maupun *false negative*). Kedua algoritma juga menunjukkan performa yang sama setelah dilakukan optimasi menggunakan *RandomizedSearchCV*, sehingga tidak terdapat perbedaan performa berdasarkan metrik evaluasi yang digunakan. Nilai evaluasi yang mencapai 100% dipengaruhi oleh karakteristik dataset yang memiliki batas antarkelas yang sangat jelas. Selain itu, atribut-atribut yang digunakan sebagai fitur memiliki hubungan yang kuat dengan proses pembentukan label *gaming_class*, sehingga pola klasifikasi dapat dipelajari dengan sangat baik oleh algoritma Decision Tree maupun Random Forests. Oleh karena itu, hasil evaluasi tersebut perlu diinterpretasikan sesuai dengan karakteristik dataset yang digunakan dalam penelitian ini dan tidak secara langsung digeneralisasikan untuk seluruh dataset *smartphone* yang memiliki karakteristik berbeda.

3.4 Implementasi

Hasil implementasi sistem pendukung keputusan *smartphone gaming* diwujudkan dalam bentuk *website* berbasis *CodeIgniter 4* yang terhubung dengan model klasifikasi *Decision Tree* dan *Random Forests* menggunakan Python. Sistem memanfaatkan dataset *smartphone* yang telah diproses menggunakan metode *Knowledge Discovery in Databases (KDD)*, meliputi seleksi data, pembersihan data, transformasi data, data mining, dan evaluasi.

3.5 Tampilan dashboard halaman user

Halaman *dashboard* merupakan halaman awal yang ditampilkan ketika pengguna membuka *website*. Pada halaman ini terdapat banner utama, navigasi menu, serta informasi mengenai sistem rekomendasi *smartphone gaming*. Tampilan *dashboard* dirancang menarik agar meningkatkan minat pengguna dalam menggunakan sistem.



Gambar 4. Dashboard user

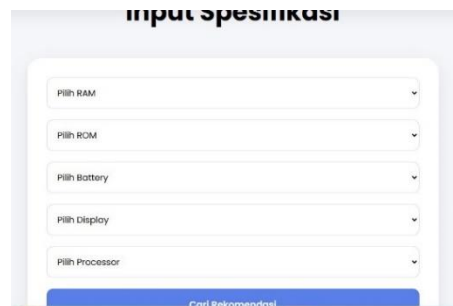
3.6 Tampilan halaman daftar smartphone

Halaman daftar HP menampilkan berbagai *smartphone* gaming yang tersedia berdasarkan dataset. Pengguna dapat memilih filter merek tertentu sehingga daftar *smartphone* akan ditampilkan sesuai kategori yang dipilih. Fitur ini mempermudah pengguna dalam melihat produk berdasarkan preferensi merek.

Gambar 5. Daftar *smartphone*

3.7 Tampilan halaman input spesifikasi

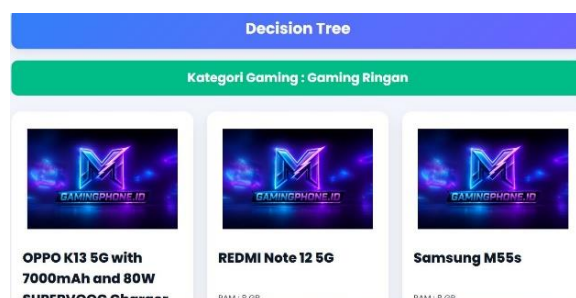
Halaman *input* spesifikasi digunakan untuk memasukkan kriteria *smartphone* yang diinginkan pengguna. Beberapa *input* yang tersedia antara lain RAM, ROM, kapasitas baterai, ukuran layar, dan jenis prosesor. Setelah seluruh data dipilih, pengguna dapat menekan tombol cari rekomendasi untuk memulai proses klasifikasi.



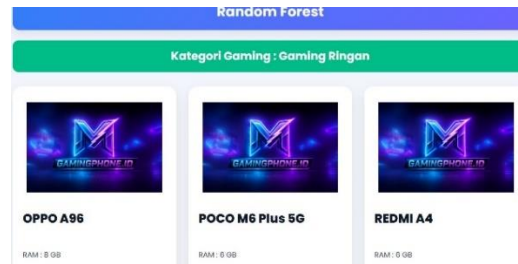
Gambar 6. Input spesifikasi

3.8 Tampilan halaman hasil

Halaman hasil rekomendasi menampilkan daftar *smartphone gaming* yang sesuai dengan *input* pengguna. Informasi yang ditampilkan meliputi nama *smartphone*, gambar produk, RAM, ROM, kapasitas baterai, ukuran layar, prosesor, dan harga. Tampilan hasil dibuat dalam bentuk kartu produk agar mudah dibaca dan menarik secara visual.



