

KLASIFIKASI TINGKAT KECANDUAN GADGET PADA ANAK-ANAK MENGUNAKAN ALGORITMA DECISION TREE C5.0

Tamara Blezinky, Fajar Ratnawati

Teknik Informatika, Politeknik Negeri Bengkalis
Jalan Bathin Alam Desa Sungai Alam Kec. Bengkalis, Kab. Bengkalis, Indonesia
tamaraablezinky05@gmail.com

ABSTRAK

Perkembangan teknologi informasi yang pesat telah meningkatkan intensitas penggunaan gadget pada anak sejak usia dini untuk kebutuhan belajar maupun hiburan. Namun, penggunaan yang berlebihan menimbulkan dampak negatif yang signifikan terhadap perkembangan fisik, psikologis, dan sosial anak, seperti penurunan minat belajar, perubahan suasana hati, hingga berkurangnya interaksi sosial. Permasalahan utama yang dihadapi adalah sulitnya bagi orang tua maupun pihak terkait untuk mendeteksi tingkat kecanduan tersebut secara dini dan objektif tanpa bantuan alat ukur otomatis. Penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi tingkat kecanduan gadget pada anak-anak menggunakan algoritma Decision Tree C5.0. Data yang digunakan mencakup 124 data kuesioner perilaku penggunaan gadget yang diperoleh melalui pengumpulan data primer. Metodologi penelitian meliputi tahap preprocessing data, dilanjutkan dengan permodelan menggunakan algoritma C5.0, serta evaluasi sistem menggunakan confusion matrix multi-class. Hasil pengujian sistem menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree C5.0 mampu mengklasifikasikan 23 dari 25 data testing secara tepat, sehingga menghasilkan tingkat akurasi keseluruhan yang sangat baik sebesar 92%. Secara lebih spesifik berdasarkan evaluasi confusion matrix multi-class, model menunjukkan performa sempurna pada kategori "Tidak Kecanduan" dengan nilai presisi 100%, recall 100%, dan F1-score 100%. Pada kategori "Kecanduan Ringan", model mencatatkan presisi 100%, recall 66,67%, dan F1-score 80%. Sedangkan pada kategori "Kecanduan Berat", kemampuan identifikasi sangat kuat dengan presisi 86,67%, recall 100%, dan F1-score 93,05%. Dengan hasil tersebut, sistem ini dinilai memiliki performa yang handal dan dapat diimplementasikan sebagai alat bantu bagi orang tua dalam mendeteksi tingkat kecanduan gadget pada anak secara otomatis dan akurat.

Kata kunci : Kecanduan Gadget, Anak-anak, Decision Tree C5.0, Klasifikasi, Akurasi.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi yang pesat menjadikan gadget bagian tak terpisahkan dari kehidupan anak sejak usia dini, namun penggunaan tanpa kontrol selama 1-4 jam per hari memicu risiko kecanduan yang berdampak pada penurunan minat belajar, munculnya sikap individualis, hingga gangguan interaksi sosial. Permasalahan utama yang muncul adalah minimnya instrumen deteksi dini yang praktis dan objektif bagi orang tua untuk memantau perilaku digital anak.

Padahal [1], tanpa adanya sistem pemantauan yang tepat, penggunaan teknologi yang berlebihan dapat mengganggu stabilitas emosi serta tumbuh kembang psikologis anak secara permanen [2].

Sebagai solusi atas permasalahan tersebut, penelitian ini mengimplementasikan algoritma Decision Tree C5.0 untuk membangun sistem klasifikasi tingkat kecanduan gadget yang akurat dan transparan. Pemilihan algoritma Decision Tree C5.0 didasarkan pada beberapa keunggulan teknis yang sangat relevan dengan kebutuhan diagnosis berbasis data. Pertama, algoritma ini merupakan penyempurnaan dari algoritma generasi sebelumnya (seperti C4.5 dan ID3) yang dirancang untuk menghasilkan struktur pohon keputusan yang lebih efisien, lebih sederhana, dan membutuhkan memori yang lebih sedikit saat memproses dataset. Kedua, C5.0 memiliki kemampuan yang sangat tajam dalam mengidentifikasi atribut yang paling berpengaruh

melalui penentuan simpul akar (root node). Hal ini sangat krusial untuk menganalisis dan menemukan pola jawaban kuesioner yang paling dominan dalam menentukan tingkat kecanduan anak. Ketiga, model decision tree menghasilkan aturan keputusan (rules) yang transparan dan meminimalisir subjektivitas, sehingga alur logikanya sangat mudah dipahami dan diinterpretasikan oleh pengguna awam seperti orang tua. Selain itu, untuk menghadapi tantangan kompleksitas data kuesioner, algoritma C5.0 dilengkapi dengan proses pruning (pemangkasan cabang yang tidak signifikan) yang terbukti dapat menyederhanakan model klasifikasi tanpa mengurangi kualitasnya, sehingga akurasi hasil akhir yang didapatkan tetap tinggi, efisien, dan dapat diandalkan [3].

Tujuan utama dari penelitian ini adalah membangun sistem klasifikasi otomatis yang dapat membantu orang tua mengambil langkah preventif serta edukatif demi menjaga tumbuh kembang anak agar tetap sehat dan seimbang di era digital.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Sejumlah studi sebelumnya telah menerapkan berbagai algoritma machine learning untuk mengidentifikasi tingkat kecanduan gadget pada anak.

