

# Analisis Prediktif Tingkat Kecanduan Penggunaan *Smartphone* Pada Anak Menggunakan Algoritma C4.5

Adinda Septiani<sup>1\*</sup>, Ayu Regina Putri Cahyani<sup>2</sup>, Hoetomo Damaputra<sup>3</sup>, Nuchi Dara Nurfitri<sup>4</sup>, Rolastuan<sup>5</sup>, Annida Purnamawati<sup>6</sup>

<sup>1,2,3,4,5</sup>Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika  
Jl. Kramat Raya No 98, Jakarta Pusat, Indonesia

<sup>6</sup>Program Studi Sistem Informasi, Universitas Bina Sarana Informatika Kampus Kota Yogyakarta  
Jl Ringroad Barat, Yogyakarta, Indonesia

e-mail korespondensi: [adindaseptiani67@gmail.com](mailto:adindaseptiani67@gmail.com)

Submit: 26-11-2025 | Revisi: 01-12-2025 | Terima: 06-12-2025 | Terbit online: 11-12-2025

**Abstrak** - Penggunaan *smartphone* yang berlebihan pada anak dan remaja usia sekolah menjadi isu penting di era digital karena dapat memengaruhi perkembangan sosial, emosional, dan akademik mereka. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi tingkat kecanduan *smartphone* pada pelajar berusia 5–18 tahun berdasarkan persepsi dan pengawasan orang tua dengan menerapkan metode *data mining* menggunakan algoritma C4.5 pada perangkat lunak *RapidMiner*. Data dikumpulkan melalui kuesioner yang disebarakan kepada 516 orang tua di Kabupaten Karawang dengan variabel mencakup durasi penggunaan *smartphone*, intensitas penggunaan media sosial, dampak terhadap kegiatan belajar dan emosional, tingkat pengawasan orang tua, serta dampak kesehatan dan sosial keluarga. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma C4.5 mampu memprediksi tingkat kecanduan *smartphone* dengan akurasi sebesar 93.21%. Penelitian ini berkontribusi dalam mengidentifikasi faktor-faktor utama kecanduan *smartphone* pada anak Indonesia berdasarkan persepsi orang tua, sehingga dapat menjadi acuan dalam upaya pencegahan dan pengawasan penggunaan *smartphone* di kalangan pelajar.

Kata Kunci : *Data mining*, Algoritma C4.5, Kecanduan *smartphone*

**Abstract** - Excessive *smartphone* use among school-aged children and adolescents has become an important issue in the digital era, as it can affect their social, emotional, and academic development. This study aims to predict the level of *smartphone* addiction among students aged 5–18 years based on parental perception and supervision by applying data mining methods using the C4.5 algorithm in *RapidMiner* software. Data were collected through questionnaires distributed to 517 parents in Karawang Regency, with variables including *smartphone* usage duration, social media usage intensity, impact on learning and emotional activities, level of parental supervision, as well as health and social impacts within the family. The results show that the C4.5 algorithm can predict the level of *smartphone* addiction with an accuracy of 93.21%. This study contributes to identifying the key factors of *smartphone* addiction among Indonesian children based on parental perceptions, providing a reference for prevention and supervision efforts in *smartphone* use among students.

Keywords : *Data mining*, C4.5 algorithm, *Smartphone* addiction

## 1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi digital yang pesat membuat *smartphone* menjadi bagian rutin dalam kehidupan anak dan remaja. Akses yang mudah terhadap perangkat pintar ini meningkatkan risiko penggunaan berlebihan yang berpotensi mengganggu perkembangan sosial, emosional, dan akademik anak.

Studi di Indonesia menunjukkan bahwa penggunaan gadget dan *smartphone* pada kelompok usia anak–remaja terus meningkat, dan kondisi ini menimbulkan kekhawatiran terkait potensi dampak negatif pada perkembangan sosial, emosional, dan akademik, seperti penurunan kualitas interaksi sosial, kesulitan konsentrasi, gangguan tidur, serta munculnya masalah psikologis tertentu [1].

Menurut data Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia [2], sekitar 79,48% anak berusia di bawah 13 tahun (Generasi Alpha) di Indonesia telah terhubung ke internet, dengan *smartphone* sebagai perangkat utama untuk mengaksesnya. Fenomena ini memerlukan perhatian serius karena kecanduan *smartphone* atau penggunaan yang berlebihan dapat menyebabkan gangguan konsentrasi, penurunan prestasi akademik, kesulitan berinteraksi sosial secara tatap muka, hingga gangguan kesehatan fisik seperti kelelahan mata dan gangguan tidur.