Gambar 7. Hasil decision tree



Gambar 8. Hasil random forets

3.9 Pengujian

Pengujian sistem dilakukan menggunakan metode Pengujian Kotak Hitam (Black Box Testing). Pengujian ini bertujuan untuk memastikan bahwa semua fungsi sistem bekerja sesuai kebutuhan tanpa melihat langsung kode program. Beberapa kasus uji meliputi membuka situs web, memilih filter merek, memasukkan spesifikasi ponsel pintar, menampilkan hasil rekomendasi, dan menavigasi antar halaman. Hasil pengujian menunjukkan bahwa semua aspek sistem berfungsi dengan baik. Sistem mampu menerima input pengguna, memproses data menggunakan model Decision dan Random Fore, serta menampilkan hasil rekomendasi dengan cepat dan akurat. Oleh karena itu, sistem yang dikembangkan memenuhi kebutuhan pengguna sebagai alat untuk membantu pengguna memilih ponsel pintar gaming sesuai dengan spesifikasi dan anggaran yang diinginkan. Tabel 9 merupakan hasil dari pengujian *whitebox* :

Tabel 9. Pengujian *black box*

No	Aktor	Aktivitas	Hasil
1	Admin	Login ke sistem	Berhasil
2	Admin	Menambah data smartphone	Berhasil
3	Admin	Mengedit data smartphone	Berhasil
4	Admin	Menghapus data smartphone	Berhasil
5	User	Membuka website rekomendasi	Berhasil
6	User	Menginput spesifikasi smartphone	Berhasil
7	Sistem	Memproses data dengan <i>Decision Tree</i> dan <i>Random Forest</i>	Berhasil
8	Sitem	Menampilkan hasil rekomendasi smartphone	Berhasil
9	User	Melakukan pencarian ulang	Berhasil

3.10 Pembahasan

Hasil penelitian ini memiliki kesesuaian dengan beberapa penelitian terdahulu yang menunjukkan bahwa pemanfaatan metode klasifikasi maupun metode pengambilan keputusan mampu membantu proses evaluasi smartphone berdasarkan spesifikasi yang dimiliki. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa spesifikasi perangkat keras, seperti prosesor, kapasitas penyimpanan, baterai, dan harga, merupakan faktor yang berpengaruh dalam menentukan kemampuan smartphone untuk kebutuhan gaming. Namun demikian, penelitian tersebut masih mengandalkan proses pembobotan kriteria yang ditentukan secara manual sehingga hasil yang diperoleh bergantung pada preferensi pengguna. Berbeda dengan penelitian tersebut, penelitian ini menerapkan algoritma Decision Tree dan Random Forest yang mampu mempelajari pola dari data secara otomatis, sehingga proses klasifikasi smartphone ke dalam kategori gaming dan non-gaming dapat dilakukan tanpa intervensi dalam menentukan bobot setiap kriteria.

Selain itu, hasil penelitian ini juga sejalan dengan penelitian lain yang menerapkan algoritma Decision Tree pada kasus klasifikasi. Akan tetapi, penelitian tersebut memperoleh nilai akurasi yang lebih rendah karena dipengaruhi oleh jumlah data yang terbatas, distribusi kelas yang tidak seimbang, serta karakteristik data yang memiliki kemiripan antar kelas sehingga model mengalami kesulitan dalam membedakan setiap kategori. Sebaliknya, penelitian ini menghasilkan nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* sebesar 100% pada algoritma Decision Tree maupun Random Forest. Perbedaan hasil tersebut diduga dipengaruhi oleh proses prapemrosesan data yang dilakukan secara menyeluruh, penggunaan atribut yang lebih representatif seperti RAM, ROM, prosesor, kapasitas baterai, ukuran layar, kamera, harga, dan skor AnTuTu, serta karakteristik dataset yang memiliki batas pemisah antar kelas yang lebih jelas. Dengan demikian, hasil penelitian ini memperkuat bahwa kualitas dataset dan pemilihan atribut yang relevan merupakan faktor penting dalam meningkatkan performa model klasifikasi berbasis machine learning.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian dan analisis yang telah dilakukan, penelitian ini berhasil membuktikan bahwa algoritma Decision Tree dan Random Forest mampu mengklasifikasikan kemampuan gaming smartphone secara efektif berdasarkan spesifikasi hardware-nya. Tahapan prapemrosesan data, khususnya data cleaning dan transformasi, memegang peranan krusial dalam mereduksi 11.796 data awal menjadi 633 data valid yang siap digunakan untuk proses