Penelitian oleh [2] menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes berhasil menghasilkan akurasi

sebesar 81,67% pada klasifikasi kecanduan gadget pada balita. Data yang digunakan mencakup variabel perilaku penggunaan perangkat, usia, serta latar belakang pendidikan orang tua. Teknik ini terbukti bermanfaat dalam membantu proses deteksi dini terhadap pola penggunaan perangkat elektronik pada anak usia dini.

Selain metode klasifikasi, pendekatan pengelompokan seperti algoritma K-Means juga telah diterapkan untuk menganalisis tingkat penggunaan gadget.

Dalam studi oleh [5], responden dikelompokkan ke dalam lima kategori frekuensi penggunaan, mulai dari "sangat sering" hingga "tidak pernah".

Di sisi lain, penelitian [7] mencoba membangun sistem pakar menggunakan metode Fuzzy Tsukamoto untuk mendeteksi kecanduan pada anak usia 9–12 tahun. Hasil evaluasi menunjukkan tingkat akurasi sebesar 87,83%, yang menunjukkan bahwa logika berbasis aturan cukup efektif dalam memodelkan perilaku pengguna.

Algoritma Decision Tree C5.0 kerap menjadi pilihan utama dalam riset klasifikasi karena kemampuannya menghasilkan performa tinggi pada berbagai skenario. Dalam studi oleh [4], C5.0 digunakan untuk menentukan kelayakan bantuan pendidikan dengan akurasi mencapai 88,42%. Struktur pohon yang dihasilkan memberikan transparansi dalam pengambilan keputusan serta mampu mengurangi tingkat subjektivitas dibandingkan dengan metode penilaian manual. Hal ini menjadikan Decision Tree sebagai metode yang sangat handal untuk data yang membutuhkan interpretasi logis.

Efektivitas C5.0 juga sangat terlihat di bidang kesehatan dan kepuasan layanan. Penelitian [3] mengenai klasifikasi status gizi ibu hamil mencatatkan akurasi sebesar 94,33%, sementara studi [8] pada klasifikasi jenis gangguan jiwa seperti depresi dan PTSD menghasilkan akurasi hingga 94,44%. Pemanfaatan algoritma ini bahkan meluas hingga prediksi risiko penyakit stroke dengan nilai akurasi mencapai 95% [11].

Konsistensi nilai akurasi yang tinggi di berbagai bidang ini membuktikan reliabilitas model C5.0 dalam mengolah dataset yang memiliki keberagaman atribut.

Namun, tantangan dalam permodelan klasifikasi sering kali berkaitan dengan kompleksitas data yang dapat menyebabkan model kurang akurat. Untuk mengatasi hal tersebut, algoritma C5.0 dilengkapi dengan fitur pruning atau pemangkasan cabang yang tidak signifikan. Teknik ini terbukti mampu menyederhanakan model tanpa mengurangi kualitas klasifikasi, sehingga menghasilkan aturan keputusan (rules) yang lebih efisien dan akurat [3][10].

Dalam studi [10], penerapan evaluasi model dengan cross validation pada algoritma C5.0 bahkan mampu meningkatkan tingkat akurasi hingga mencapai 95%.

Selain aspek akurasi, kemampuan algoritma dalam mengidentifikasi atribut yang paling

berpengaruh merupakan keunggulan teknis lainnya. Penelitian oleh [9] menggunakan C5.0 untuk menemukan faktor penyebab utama penyakit DBD, di mana hasil analisis menunjukkan bahwa variabel umur merupakan faktor yang paling dominan. Serupa dengan hal tersebut, identifikasi terhadap pola jawaban kuesioner pada tingkat kecanduan gadget sangat bergantung pada pemilihan root node atau akar keputusan yang tepat agar proses klasifikasi berjalan optimal [9].

Melalui tinjauan terhadap berbagai literatur tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma Decision Tree C5.0 dalam membangun sistem klasifikasi tingkat kecanduan gadget pada anak secara otomatis. Penggunaan C5.0 diharapkan dapat menyajikan instrumen diagnosa yang objektif dan mudah diinterpretasikan oleh orang tua melalui aturan keputusan yang dihasilkan. Pendekatan ini diharapkan menjadi kontribusi nyata dalam upaya menjaga tumbuh kembang anak agar tetap sehat dan seimbang di tengah pesatnya perkembangan teknologi digital.

2.2. Kecanduan Gadget

Kecanduan gadget adalah kondisi ketika seseorang mengalami kecanduan perangkat, mereka cenderung menghabiskan terlalu banyak waktu untuk menggunakan perangkat elektronik seperti ponsel, tablet, atau komputer, mengabaikan aktivitas penting lainnya dalam kehidupan sehari-hari dan menghabiskan lebih banyak waktu daripada yang seharusnya. Pengguna yang kecanduan perangkat elektronik dapat mengalami kesulitan untuk mengontrol waktu penggunaan mereka dan cenderung merasa tidak nyaman atau cemas ketika mereka tidak dapat mengakses perangkat mereka. Ini juga dapat mengganggu keseimbangan antara waktu untuk bekerja, belajar, berinteraksi sosial, dan beristirahat. Fenomena ini dapat berdampak negatif pada fisik, psikologis, dan sosial, serta menurunkan kualitas hidup secara keseluruhan [13].

2.3. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses pengelompokan data ke dalam kategori-kategori tertentu berdasarkan karakteristik atau atributnya. Proses ini memungkinkan kita untuk membedakan dan mengategorikan data yang memiliki karakteristik yang sama dalam satu grup. Sebagai contoh, kita dapat mengklasifikasikan data siswa di sekolah dasar berdasarkan jenis kelamin, yang memisahkan kelompok laki-laki dan perempuan berdasarkan data yang tersedia. Klasifikasi dapat membantu dalam mengidentifikasi dan mengkategorikan data yang memiliki karakteristik yang sama [16].

