

Penerapan Data Mining Untuk Analisis Kecanduan Gadget Anak Usia Dini Menggunakan Decision Tree

Mochammad Faizal Yusuf Anshary¹, Toni Arifin²

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Adhirajasa Reswara Sanjaya
e-mail: ¹fzlyusuf10@gmail.com, ²toni.arifin@ars.ac.id

Abstrak

Peningkatan penggunaan gadget pada anak usia dini menimbulkan kekhawatiran terkait kecanduan yang dapat memengaruhi perkembangan mereka. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis tingkat kecanduan gadget pada anak-anak di Kota Bandung menggunakan algoritma Decision Tree. Data dikumpulkan melalui survei terhadap 87 responden dengan variabel seperti durasi penggunaan gadget, frekuensi pengawasan orang tua, dan kemampuan berhenti. Algoritma Decision Tree dipilih karena efektif dalam menangani data kategoris dan menghasilkan struktur keputusan yang transparan. Hasil pengujian model menunjukkan akurasi 86.25%, dengan presisi dan recall lebih dari 84% untuk kedua kelas, kelas kecanduan dan tidak kecanduan. Penelitian ini mengindikasikan bahwa algoritma Decision Tree efektif dalam mendeteksi kecanduan gadget, serta memberikan wawasan bagi orang tua dan pendidik untuk memahami faktor risiko. Hasil ini penting untuk merancang strategi pencegahan yang lebih tepat guna mendukung penggunaan gadget yang lebih sehat pada anak-anak.

Kata kunci— Data Mining, Algoritma Decision Tree, Kecanduan Gadget, Anak Usia Dini

Abstract

The increasing use of gadgets in early childhood raises concerns regarding addiction which could affect their development. This research aims to analyze the level of gadget addiction among children in Bandung City using the Decision Tree algorithm. Data was collected through a survey of 87 respondents with variables such as duration of gadget use, frequency of parental supervision, and ability to stop. The Decision Tree algorithm was chosen because it is effective in handling categorical data and produces a transparent decision structure. The model testing results show an accuracy of 86.25%, with precision and recall of more than 84% for both classes, the addicted and non-addicted classes. This research indicates that the Decision Tree algorithm is effective in detecting gadget addiction, as well as providing insight for parents and educators to understand risk factors. These results are important for designing more appropriate prevention strategies to support healthier gadget use in children.

Keywords— Data Mining, Decision Tree Algorithm, Gadget Addiction, Early Childhood

Corresponding Author:

Toni Arifin,

Email: toni.arifin@ars.ac.id

1. PENDAHULUAN

Perkembangan Teknologi Informasi (TI) telah membawa dampak signifikan terhadap perubahan gaya hidup masyarakat modern. Teknologi ini mempermudah berbagai aktivitas, seperti pekerjaan kantor, komunikasi, tugas akademik, hingga transaksi jual-beli [1]. Salah satu bentuk dari kemajuan ini adalah gadget, yang berfungsi sebagai perangkat elektronik kecil dengan tujuan tertentu, seperti smartphone dan notebook [2]. Namun, penggunaan gadget yang tidak terkendali dapat menyebabkan dampak negatif, terutama bagi anak-anak usia dini, yang berpotensi mengganggu perkembangan sistem motorik dan aspek psikososial mereka [3].

Di tengah permasalahan ini, data mining muncul sebagai alat yang penting untuk menganalisis pola perilaku pengguna gadget. Data mining adalah proses mengeksplorasi dan menganalisis data dalam jumlah besar untuk menemukan pola-pola yang bermakna menggunakan teknik statistik, matematika, dan kecerdasan buatan [4]. Salah satu metode data mining yang banyak digunakan adalah decision tree. Model ini mampu mengolah data kategoris dengan struktur yang transparan dan mudah diinterpretasikan, sehingga ideal untuk menganalisis tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini [5].