pembelajaran mesin. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa kedua algoritma mencatatkan kinerja sempurna dengan nilai Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score mencapai 100%. Tidak ditemukannya perbedaan performa antara kedua model mengindikasikan bahwa dataset yang digunakan memiliki keterpisahan kelas (*decision boundary*) yang sangat tegas, sehingga pola klasifikasi dapat dipelajari secara optimal tanpa memerlukan model yang lebih kompleks. Secara teoretis, temuan ini memperkuat bukti empiris bahwa kualitas prapemrosesan data dan keterhubungan atribut yang kuat terhadap kelas target berpengaruh dominan terhadap kinerja algoritma berbasis pohon keputusan. Secara praktis, model yang dihasilkan dapat diintegrasikan sebagai engine utama pada Sistem Pendukung Keputusan (SPK) untuk memberikan rekomendasi smartphone gaming yang objektif dan tepat sasaran bagi pengguna. Guna menyempurnakan dan memperluas cakupan penelitian di masa mendatang, terdapat beberapa langkah pengembangan yang dapat dilakukan. Pertama, penggunaan dataset yang lebih besar, bervariasi, dan berasal dari berbagai sumber sangat disarankan untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap perangkat-perangkat baru di pasaran. Kedua, proses evaluasi model perlu diperkuat dengan menerapkan teknik validasi seperti *k-fold cross validation* agar hasil pengujian lebih stabil dan tidak bergantung pada satu skenario pembagian data latih dan data uji. Selain itu, penelitian berikutnya disarankan untuk membandingkan kinerja Decision Tree dan Random Forest dengan algoritma machine learning maupun deep learning lainnya, seperti *Support Vector Machine* (SVM), *XGBoost*, *LightGBM*, atau Neural Network. Terakhir, penambahan atribut fitur pendukung yang relevan dengan performa gaming nyata—seperti skor *benchmark AnTuTu*, jenis GPU, teknologi penyimpanan (UFS), refresh rate layar, serta sistem pendingin (*cooling system*)—dapat diintegrasikan untuk merepresentasikan performa smartphone gaming secara lebih komprehensif. Kontribusi penelitian ini adalah menyediakan model klasifikasi smartphone gaming berbasis spesifikasi perangkat yang dapat dijadikan referensi bagi peneliti selanjutnya dalam pengembangan model klasifikasi maupun sistem rekomendasi smartphone. Selain itu, hasil penelitian ini dapat dimanfaatkan oleh pengembang aplikasi, pelaku industri, maupun calon konsumen sebagai acuan dalam mengevaluasi kemampuan gaming smartphone secara lebih objektif berdasarkan data spesifikasi hardware, sehingga proses pemilihan perangkat menjadi lebih efektif dan terukur.