2.4. Decision Tree C5.0

Algoritma Decision Tree C5.0 merupakan penyempurnaan dari versi sebelumnya (C4.5 dan ID3)

yang dirancang untuk menghasilkan struktur pohon keputusan yang lebih efisien dan sederhana [8].

Keunggulan C5.0 terletak pada kemampuannya mengolah dataset besar dengan penggunaan memori yang lebih sedikit serta pembentukan aturan (rules) yang lebih akurat. Proses permodelan dalam C5.0 didasarkan pada tiga tahapan matematis utama Entropy digunakan untuk mengukur tingkat ketidakpastian atau keberagaman data dalam suatu dataset (\$\$\$). Nilai entropy yang rendah menunjukkan data yang lebih homogen. Rumus entropy dinyatakan sebagai:

$$Entropy(S) = \sum p_i \times \log_2(p_i) \quad i=1 \quad (1)$$

Keterangan:

p_i merupakan rasio jumlah sampel kelas ke- i terhadap total sampel.

Information Gain berfungsi untuk mengukur efektivitas suatu atribut dalam mengklasifikasikan data. Atribut dengan nilai gain tertinggi berpotensi menjadi simpul akar (root node). Rumus yang digunakan adalah:

$$Gain(S,A) = p_{total} - D_j D \times Entropy(S_i) \quad (2)$$

Keterangan: $|S_i|$ adalah jumlah kasus pada partisi ke- i , dan $|S|$ adalah total kasus dalam dataset.

Tahap akhir adalah menentukan Gain Ratio untuk meminimalkan bias pada atribut yang memiliki banyak nilai. Nilai Gain Ratio menjadi acuan utama dalam pemilihan node pada setiap level pohon keputusan [8]. Persamaannya adalah:

$$Gain\ Ratio = \frac{Gain(A)}{SplitInfo} \quad (3)$$

Keterangan: SplitInfo merupakan nilai pemecahan yang merepresentasikan potensi informasi dari suatu atribut.

2.5. RAD (Rapid Application Development)

Rapid Application Development (RAD) adalah metodologi pengembangan perangkat lunak yang bersifat iteratif dan berfokus pada pengembangan prototipe secara cepat. Strategi ini memprioritaskan waktu rilis yang singkat serta keterlibatan aktif pengguna untuk menghasilkan solusi sistem yang fleksibel dan adaptif terhadap perubahan kebutuhan bisnis [17].

Keunggulan metode RAD terletak pada siklus desain yang ringkas, sehingga memungkinkan pengembangan sistem yang berkualitas tinggi meski dengan sumber daya tim yang terbatas.

2.6. Confusion Matrix Multi-Class

Confusion matrix multi-class adalah representasi visual dalam bentuk tabel yang digunakan untuk mengevaluasi performa algoritma klasifikasi dengan lebih dari dua kelas. Tabel ini menunjukkan perbandingan antara label aktual (kelas sebenarnya) dan hasil prediksi dari model. Berbeda dengan confusion matrix biner yang hanya terdiri dari dua kelas (positif dan negatif), confusion matrix multikelas memiliki bentuk $n \times n$, di mana n adalah jumlah kelas yang dianalisis.

Dalam confusion matrix multi-class, istilah True Positive (TP), False Positive (FP), False Negative (FN), dan True Negative (TN) tetap digunakan, namun dihitung secara spesifik untuk masing-masing kelas dengan menganggap satu kelas sebagai “positif” dan sisanya sebagai “negatif”.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Data Penelitian

Metode pengumpulan data dalam penelitian ini dilakukan melalui penyebaran kuesioner yang diisi oleh wali murid anak-anak sekolah dasar sebagai responden. Kuesioner ini dirancang untuk mengumpulkan informasi terkait dengan kecanduan gadget pada anak-anak, mencakup aspek-aspek seperti durasi, frekuensi, dan dampak penggunaan gadget, serta dampak sosial dan psikologis yang dirasakan oleh anak-anak. Data yang diperoleh dari kuesioner akan digunakan untuk proses klasifikasi dalam menilai tingkat kecanduan gadget pada anak-anak.

Penentuan parameter tingkat kecanduan gadget pada anak-anak didasarkan pada referensi dari jurnal yang relevan, serta diperkuat dan dikembangkan dalam bentuk kuesioner melalui konsultasi serta validasi oleh Psikolog Anugrah Mirabbi, S.Psi., M.Psi, Psikolog.

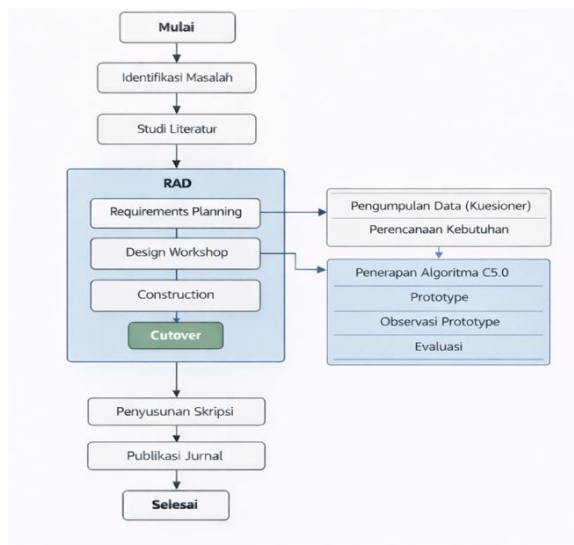
Tabel 1. Tabel Atribut dan Value

No	Atribut	Value	Bobot
1	Dalam sehari, biasanya Ananda memakai <i>gadget</i> selama	1 jam	1
		2 jam	2
		3 jam	3
		4 jam	4
		5 jam	5
2	Dalam seminggu, Ananda menggunakan <i>gadget</i> selama	1 hari	1
		2-3 hari	2
		4-5 hari	3
		6 hari	4
		Setiap hari (7 hari)	5
3	Ananda suka main <i>gadget</i> terus sampai lupa waktu	Tidak pernah	1
		Jarang	2
		Kadang-kadang	3
		Sering	4
		Selalu	5
4	Ananda merasa kesal ketika Ananda tidak dapat menggunakan <i>gadget</i>	Tidak pernah	1
		Jarang	2
		Kadang-kadang	3
		Sering	4
		Selalu	5