Penelitian sebelumnya [6], telah menunjukkan efektivitas algoritma decision tree dalam berbagai bidang, membandingkan algoritma decision tree dengan naïve bayes dan menemukan bahwa decision tree lebih unggul dalam menangani data kompleks. Selain itu, penelitian di RSUD Abdul Wahab Sjahranie menunjukkan keunggulan decision tree dalam mengklasifikasikan data dengan korelasi antar variabel yang tinggi [7]. Penelitian lain [8] menunjukkan bahwa penggunaan decision tree mampu meningkatkan akurasi klasifikasi setelah penerapan seleksi fitur.

Dalam konteks penelitian ini, algoritma decision tree digunakan untuk menganalisis tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini di Kota Bandung. Data diperoleh melalui survei terhadap orang tua atau wali menggunakan Google Forms, mencakup variabel seperti durasi penggunaan gadget, frekuensi pengawasan orang tua, dan kemampuan anak untuk berhenti menggunakan gadget. Penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi faktor-faktor utama yang berkontribusi terhadap kecanduan gadget, sekaligus memberikan rekomendasi strategi pencegahan yang berbasis hasil analisis data.

Dengan latar belakang dan pendekatan tersebut, penelitian ini memberikan kontribusi baru dalam memahami pola kecanduan gadget pada anak usia dini. Selain menawarkan solusi berbasis algoritma decision tree, penelitian ini juga memberikan wawasan bagi orang tua dan pendidik untuk merancang strategi pencegahan yang lebih efektif, sehingga mendukung penggunaan gadget yang sehat di kalangan anak-anak. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi bagi studi lebih lanjut dalam bidang analisis perilaku pengguna gadget menggunakan data mining.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Pengumpulan Data

Survei merupakan metode pengumpulan data dengan memilih sampel responden melalui kuesioner untuk memperoleh informasi mengenai variabel penelitian yang digunakan untuk menggambarkan karakteristik suatu populasi [9]. Pada penelitian ini, survei dilakukan secara online melalui Google Form yang dirancang untuk mengumpulkan informasi tentang perilaku penggunaan gadget pada anak usia dini, termasuk durasi penggunaan, serta dampak sosial. Kuesioner ditujukan kepada orang tua atau wali anak untuk diisi.

Table 1 Variabel Pengumpulan Data

Variabel	Jumlah Responden	Nilai Terbanyak	Frekuensi
Usia Anak	87	7	62
Jenis Kelamin Anak	87	perempuan	46
Durasi Penggunaan Gadget Harian	87	< 2jam	30
Gadget yang Sering Digunakan	87	Smartphone	66
Aktivitas yang Dilakukan di Gadget	87	Menonton video	39

Frekuensi Kontrol Penggunaan <i>Gadget</i> oleh Orang Tua	87	Kadang-kadang	40
Pengabaian Aktivitas Lain karena Penggunaan <i>Gadget</i>	87	Tidak pernah	40
Tanda-tanda Kecanduan <i>Gadget</i>	87	tidak	49
Kemampuan Anak untuk Berhenti Menggunakan <i>Gadget</i>	87	Selalu bisa	33

Dari Tabel 1 memberikan gambaran rinci karakteristik data yang dikumpulkan dalam penelitian penggunaan gadget pada anak usia dini. variabel atau atribut dalam tabel ini menjadi landasan awal bagi analisis dan pengolahan data lebih lanjut, memungkinkan interpretasi yang lebih terarah dalam memahami faktor-faktor yang berkontribusi terhadap kecanduan gadget pada anak usia dini.