165

Copyright (c) 2025 Adinda Septiani, Ayu Regina Putri Cahyani, Hoetomo Damaputra, Nuchi Dara Nurfitri, Rolastuan, Annida Purnamawati



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License. Published under licence by Antartika Media Indonesia.

Peran orang tua menjadi sangat krusial dalam membentuk pola penggunaan digital anak. Pengawasan aktif, penerapan batasan waktu layar (*screen time*), penyaringan konten, serta pengaturan aturan dalam penggunaan perangkat digital — yang kini sering disebut sebagai *digital parenting* diidentifikasi sebagai faktor protektif yang dapat mengurangi risiko dampak negatif penggunaan *smartphone* berlebih [3]. Selaras dengan itu, Mulyana (2023) menjelaskan bahwa orang tua yang aktif mendampingi anak, membatasi durasi penggunaan, serta mengalihkan anak ke aktivitas non-gadget berperan penting dalam mencegah kecanduan perangkat digital. Sementara itu, [4] menegaskan bahwa edukasi dan pelatihan mengenai *digital parenting* dapat meningkatkan kesadaran orang tua terhadap bahaya penggunaan gadget berlebihan pada anak usia dini.

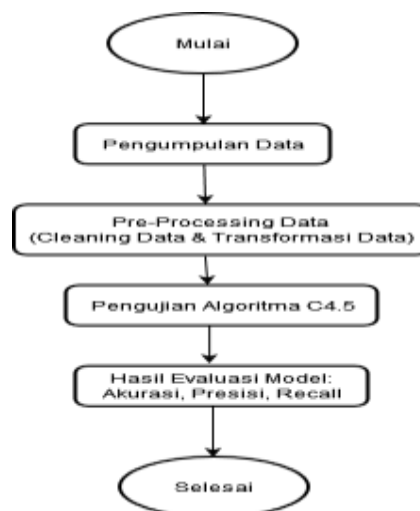
Sejumlah penelitian di Indonesia juga menunjukkan keterkaitan antara pola asuh dan tingkat kecanduan *smartphone*. [5] menemukan adanya hubungan signifikan antara pola asuh orang tua dengan tingkat kecanduan *smartphone* pada anak usia dini. Temuan serupa diungkapkan oleh [6] bahwa tingginya tingkat adiksi gadget berkorelasi negatif dengan kecerdasan emosional anak sekolah dasar. Selain itu, [7] menekankan bahwa pengawasan ibu dalam penggunaan *smartphone* anak berperan penting dalam menekan risiko kecanduan digital. Hasil-hasil ini menunjukkan pentingnya peran orang tua dalam membentuk perilaku digital anak di era teknologi.

Namun demikian, sebagian besar penelitian terdahulu masih berfokus pada aspek psikologis, perilaku, atau pola asuh secara deskriptif, dan belum banyak yang memanfaatkan pendekatan komputasional untuk menganalisis dan memprediksi kecenderungan kecanduan. Pendekatan *data mining* menawarkan potensi untuk mengolah data dalam jumlah besar secara sistematis dan menghasilkan model prediktif yang akurat. Salah satu algoritma yang banyak digunakan adalah C4.5 karena kemampuannya membangun *decision tree* yang mudah diinterpretasi dan memiliki performa baik dalam klasifikasi [8].

Meskipun berbagai penelitian sebelumnya telah membahas perilaku penggunaan gadget pada anak, masih terbatas studi yang memanfaatkan pendekatan data mining, khususnya algoritma C4.5, untuk memprediksi tingkat kecanduan berdasarkan variabel pengawasan orang tua dan dampak sosial. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi kecanduan *smartphone* pada anak dan remaja usia 5–18 tahun berbasis persepsi orang tua dan variabel terkait, seperti durasi penggunaan harian, tingkat pengawasan orang tua, serta aktivitas sosial anak. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis bagi orang tua dan pemangku kepentingan pendidikan dalam merancang strategi pencegahan dan intervensi penggunaan *smartphone* yang lebih efektif.

## 2. Metode Penelitian

Tahapan penelitian ditampilkan pada Gambar 1. Pada gambar tersebut terlihat bahwa proses penelitian terdiri dari 4 tahap, yaitu: pengumpulan data, *pre-processing* data, pengujian algoritma C4.5 menggunakan perangkat lunak *RapidMiner*, dan diakhiri dengan hasil evaluasi model.