Data Training yang digunakan yaitu berjumlah 206 responden. Kemudian dilakukan pembagian data training dan data testing, dengan skema pengujian 80:20, yang dimana untuk data training sebanyak 165 data dari total data, dan data testing sebanyak 41 dari total data.

3.2. Prosedur Penelitian

Pada pembuatan “Sistem Klasifikasi Tingkat Kecanduan gadget pada Anak-anak Menggunakan Algoritma Decision Tree C5.0”, pengembangan aplikasi ini menggunakan metode Rapid Application Development (RAD). Metode RAD sebagai salah satu alternatif dari metode System Development Life Cycle (SDLC) belakangan ini sudah banyak diterapkan untuk menghindari keterlambatan yang terjadi apabila menggunakan metode tradisional. Adapun tahapan penelitian yang dilakukan untuk aplikasi klasifikasi tingkat kecanduan gadget pada anak-anak adalah sebagai berikut:



Gambar 1. Prosedur Penelitian

3.3. Preprocessing Data

Data yang telah diperoleh kemudian dilakukan tahap preprocessing yang meliputi:

a. Data cleaning

Pembersihan data dilakukan pada kolom "Usia" yang ditulis dalam format teks (misal: "11 Tahun"). Dengan mengubah menjadi angka bulat, misalnya "11 Tahun" menjadi 11. Selengkapnya dapat diakses melalui tautan Google Drive berikut:

<https://bit.ly/DataKlasifikasiKecanduanGadget>

b. Data Transformation

Pada tahap transformasi data, dilakukan beberapa penyesuaian agar data yang diperoleh bisa diolah oleh sistem klasifikasi. Salah satunya adalah mengubah data kategori menjadi angka. Contohnya, pada kolom jenis kelamin, nilai "Laki-laki" diubah menjadi angka 1, dan "Perempuan" menjadi 0. Perubahan ini dilakukan karena algoritma klasifikasi berbasis mesin hanya dapat memproses data dalam bentuk numerik, sehingga pengubahan data kategorikal menjadi numerik diperlukan agar sistem dapat membaca dan mengolahnya secara optimal. Kemudian, jawaban pada setiap pertanyaan kuesioner (nomor 1 sampai 20) yang awalnya

menggunakan pilihan seperti "Tidak Pernah", "jarang", "Kadang-kadang", "Sering", dan "Selalu", dikonversi menjadi nilai numerik masing-masing 1, 2, 3, 4, dan 5. Perubahan ini tidak mengubah isi dari data, tapi hanya dilakukan untuk merapikan struktur tabel dan memudahkan dalam proses analisis di tahap berikutnya. Selengkapnya dapat diakses melalui tautan Google Drive berikut:

c. Data Reduction

Pada tahap reduksi data, atribut yang tidak relevan dengan proses klasifikasi dihilangkan. Beberapa kolom seperti Timestamp dan Nama Lengkap, maupun informasi tambahan lain yang tidak berpengaruh langsung terhadap tingkat kecanduan gadget dihapus dari dataset. Selengkapnya dapat diakses melalui tautan Google Drive berikut:

<https://bit.ly/DataKlasifikasiKecanduanGadget>

d. Data Labeling

Setelah seluruh tahapan preprocessing data selesai dilakukan, langkah selanjutnya adalah melakukan labeling terhadap masing-masing data responden. Label ini menunjukkan tingkat kecanduan gadget berdasarkan hasil jawaban kuesioner, yang dikelompokkan ke dalam tiga kategori utama, yaitu Tidak Kecanduan, Kecanduan Ringan, dan Kecanduan Berat.

Sebelum dilakukan proses labeling secara keseluruhan, terlebih dahulu ditentukan dasar klasifikasi secara manual. Kuesioner terdiri dari 20 pertanyaan dengan skala penilaian 1–5, sehingga total skor maksimal yang dapat diperoleh responden adalah 100. Berdasarkan hasil perhitungan skor tersebut, rentang kategori ditetapkan sebagai berikut:

- Tidak Kecanduan : skor 20-46
- Kecanduan Ringan: skor 47-73
- Kecanduan Berat : skor 74-100

3.4. Penerapan Algoritma Decision Tree C5.0

Proses klasifikasi pada penelitian ini dilakukan dengan membentuk pohon keputusan menggunakan algoritma C5.0. Algoritma ini bekerja dengan membagi dataset secara rekursif berdasarkan atribut yang memiliki nilai Gain Ratio tertinggi. Tahapan perhitungan dimulai dengan menentukan nilai Entropy untuk mengukur tingkat keberagaman (homogenitas) data.