Table 2 Deskripsi Atribut

No	Atribut	Deskripsi
1	Usia Anak	Usia anak yang menggunakan <i>gadget</i> dalam rentang tahun.
2	Jenis Kelamin Anak	Jenis kelamin anak (Laki-laki atau Perempuan).
3	Durasi Penggunaan <i>Gadget</i> Harian	Durasi waktu anak menghabiskan untuk menggunakan <i>gadget</i> setiap hari.
4	<i>Gadget</i> yang Sering Digunakan	Jenis <i>gadget</i> yang sering digunakan oleh anak.
5	Aktivitas yang Dilakukan di <i>Gadget</i>	Jenis aktivitas yang dilakukan anak saat menggunakan <i>gadget</i> .
6	Frekuensi Kontrol Penggunaan <i>Gadget</i> oleh Orang Tua	Seberapa sering orang tua mengontrol penggunaan <i>gadget</i> anak.
7	Pengabaian Aktivitas Lain karena Penggunaan <i>Gadget</i>	Seberapa sering anak mengabaikan aktivitas lain karena <i>gadget</i> .
9	Kemampuan Anak untuk Berhenti Menggunakan <i>Gadget</i>	Kemampuan anak untuk berhenti menggunakan <i>gadget</i> ketika diminta.
8	Tanda-tanda Kecanduan <i>Gadget</i>	Indikasi apakah anak menunjukkan tanda-tanda kecanduan <i>gadget</i> .

Dari Tabel diatas menunjukan deksripsi atribut dari setiap atribut yang ada dari dataset anak kecanduan gadget.

2.2. Pengolahan Data Awal

Data yang terkumpul dari 87 responden diperiksa untuk memastikan kelengkapan dan konsistensi. Data yang tidak lengkap, seperti responden yang tidak menjawab pertanyaan kunci,

serta data yang terindikasi sebagai anomali, dihapus dari dataset. Data yang berisi nilai ekstrem (outliers) juga dipertimbangkan untuk dihilangkan agar tidak mengganggu hasil analisis.

Transformasi Data

Setelah proses pembersihan, data diubah menjadi format yang sesuai dengan model yang akan digunakan, dalam hal ini algoritma Decision Tree. Proses ini mencakup pengkodean data kategorikal, seperti konversi variabel jenis kelamin dan durasi penggunaan gadget menjadi nilai numerik.

Sebagai contoh, Kategori Durasi Penggunaan Gadget dikonversi sebagai berikut :

< 2 jam : rendah

2-5 jam : sedang

> 5 jam : tinggi

Pembagian Dataset

Setelah data dibersihkan dan ditransformasikan, dataset tidak langsung dibagi menjadi data training dan data testing. Sebagai gantinya, dilakukan k-fold cross-validation, di mana dataset dibagi menjadi beberapa bagian. Setiap bagian secara bergantian akan digunakan sebagai data testing, sementara bagian lainnya digunakan sebagai data training.

Normalisasi Data

Jika terdapat variabel yang memiliki skala yang berbeda, dilakukan normalisasi agar setiap variabel memiliki skala yang sama dan tidak mempengaruhi hasil model secara signifikan.

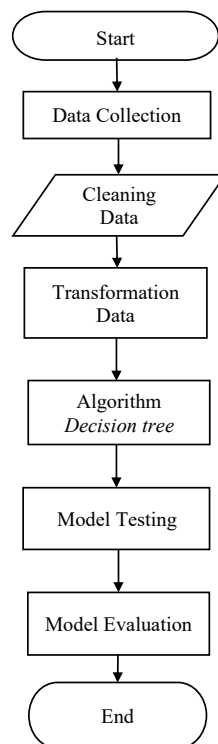
Table 3. Transformasi Data

No	Atribut	Kategori Asli	Hasil Transformasi
1	Usia Anak	Rentang Usia dalam Tahun	Numerik (dalam tahun)
2	Jenis Kelamin	Laki-laki, Perempuan	laki-laki, Perempuan
3	Durasi Penggunaan Gadget	Rentang waktu dari 1 jam hingga 5 jam lebih	Rendah, sedang, tinggi
4	Tanda Kecanduan	Tidak Pernah, Jarang, Kadang- kadang, Sering,	Ya, tidak
5	Kemampuan berhenti	Jarang bisa, kadang-kadang bisa, Sering Bisa, Selalu Bisa	Jarang bisa, kadang-kadang bisa, Sering Bisa, Selalu Bisa

Dari Tabel 3 menunjukkan data kategori asli di transformasi, dapat dilihat dari tabel tersebut hasil transformasi data dari kategori asli ke hasil transformasi.