REFERENCES

- [1] A. F. Mu'afi, M. G. Rohman, and M. R. Zamroni, "Implementation of the SAW Method for Mobile Phone Selection Recommendations at Holida Seluler Store," *Gener. J.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–11, 2026, doi: 10.29407/gj.v10i1.26505.
- [2] Y. Diana, F. Hadi, S. N. Rahman, and F. Yenila, "Peningkatan Literasi Produk dalam Pembelian Handphone melalui Sistem Rekomendasi Berbasis Algoritma C4.5," *J. Ekon. Dan Bisnis*, vol. 5, no. 4, pp. 818–823, 2025, doi: 10.47233/jebbs.v5i4.3224.
- [3] A. N. Febriyanto, "Sistem Rekomendasi Pemilihan Laptop Menggunakan Metode Knowledge Based (Studi Kasus Rizky Comp)," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 12, no. 2, 2025, doi: 10.35957/jatisi.v12i2.10885.
- [4] S. Kali and A. S. Purnomo, "Sistem pendukung keputusan untuk memprediksi kualitas dengan metode analytical hierarchy process (ahp)," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 2, pp. 1688–1695, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i2.9150.
- [5] M. Juna Edi and Aryanto, "Implementasi XGBoost untuk Rekomendasi Smartphone Menggunakan Content-Based Filtering," *STATMAT J. Stat. dan Mat.*, vol. 7, no. 2, pp. 274–278, 2025, doi: 10.32493/sm.v7i2.49850.
- [6] I. Michael Siregar and L. W. Budi Putri, "Analisis Variasi Implementasi Algoritma Analytical Hierarchy Process (AHP) Dalam Menentukan Prioritas Produk Kalibrasi," *J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf.*, vol. 10, no. 1, pp. 54–63, 2024, doi: 10.25077/teknosi.v10i1.2024.54-63.
- [7] H. A. Setyadi, G. S. Nurohim, and W. Nugroho, "Penentuan Kelayakan dan Jenis Lembaga Keuangan dalam Pemberian Modal UMKM Menggunakan Metode AHP dan Decision Tree," *J. Ilm. FIFO*, vol. 16, no. 1, p. 64, 2024, doi: 10.22441/fifo.2024.v16i1.007.
- [8] B. O. Сергієнко and O. O. Сергієнко, "Постравматичний Стресовий Розлад, Цукровий Діабет 2 Типу I Вітамін B12," *Біологічні, Хімічні Та Екологічні Загрози В Умовах Війни*, vol. 5, no. April, pp. 321–331, 2026, doi: 10.32447/bcet.2026.17.
- [9] J. Lemantara, "Penerapan Metode Weighted Product Pada Aplikasi Pemilihan Smartphone Berdasarkan Budget dan Kebutuhan," *Techno.COM*, 2023. <https://www.phonecurry.com/benchmarks>
- [10] Putri Ayu Firnanda, Litasya Shofwatillah, Fauziah Rahma, and Fatkhurokhman Fauzi, "Analisis Perbandingan Decision Tree dan Random Forest dalam Klasifikasi Penjualan Produk pada Supermarket," *Emerg. Stat. Data Sci. J.*, vol. 3, no. 1, pp. 445–461, 2025, doi: 10.20885/esds.vol3.iss.1.art2.
- [11] N. Maulana and Supatman, "Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Smartphone Android Bekas Menggunakan Metode ELECTRE Berbasis Web," *J. Komputer, Inf. dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, p. 12, 2025, doi: 10.53697/jkomitek.v5i1.2174.
- [12] S. N. Rakhmah and R. A. R. Yusuf, "Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Smartphone Gaming Android Terbaik Dengan Metode Weighted Product," *Reputasi J. Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 3, no. 1, pp. 12–18, 2022, doi: 10.31294/reputasi.v3i1.1201.
- [13] Elisa Tri Ammah A'Fena, Aidina Ristyawan, and Arie Nugroho, "Pengaruh Normalisasi Fitur Pada Perbandingan Algoritma Random Forest Regressor Dan KNN Regressor Dalam Menentukan Harga Smartphone," *KRESNA J. Ris. dan Pengabd. Masy.*, vol. 5, no. 1, pp. 74–83, 2025, doi: 10.36080/kresna.v5i1.226.
- [14] P. Satya Saputra, I. Putu Gede Abdi Sudiarmika, J. Akuntansi, P. Negeri Bali, and P. Korespondensi, "Analisis Prediksi Harga Smartphone Tahun 2023 Menggunakan Model Random Forest Regression Berdasarkan Fitur-Fitur Spesifikasi Teknis," *J. Komput. dan Teknol. Sains*, vol. 3, no. 2, pp. 13–17, 2024, doi: 10.37637/komteks.v3i2.2233.
- [15] T. Masringgit Marwiyah Nst, "KAJIAN ENTROPI SEBAGAI PARAMETER KETAKTERATURAN DALAM SISTEM FISIKA," *Journal of Maritime and Education (JME)*, vol. 8, no. 1, pp. 62–66, 2026, doi: <https://doi.org/10.54196/jme.v8i1.228>
- [16] A. Tangkelayuk, "The Klasifikasi Kualitas Air Menggunakan Metode KNN, Naïve Bayes, dan Decision Tree," *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 9, no. 2, pp. 1109–1119, 2022, doi: 10.35957/jatisi.v9i2.2048.
- [17] N. N. Amrutkar, "Data pre-processing in machine learning: A Research Perspective," *International Journal of Scientific and Research Publications.*, vol. 16, no. 2, pp. 106–109, 2026, doi: 10.29322/IJSRP.16.02.2026.p17014.



- [18] A. D. Purwanto, A. Ibrahim, A. Ulfa, E. Parwati, and A. Supriyono, "Pengembangan Model Identifikasi Habitat Bentik Menggunakan Pendekatan Segmentasi Object-Based Image Analysis (OBIA) dan Algoritma Machine Learning (Studi Kasus: Pulau Pari, Kepulauan Seribu)," *J. Kelaut. Nas.*, vol. 17, no. 2, p. 131, 2022, doi: 10.15578/jkn.v17i2.10377.
- [19] H. W. Raff and F. Ratnawati, "Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna terhadap Aplikasi Video Editing Play Store Menggunakan Random Forest," *Techno.Com*, vol. 24, no. 3, pp. 646–657, 2025, doi: 10.62411/tc.v24i3.12873.
- [20] H. Tantyoko, D. K. Sari, and A. R. Wijaya, "Prediksi Potensial Gempa Bumi Indonesia Menggunakan Metode Random Forest Dan Feature Selection," *IDEALIS Indones. J. Inf. Syst.*, vol. 6, no. 2, pp. 83–89, 2023, doi: 10.36080/idealis.v6i2.3036.
- [21] A. R. Pratama, R. R. Aryanto, and A. T. M. Pratama, "Model Klasifikasi Calon Mahasiswa Baru Untuk Sistem Rekomendasi Program Studi Sarjana Berbasis Machine Learning," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 4, pp. 725–734, 2022, doi: 10.25126/jtiik.2022934311.