a. Perhitungan Entropy

Nilai Entropy total dihitung berdasarkan proporsi label target, yaitu "Tidak Kecanduan", "Kecanduan Ringan", dan "Kecanduan Berat". Rumus Entropy yang digunakan adalah sebagai berikut:

$$Entropy(S) = - \sum p_i \times \log_2(p_i) \quad i=1$$

Berdasarkan dataset sebanyak 165 sampel (55 sampel tidak kecanduan, 50 sampel ringan, dan 60 sampel berat), diperoleh nilai Entropy(S) = 1,581. Perhitungan Entropy kemudian dilakukan pada

setiap kategori di masing-masing atribut untuk melihat distribusi frekuensinya.

b. Perhitungan Gain dan Gain Ratio

Setelah mendapatkan nilai Entropy, tahap selanjutnya adalah menghitung Information Gain untuk mengetahui seberapa efektif suatu atribut dalam mengklasifikasikan data. Namun, untuk menghindari bias pada atribut yang memiliki banyak nilai, digunakan Gain Ratio sebagai kriteria pemilihan simpul (node).

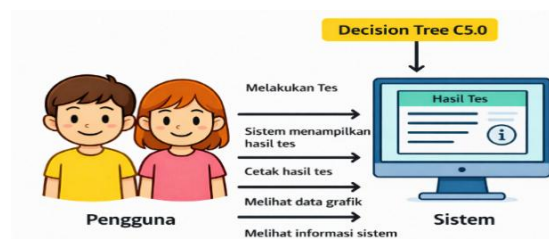
$$Entropy(S) = \sum p_i \times \log_2(p_i) \quad i=1$$

$$Gain(S,A) = p_{total} - D_j D \times Entropy(S_i)$$

Sebagai contoh, pada atribut "Kelas" dengan empat kategori (Kelas 3, 4, 5, dan 6), didapatkan nilai Gain sebesar 0,1448 dan Split Information sebesar 1,9309. Dengan demikian, diperoleh nilai Gain Ratio sebesar 0,0769. Proses perhitungan ini diulangi untuk seluruh atribut kuesioner lainnya. Atribut dengan nilai Gain Ratio tertinggi akan terpilih sebagai akar (root node). Proses iterasi berlanjut hingga seluruh cabang pada pohon keputusan mencapai simpul daun (leaf node) yang murni atau memenuhi kriteria pemberhentian, sehingga menghasilkan pola klasifikasi yang optimal.

3.5. Perancangan Sistem

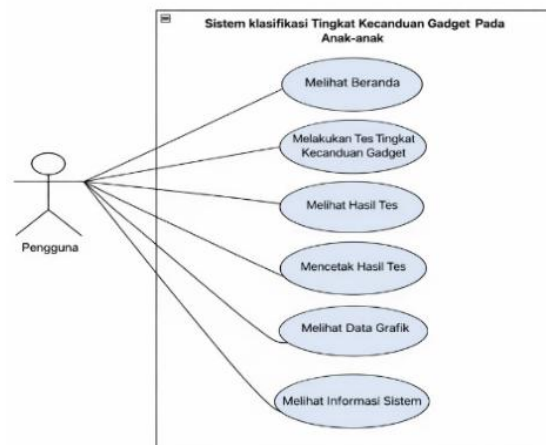
Sistem berbasis website diusulkan untuk menghitung dan mengambil keputusan tentang tingkat kecanduan gadget pada anak-anak secara efisien. Melalui pengisian kuesioner yang mengukur kebiasaan dan perilaku penggunaan gadget, sistem ini memungkinkan orang tua atau pihak terkait untuk menilai tingkat kecanduan anak dengan lebih mudah. Dengan melakukan proses klasifikasi dan memberikan informasi terkait, diharapkan dapat menghemat waktu dan biaya dalam penilaian kecanduan gadget, sehingga langkah penanganan atau tindakan yang tepat dapat dilakukan dengan lebih cepat dan mudah. Sistem ini menggunakan Decision Tree C5.0 dalam proses perhitungan tingkat kecanduan gadget pada anak-anak untuk memberikan hasil yang lebih akurat.



Gambar 2. Rancangan Usulan Sistem

Pada use case ini terdapat satu aktor, yaitu pengguna. Pengguna dapat mengakses beberapa menu utama dalam sistem, seperti melihat beranda, melakukan tes tingkat kecanduan gadget, melihat hasil tes, dan melihat informasi tentang sistem. Sistem ini dirancang sederhana sehingga seluruh fitur dapat digunakan langsung tanpa proses login, guna

memudahkan pengguna dalam menilai tingkat kecanduan gadget pada anak-anak.



Gambar 3. Diagram Use Case

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menghasilkan sebuah sistem klasifikasi berbasis web untuk mendeteksi tingkat kecanduan gadget pada anak dengan mengimplementasikan algoritma Decision Tree C5.0. Agar sejalan dengan tahapan metode penelitian yang dilakukan, pembahasan hasil dibagi menjadi tiga tahapan utama: (1) Hasil pengolahan data dan pembentukan model algoritma, (2) Implementasi sistem (Fase Construction), serta (3) Pengujian dan evaluasi sistem (Fase Cutover).