2.3. Model yang diusulkan

Model yang diusulkan dalam penelitian ini adalah penerapan algoritma Decision Tree untuk menganalisis tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini. Decision tree merupakan struktur berbentuk pohon, di mana setiap simpul internal mewakili pengujian atribut, cabangnya menunjukkan hasil pengujian, dan simpul daunnya merepresentasikan kelas atau distribusi kelas. Prosesnya berlangsung dari simpul akar hingga simpul daun yang menghasilkan prediksi [10]. Algoritma ini dipilih karena kemampuannya yang efektif dalam menangani data kategoris maupun numerik serta menghasilkan hasil yang mudah dipahami.



Gambar 1 Flowchart Model yang Diusulkan

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Hasil Perhitungan Manual Algoritma Decision Tree

Pada penelitian ini akan dijelaskan hasil perhitungan manual menggunakan Algoritma Decision Tree dari dataset yang telah dikumpulkan. Perhitungan manual bertujuan memahami bagaimana algoritma bekerja dalam mengklasifikasikan data. Langkah-langkah perhitungan manual Algoritma Decision Tree sebagai berikut:

a. Input dataset

Pada penelitian ini penulis mendapatkan data dari hasil survey online menggunakan google form dengan respondens sebanyak 87 data.

Table 4 Dataset

Usia Anak	Jenis Kelamin	Durasi Penggunaan Gadget	Kemampuan Berhenti	Tanda Kecanduan
7	Laki-laki	sedang	Jarang bisa	kecanduan
9	Laki-laki	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
3	Perempuan	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Perempuan	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Laki-laki	sedang	Jarang bisa	kecanduan
7	Perempuan	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
5	Laki-laki	rendah	Sering bisa	tidak
9	Perempuan	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Perempuan	rendah	Jarang bisa	kecanduan

11	Laki-laki	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Perempuan	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Perempuan	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
6	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Laki-laki	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Laki-laki	sedang	Kadang kadang bisa	kecanduan
6	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
6	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	sedang	Kadang kadang bisa	kecanduan
7	Perempuan	sedang	Jarang bisa	kecanduan
7	Laki-laki	rendah	Selalu bisa	tidak
6	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
8	Laki-laki	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
6	Perempuan	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
8	Laki-laki	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Laki-laki	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Jarang bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Jarang bisa	tidak
7	Laki-laki	tinggi	Selalu bisa	kecanduan
6	Laki-laki	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Laki-laki	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Laki-laki	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Laki-laki	tinggi	Sering bisa	kecanduan
7	Perempuan	sedang	Jarang bisa	tidak
7	Laki-laki	sedang	Jarang bisa	kecanduan
7	Perempuan	sedang	Kadang kadang bisa	tidak
7	Laki-laki	sedang	Kadang kadang bisa	tidak
7	Laki-laki	rendah	Sering bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Sering bisa	tidak
7	Laki-laki	sedang	Jarang bisa	kecanduan
9	Laki-laki	sedang	Selalu bisa	kecanduan
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
8	Laki-laki	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	sedang	Kadang kadang bisa	tidak
7	Laki-laki	sedang	Selalu bisa	kecanduan
10	Laki-laki	tinggi	Jarang bisa	kecanduan

8	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
5	Perempuan	tinggi	Selalu bisa	kecanduan
7	Laki-laki	rendah	Kadang kadang bisa	tidak
6	Laki-laki	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Perempuan	rendah	Sering bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
6	Laki-laki	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Laki-laki	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Laki-laki	tinggi	Kadang kadang bisa	kecanduan
7	Laki-laki	sedang	Kadang kadang bisa	kecanduan
7	Laki-laki	rendah	Sering bisa	tidak
7	Laki-laki	rendah	Sering bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	sedang	Jarang bisa	kecanduan
7	Perempuan	sedang	Jarang bisa	tidak
6	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
6	Perempuan	rendah	Sering bisa	tidak
7	Laki-laki	rendah	Selalu bisa	tidak
6	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Laki-laki	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	sedang	Kadang kadang bisa	tidak
7	Laki-laki	rendah	Sering bisa	tidak
2	Laki-laki	rendah	Sering bisa	tidak
7	Laki-laki	tinggi	Kadang kadang bisa	kecanduan
7	Perempuan	sedang	Jarang bisa	tidak
7	Perempuan	tinggi	Selalu bisa	kecanduan
8	Laki-laki	tinggi	Jarang bisa	kecanduan
7	Laki-laki	sedang	Jarang bisa	kecanduan
7	Laki-laki	sedang	Kadang kadang bisa	tidak
7	Laki-laki	sedang	Kadang kadang bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak
7	Perempuan	rendah	Selalu bisa	tidak