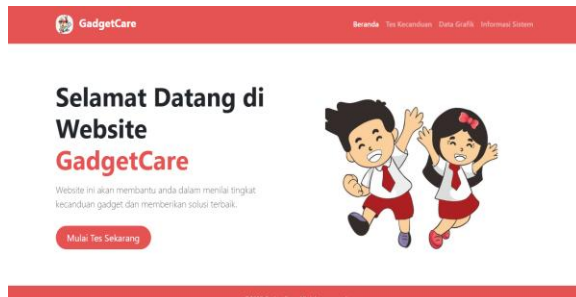
4.1. Preprocessing Data

Hasil Preprocessing Data dan Penerapan Algoritma Decision Tree C5.0 Sebelum sistem diimplementasikan, data kuesioner dari responden diproses melalui tahapan preprocessing yang meliputi data cleaning (seperti penyesuaian format usia), data transformation (mengubah jawaban skala likert dan profil ke dalam bentuk numerik), data reduction, dan data labeling ke dalam tiga kelas: Tidak Kecanduan, Kecanduan Ringan, dan Kecanduan Berat. Data yang telah bersih kemudian diolah menggunakan algoritma Decision Tree C5.0 dengan menghitung nilai Entropy, Information Gain, dan Gain Ratio secara rekursif. Berdasarkan hasil perhitungan terhadap data training, atribut kuesioner "Ananda lebih sering main gadget dari pada ngobrol atau menghabiskan waktu bareng keluarga" menghasilkan nilai Gain Ratio tertinggi, sehingga terpilih sebagai simpul akar (root node) dalam pembentukan pohon keputusan. Proses pemecahan (splitting) ini dilanjutkan pada atribut-atribut lain yang belum homogen hingga membentuk aturan logis (rules) yang utuh dan siap ditanamkan ke dalam sistem.

4.2. Implementasi Sistem (Fase Construction)

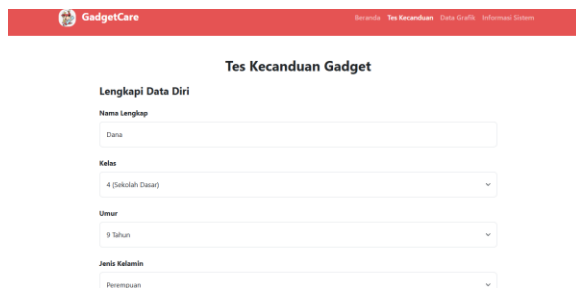
Berdasarkan aturan pohon keputusan yang telah terbentuk dan rancangan diagram UML pada fase

desain, proses selanjutnya adalah construction atau perancangan sistem berbasis website. Sistem klasifikasi tingkat kecanduan gadget ini diimplementasikan menggunakan framework Laravel dengan basis data MySQL. Antarmuka sistem dirancang untuk memudahkan pengguna yang mencakup halaman beranda sebagai tampilan utama, halaman pengisian data diri, instrumen tes kecanduan, laporan hasil klasifikasi, visualisasi data melalui halaman grafik, serta halaman informasi mengenai sistem.



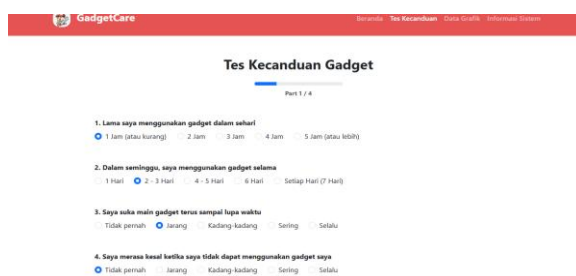
Gambar 4. Halaman Beranda

Gambar 4 diatas merupakan halaman utama atau Dashboard bagi pengguna dengan hak akses Admin pada aplikasi "GadgetCare". Halaman ini dirancang untuk memberikan ringkasan data kuesioner dan hasil klasifikasi tingkat kecanduan gadget pada anak secara real-time dan komprehensif.



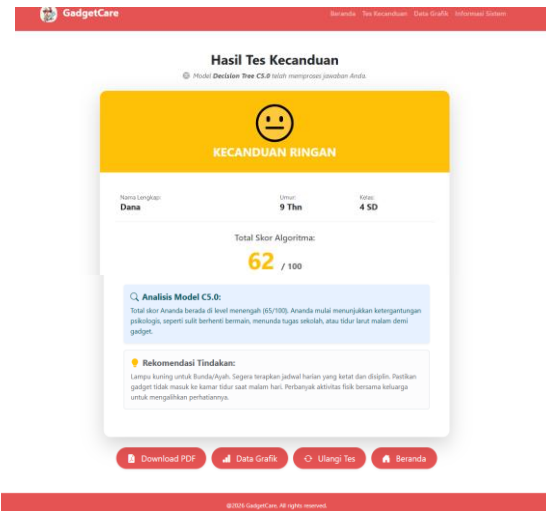
Gambar 5. Data Diri Tes

Halaman Data Diri Tes Kecanduan pada gambar 5 menampilkan halaman untuk melakukan pengujian atau asesmen tingkat kecanduan gadget. Di bawah judul tersebut terdapat subjudul "Lengkapi Data Diri", yang menunjukkan bahwa pengguna diwajibkan mengisi identitas terlebih dahulu sebelum melanjutkan ke pertanyaan tes.



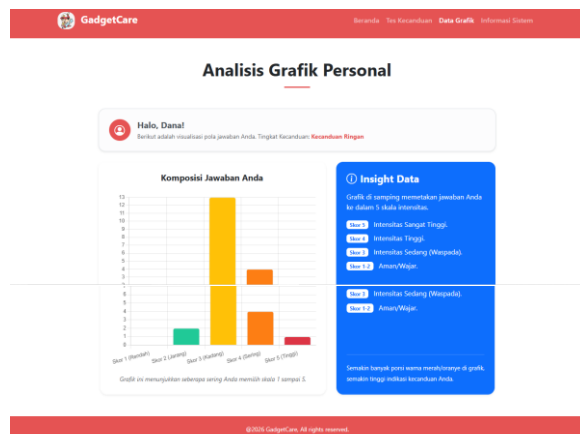
Gambar 6. Halaman Tes Kecanduan

Pada gambar 6 menampilkan halaman Tes Kecanduan menampilkan halaman pengisian kuesioner Tes Kecanduan Gadget. Halaman ini digunakan untuk mengumpulkan data jawaban responden terkait perilaku dan intensitas penggunaan gadget dalam kehidupan sehari-hari.



Gambar 7. Halaman Hasil Tes Kecanduan

Halaman Hasil Tes Kecanduan menampilkan halaman hasil akhir pengolahan data kuesioner yang telah diisi oleh responden. Halaman ini sebagai output akhir sistem yang menyajikan hasil evaluasi tingkat kecanduan gadget pada anak.



Gambar 6. Halaman Data Grafik

Halaman Data Grafik menampilkan hasil analisis jawaban responden secara per individu berdasarkan kuesioner penggunaan gadget yang telah diisi. Pada bagian atas halaman ditampilkan identitas responden serta hasil klasifikasi tingkat kecanduan gadget, yang pada tampilan gambar menunjukkan kategori Tidak Kecanduan. Hasil pengisian kuesioner divisualisasikan dalam bentuk grafik batang Komposisi Jawaban, yang menunjukkan sebaran jawaban responden pada skala 1 hingga skala 5.



Gambar 7. Halaman Informasi

Halaman Informasi Sistem merupakan halaman yang berfungsi sebagai media edukasi sekaligus panduan awal penggunaan sistem. Pada halaman ini ditampilkan informasi mengenai bahaya penggunaan gadget pada anak, yang menjelaskan bahwa penggunaan gadget secara berlebihan dan tidak terkontrol dapat berdampak negatif terhadap tumbuh kembang anak, baik dari aspek fisik, mental, maupun sosial. Informasi tersebut disajikan dalam bentuk poin-

poin agar mudah dipahami oleh pengguna, khususnya orang tua. Selain itu, halaman ini juga menampilkan cara penggunaan sistem, yang menjelaskan langkah-langkah penggunaan aplikasi, mulai dari memahami informasi awal, mengisi kuesioner, hingga melihat hasil klasifikasi tingkat kecanduan gadget pada anak.

4.3. Pengujian dan Evaluasi Sistem (Fase Cutover)

Tahap akhir dari pengembangan sistem ini adalah cutover atau pengujian menyeluruh sebelum sistem digunakan. Pengujian dibagi menjadi dua bagian, yaitu pengujian fungsionalitas aplikasi dan pengujian tingkat akurasi model algoritma.

4.4. Pengujian Fungsionalitas Sistem (Blackbox Testing)

Hasil pengujian blackbox menunjukkan bahwa sistem tersebut bekerja dengan baik. Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel

Tabel 2. kenario Pengujian Sistem

Test Case	Kasus Pengujian	Status
Mengisi Identitas Diri Lengkap	Pengguna memasukkan Nama, Kelas, Umur, dan Jenis Kelamin dengan lengkap lalu menekan tombol Next	Berhasil
Mengisi Identitas Diri Tidak Lengkap	Pengguna mengosongkan salah satu kolom (misal: Umur) lalu menekan tombol Next	Berhasil
Navigasi Wizard Pertanyaan (Next)	Pengguna memilih jawaban pada semua soal di Part 1 lalu menekan tombol Next	Berhasil
Validasi Jawaban Kosong	Pengguna tidak memilih jawaban pada salah satu soal lalu menekan tombol Next	Berhasil
Submit Jawaban & Lihat Hasil	Pengguna menyelesaikan soal Part 4 dan menekan tombol Lihat Hasil	Berhasil
Download Laporan PDF	Pengguna menekan tombol "Download PDF" pada halaman hasil	Berhasil
Fitur Anti-Refresh Halaman	Pengguna melakukan refresh pada halaman hasil tes	Berhasil
Akses Grafik Setelah Tes (Valid)	Pengguna yang baru saja menyelesaikan tes menekan tombol "Data Grafik" pada halaman hasil.	Berhasil
Akses Grafik Tanpa Tes (Invalid)	Pengguna mencoba membuka menu "Data Grafik" tanpa melakukan tes terlebih dahulu (atau setelah menutup browser/tab).	Berhasil

Berdasarkan Tabel 2 di atas, Pengujian fungsionalitas (blackbox testing) dilakukan dengan 9 skenario pengujian yang mencakup validasi kelengkapan data diri, pengisian jawaban, penanganan jawaban kosong, unduh laporan PDF, hingga akses data grafik. Hasil pengujian menunjukkan bahwa keseluruhan 9 skenario tersebut mendapatkan status "Berhasil", yang menandakan seluruh fitur antarmuka bekerja 100% dengan baik tanpa error.

4.5. Evaluasi Kinerja Model (Confusion Matrix Multi-Class)

Evaluasi kinerja model klasifikasi tingkat kecanduan gadget dilakukan dengan menggunakan Confusion Matrix Multi-Class. Metode ini digunakan untuk memvalidasi performa algoritma Decision Tree C5.0 dengan membandingkan kelas aktual dari data testing terhadap kelas prediksi yang dihasilkan oleh sistem. Berdasarkan pengujian terhadap 25 data testing, model berhasil mengklasifikasikan 23 data secara tepat. Hasil ini menunjukkan bahwa sistem

memiliki tingkat akurasi yang sangat baik, yaitu sebesar 92%. Secara spesifik:

- Kategori "Tidak Kecanduan" memiliki keberhasilan sempurna dengan presisi 100%, recall 100%, dan F1-score 100%
- Kategori "Kecanduan Ringan" mencatatkan presisi 100%, recall 66,67%, dan F1-score 80%
- Kategori "Kecanduan Berat" menunjukkan presisi 86,67%, recall 100%, dan F1-score 93,05%