Table 5 Atribut Frekuensi

Atribut	Nilai	Frekuensi
Usia	1-5	4
	5-8	78
	9-12	5
Jenis kelamin	Laki-laki	41

	Perempuan	46
Durasi penggunaan <i>gadget</i>	Rendah	41
	Sedang	21
	tinggi	25
Kemampuan Berhenti	Jarang bisa	32
	Kadang-kadang bisa	12
	Sering bisa	10
	Selalu bisa	33

b. Menghitung entropy awal

Entropy awal (Entropy (S)) digunakan untuk mengukur ketidak pastian dataset sebelum pemisahan berdasarkan atribut apapun. Rumus yang digunakan yaitu :

$$Entropy(S) = - \left(\frac{Kelas A}{Total\ data} \times \log_2 \frac{Kelas A}{Total\ data} + \frac{Kelas B}{Total\ data} \times \frac{Kelas B}{Total\ data} \right)$$

Dengan substitusi nilai yaitu :

$$Entropy(S) = - \left(\frac{30}{87} \times \log_2 \frac{30}{87} + \frac{57}{87} \times \log_2 \frac{57}{87} \right)$$

Perhitungan :

$$1. \frac{30}{87} = 0.345$$

$$2. \frac{57}{87} = 0.655$$

Selanjutnya hitung setiap komponen

$$0.345 = \log_2(0.345) = -0.530$$

$$0.655 = \log_2(0.655) = -0.401$$

Sehingga diperoleh

$$Entropy(S) = 0.530 + 0.401 = 0.931$$

c. Hitung entropy setiap kategori atribut durasi penggunaan gadget

Perhitungan dilakukan dengan setiap kategori dalam atribut Durasi Penggunaan Gadget yang terdapat tiga kategori yaitu rendah, sedang, tinggi. Pada setiap kategori dihitung menggunakan rumus yang sama, berikut adalah perhitungan menggunakan atribut rendah.

Rumus :

$$Entropy(rendah) = - \left(\frac{28}{41} \times \log_2 \frac{28}{41} + \frac{9}{41} \times \log_2 \frac{9}{41} + \frac{3}{41} \times \log_2 \frac{3}{41} + \frac{1}{41} \times \log_2 \frac{1}{41} \right)$$

Substitusi :

$$1. \frac{28}{41} = 0.683$$

$$2. \frac{9}{41} = 0.219$$

$$3. \frac{3}{41} = 0.073$$

$$4. \frac{1}{41} = 0.024$$

Perhitungan :

$$0.683 \times \log_2(0.683) = -0.366$$

$$0.219 \times \log_2(0.219) = -0.480$$

$$0.073 \times \log_2(0.073) = -0.285$$

$$0.024 \times \log_2(0.024) = -0.129$$

Sehingga

$$Entropy(Rendah) = 0.366 + 0.480 + 0.285 + 0.129 = 1.260$$

Kemudian setelah hitung atribut rendah, hitung juga kategori lainnya.