Nilai rata-rata metrik evaluasi yang sangat tinggi membuktikan bahwa model Decision Tree C5.0 pada sistem ini sangat handal untuk mengenali pola perilaku penggunaan gadget pada anak-anak secara objektif dan akurat.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan penelitian ini, Sistem Klasifikasi Tingkat Kecanduan Gadget pada Anak-anak telah berhasil dibangun dengan menggunakan algoritma Decision Tree C5.0. Implementasi sistem ini

memberikan kemudahan dalam melakukan penilaian tingkat kecanduan gadget secara otomatis dan objektif, sehingga dapat digunakan sebagai alat bantu bagi orang tua dalam mendeteksi perilaku digital anak sejak dini. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model klasifikasi yang dihasilkan memiliki tingkat akurasi sebesar 92%, yang menandakan bahwa algoritma C5.0 memiliki performa yang sangat baik dan layak diimplementasikan untuk kebutuhan klasifikasi. Untuk penelitian berikutnya, disarankan untuk memperluas objek penelitian pada kelompok usia yang berbeda guna mendapatkan hasil penelitian yang lebih luas dan menyeluruh. Selain itu, dalam pengembangan metode, disarankan untuk menggunakan metode pengambilan keputusan lain sebagai pembandingan guna meningkatkan kualitas akurasi serta performa sistem yang dikembangkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Aryusya Thamrin and R. Amanda Putri, "Klasifikasi Tingkat Kecanduan Gadget Pada Balita Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," 2025.
- [2] I. Sahputra, M. Mauliza, and S. F. A. Zohra, "The Implementasi Algoritma C5.0 Pada Klasifikasi Status Gizi Ibu Hamil di Kota Lhokseumawe," *METIK JURNAL*, vol. 7, no. 1, pp. 42–46, Jun. 2023, doi: 10.47002/metik.v7i1.562.
- [3] E. Maisharoh et al., "Klasifikasi Kelayakan Penerima Keringanan Uang Kuliah Tunggal Mahasiswa Politeknik Negeri Bengkalis Menggunakan Algoritma Decision Tree C5.0," *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, vol. 10, no. 1, 2026.
- [4] K. Anam et al., "Analisis Tingkat Penggunaan Gadget pada Anak Usia Dini dengan menggunakan K-Mean," 2024.
- [5] F. Siska Audina and R. E. Putra, "Klasifikasi Tingkat Kepuasan Wali Murid Terhadap Hasil Belajar Anak Menggunakan Algoritma C5.0," vol. 04, 2023.
- [6] F. B. Andika and A. S. Purnomo, "Sistem Pakar Deteksi Dini Tingkat Kecanduan Gadget pada Anak Menggunakan Fuzzy Tsukamoto," vol. 5, no. 2, pp. 135–144, 2023.
- [7] J. Teknika and N. Anthira, "Klasifikasi Gangguan Jiwa Menggunakan Algoritma C5.0 Di RSJ. Mahoni Kota Medan," *IJCCS*, vol. x, No.x, pp. 1–5, 2024.
- [8] J. Tahun, S. Syahdan, R. Rura, R. Dwi Christyanti, and J. Matematika, "Penerapan Algoritma C5.0 Dalam Klasifikasi Faktor-faktor Penyebab Terjadi DBD," 2024, doi: 10.61323/jsb.v3i1.105.
- [9] F. Siska Audina and R. E. Putra, "Klasifikasi Tingkat Kepuasan Wali Murid Terhadap Hasil Belajar Anak Menggunakan Algoritma Decision Tree C5.0," 2023.
- [10] F. Meila Azzahra Sofyan, A. Putri Riyandoro, D. Fitriani Maulana, J. Haerul Jaman, S. Informasi, and U. Singaperbangsa Karawang, "Volume 6 ; Nomor 2," *Juli*, vol. 6, pp. 619–625, Jul. 2023, [Online]. Available: <https://ojs.trigunadharma.ac.id/index.php/jsk/index>
- [11] Anggraini Eka, *Mengatasi Kecanduan Gadget pada Anak-anak*. Serayu Publishing, 2019. Accessed: May 01, 2025. [Online]. Available: https://www.google.co.id/books/edition/Mengatasi_Kecanduan_Gadget_Pada_Anak-m-7CDwAAQBAJ?hl=id&gbpv=1&dq=Mengatasi+Kecanduan+Gadget+pada+Anak-anak&printsec=frontcover
- [12] P. D. L. Adriani Winda Siti, "Mendeteksi Ancaman Kecanduan Gadget Pada Anak Usia Dini," 2024.
- [13] Arhami Muhammad dan Nasir Muhammad, *Data Mining Aloritma dan Implementasi*. Andi, 2020. Accessed: May 01, 2025. [Online]. Available: https://www.google.co.id/books/edition/Data_Mining_Algoritma_dan_Implementasi/AtcCEAAQBAJ?hl=id&gbpv=1&dq=Data+mining++algoritma+dan+implementasi&printsec=frontcover
- [14] Saputra Irwansyah dan Kristiyanti Ajeng Dinar, *Machine Learning untuk Pemula*. Informatika, 2022.
- [15] Dharma Oetomo Sutedjo Budi, *Perencanaan & Pembangunan Sistem Informasi*. Andi, 2006.
- [16] N. S. H. Y. H. S. S. K. O. M. P. A. S. M. dan W. F. Yoanti. Umar, *Buku Ajaran Rekayasa Perangkat Lunak*. Sonpedia.com, 2024.