- d. Menghitung gain untung atribut durasi penggunaan gadget

Dengan nilai *entropy* tiap subset, *information gain* untuk atribut Durasi Penggunaan Gadget dihitung sebagai berikut:

Keterangan :

$$Entropy(Rendah) = 1.260$$

$$Entropy(Sedang) = 1.008$$

$$Entropy(Tinggi) = 0.862$$

$$gain(durasi\ penggunaan\ gadget) = Entropy(S) - \left(\frac{41}{87} \times Entropy(Rendah) + \frac{21}{87} \times Entropy(Sedang) + \frac{25}{87} \times Entropy(Tinggi) \right)$$

Substitusi :

$$= 0.931 - \left(\frac{41}{87} \times 1.260 + \frac{21}{87} \times 1.008 + \frac{25}{87} \times 0.862 \right)$$

Perhitungan :

$$\frac{41}{87} \times 1.260 = 0.593$$

$$\frac{21}{87} \times 1.008 = 0.243$$

$$\frac{25}{87} \times 0.862 = 0.248$$

$$\text{diperoleh } gain = 0.931 - (0.593 + 0.243 + 0.248) = 0.931 - 1.084 = -0.153$$

- e. Menghitung gain ratio untuk durasi penggunaan gadget

Dengan *information gain* dan *split info*, *gain ratio* untuk Durasi Penggunaan Gadget adalah :

$$Gain\ Ratio(Durasi\ Penggunaan\ Gadget) = \frac{Gain(Durasi\ Penggunaan\ Gadget)}{Split\ info(Durasi\ Penggunaan\ Gadget)}$$

Substitusi :

$$Gain\ Ratio(Durasi\ Penggunaan\ Gadget) = \frac{-0.153}{1.569} = -0.097$$

Hasil akurasi sebesar 86.25% dari pengujian data sebanyak 87

	Val kecurdian	True Neg	Class Prediction
pred kecurdian	32	6	84.21%
pred Neg	6	43	87.79%
Class Total	84.21%	87.79%	

Hasil pohon keputusan



2. Evaluasi Hasil Model

Pada bagian ini, disajikan hasil evaluasi dari model klasifikasi Decision Tree yang digunakan untuk mengidentifikasi tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini. Evaluasi dilakukan menggunakan beberapa metrik utama seperti akurasi, presisi, dan recall. Confusion Matrix di bawah ini memberikan gambaran mengenai performa model dalam mengklasifikasikan data pada setiap kelas.

Table 6 Confusion Matrix

Aktual	prediksi	
	kecanduan	tidak
kecanduan	32	6
tidak	6	43

Confusion Matrix di atas menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah untuk setiap kelas, maka kita bisa menghitung metrik evaluasi. Berdasarkan hasil yang diperoleh :

1. *Accuracy* Mengukur proporsi prediksi benar dari keseluruhan prediksi

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN (Total)} = \frac{32+43}{32+43+6+6} = \frac{75}{87} = 86.25\%$$

Akurasi yang diperoleh dari model Decision Tree ini adalah 86.25%, yang menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan data dengan benar sebesar 86.25% dari total 87 data yang diuji.

2. *Precision* per kelas

a. Kecanduan

$$precision = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{32}{32+6} = \frac{32}{38} = 84.21\%$$

Presisi kelas kecanduan yaitu 84.21%, berarti dari semua data yang diprediksi sebagai kecanduan.

b. Tidak

$$precision = \frac{TN}{TN+FN} = \frac{43}{43+6} = \frac{43}{49} = 87.76\%$$

Presisi kelas tidak yaitu 87.76%, berarti dari semua data yang di prediksi sebagai tidak.

3. *Recall* per kelas

a. Kecanduan

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{32}{32+6} = \frac{32}{38} = 84.21\%$$

Recall kelas kecanduan yaitu 84.21%, menandakan model sukses mendeteksi 84.21% dari seluruh data yang benar benar kecanduan

b. Tidak

$$Recall = \frac{TN}{TN+FP} = \frac{43}{43+6} = \frac{43}{49} = 87.76\%$$

Recall kelas tidak yaitu 87.76%, menunjukan model dapat mengidentifikasi 87.76% dari seluruh data yang benar benar tidak.

Hasil dari perhitungan manual mendapatkan tingkat akurasi mencapai 86.25%, Model mendapat presisi dan recall yang tinggi pada kedua kelas. Yaitu kecanduan dan tidak, dengan kelas tinggi mendapat sedikit lebih tinggi. dari keseluruhan, model bisa diandalkan untuk menganalisis kecanduan gadget pada anak usia dini dengan tingkat akurasi yang cukup baik.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian dan pengolahan data yang telah dilakukan mengenai tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini menggunakan algoritma Decision Tree, maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Model Decision Tree yang digunakan memiliki tingkat akurasi 86,25%, menunjukkan kemampuan yang baik dalam menganalisis dan memprediksi tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini.
2. Kelas kecanduan memiliki presisi dan recall sebesar 84,21%, sementara kelas tidak kecanduan memiliki presisi dan recall 87,76%, menunjukkan model lebih akurat dalam mengidentifikasi anak yang tidak mengalami kecanduan gadget.

3. Faktor utama yang berpengaruh terhadap kecanduan gadget meliputi durasi penggunaan gadget dan kontrol orang tua, memberikan wawasan bagi orang tua dan pendidik dalam mengatasi risiko kecanduan gadget pada anak usia dini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Miranti and L. D. Putri, "Waspada Dampak Penggunaan Gadget Terhadap Perkembangan Sosial Anak Usia Dini," *Jurnal Cendekiawan Ilmiah PLS*, vol. 6, 2021.
- [2] D. W. Y. Pratama, "Pengaruh Gadget Terhadap Perkembangan Anak Usia Dini," vol. 2, no. 1, pp. 394–97, Jul. 2024.
- [3] R. Setiawan, A. Triayudi, and A. Gunawan, "Diagnosa Kecanduan Gadget Pada Anak Usia Dini dengan Metode Fuzzy Sugeno dan Fuzzy Mamdani," *Journal of Computer System and Informatics (JoSYC)*, vol. 4, no. 2, pp. 315–325, Feb. 2023, doi: 10.47065/josyc.v4i2.3018.
- [4] D. M. B. , S. T. , & H. M. Sitorus, "Penerapan Data Mining Pola Penjualan Barang Pada Koperasi Dengan Menggunakan Metode Algoritma FP-Growth," *Jurnal Sistem Informasi Tgd*, vol. 3, no. 2, pp. 101–110, 2024.
- [5] E. Muningsih, C. Kesuma, Sunanto, Suripah, and A. Widayanto, "Combination of K-Means method with Davies Bouldin index and decision tree method with parameter optimization for best performance," *AIP Conf Proc*, vol. 2714, no. 1, May 2023, doi: 10.1063/5.0129119.
- [6] G. , Z. M. , & C. N. Divva, " Perbandingan Metode Klasifikasi Naive Bayes , Decision Tree Dan K- Nearest Neighbor Pada Data Log Firewall," pp. 679–688, Apr. 2021.
- [7] A. Wahab, S. Samarinda, I. Lishania, R. Goejantoro, and Y. N. Nasution, "Perbandingan Klasifikasi Metode Naive Bayes dan Metode Decision Tree Algoritma (J48) pada Pasien Penderita Penyakit Stroke di RSUD Comparison of the Classification for Naive Bayes Method and the Decision Tree Algorithm (J48) for Stroke Patients in Abdul Wahab Sjahranie Samarinda Hospital," *Jurnal EKSPONENSIAL*, vol. 10, no. 2, 2019.
- [8] J. Sains dan Teknologi and T. Arifin, "IMPLEMENTASI GREEDY FORWARD SELECTION UNTUK PREDIKSI METODE PENYAKIT KUTIL MENGGUNAKAN DECISION TREE".
- [9] Maidiana, "Penelitian Survey," *ALACRITY : Journal Of Education*, vol. 1, no. 2, pp. 20–29, Jun. 2021.
- [10] A. Simarmata and Y. T. Tarihoran, "Analisa Pengaruh Penggunaan Gadget Terhadap Nilai Akhir Siswa SMA Secara Umum Menggunakan Metode Data mining (Decision Tree) Analysis of the Effect of Gadget Use on the Final Score of High School Students in General Using the Data mining Method (Decision Tree)".