Gambar 1. *Flowchart* algoritma C4.5

Gambar 1 membantu memvisualisasikan urutan kegiatan mulai dari pengumpulan data sampai dengan tahap evaluasi hasil model. Penjelasan pada gambar tersebut penting untuk memahami langkah-langkah yang dilakukan agar proses penelitian berjalan sistematis.

### 2.1 Pengumpulan data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan hasil penyebaran kuesioner kepada para orang tua yang memiliki anak berusia 5–18 tahun di Kabupaten Karawang. Data yang diperoleh meliputi berbagai aspek yang berkaitan dengan penggunaan *smartphone* pada anak, antara lain durasi penggunaan *smartphone*, intensitas penggunaan media sosial, dampak penggunaan terhadap kegiatan belajar, serta dampak emosional yang muncul akibat penggunaan *smartphone*. Selain itu, penelitian ini juga mengumpulkan data mengenai peran dan tingkat pengawasan orang tua terhadap penggunaan *smartphone* anak, dampak terhadap kesehatan anak seperti gangguan tidur dan kelelahan mata, serta dampak sosial dalam keluarga berupa berkurangnya interaksi antara anak dan anggota keluarga lainnya.

## 2.2 Pre-Proceesing Data

Tahapan *pre-processing* data dilakukan untuk memastikan data mentah yang dikumpulkan memiliki kualitas yang baik sebelum masuk ke proses pemodelan. Melalui tahap ini, data disiapkan agar bebas dari kesalahan, tidak ada duplikasi, serta memiliki format yang seragam sehingga dapat menghasilkan model yang akurat dan efisien.[9]

### a. Pembersihan Data (*Cleaning Data*)

Tahap pembersihan data dilakukan dengan meninjau setiap data yang telah dikumpulkan, kemudian menghapus atau memperbaiki data yang tidak valid, duplikat, tidak lengkap, atau mengandung kesalahan input. Tujuannya agar data yang digunakan benar-benar mewakili kondisi sebenarnya dan tidak menimbulkan bias dalam proses analisis. [9]

### b. Transformasi Data

Transformasi data dilakukan untuk mengubah data mentah ke dalam format yang sesuai dengan kebutuhan algoritma. Proses ini dapat meliputi normalisasi, standarisasi, pengkodean variabel kategorikal, serta pembentukan fitur baru agar pola data lebih mudah dikenali oleh sistem pemodelan. [10]

## 2.3 Algoritma C4.5

Algoritma C4.5 termasuk dalam metode klasifikasi yang digunakan pada pembelajaran mesin (*machine learning*) dan data *mining*. Algoritma ini sangat sesuai untuk menangani permasalahan klasifikasi dalam kedua bidang tersebut. Dalam proses pembentukan pohon keputusan, setiap algoritma memiliki kriteria atau ukuran tersendiri dalam menentukan atribut yang akan dipilih. [11]. Dengan memanfaatkan algoritma *decision tree* C4.5, kita dapat membangun model pohon keputusan yang berfungsi untuk mengklasifikasikan data berdasarkan atribut-atribut yang dimilikinya. Algoritma ini memiliki keunggulan karena mampu menangani atribut bersifat kontinu maupun diskrit, mengatasi data yang hilang, serta melakukan proses *pruning* untuk mencegah terjadinya *overfitting*. [12].

Dalam penelitian yang menerapkan algoritma C4.5, perhitungan nilai gain digunakan untuk mengidentifikasi atribut yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi data. Dengan kata lain, langkah ini membantu menentukan faktor mana yang paling kuat dalam membedakan individu dengan risiko tinggi maupun rendah. Secara matematis, nilai gain pada algoritma C4.5 dapat dihitung menggunakan rumus berikut: [13]

Rumus pertama adalah:

$$\text{Gain}(S,A) = \text{Entropy}(S) - \sum_i^n \frac{|S_i|}{|S|} * \text{Entropy}(S_i) \quad (1)$$

Keterangan (1): S : Himpunan Kasus, A : Atribut, n : Jumlah Partisi Atribut A, |S| : Jumlah kasus pada partisi ke-i, |S<sub>i</sub>| : Jumlah Kasus dalam S

Dan rumus yang kedua adalah :

$$\text{Gain}(S,A) = \text{Entropy}(S) - \sum_i^n 1 * (-p_i) * \log_2 p_i \quad (2)$$

Keterangan (2): S : Himpunan kasus, n : Banyaknya partisi S, p<sub>i</sub> : probabilitas yang didapat dari kasus i dibagi total kasus.

## 2.4 Prediksi

Tahap prediksi merupakan proses penerapan model yang telah dilatih terhadap data baru yang belum pernah digunakan sebelumnya. Hasil keluaran dari model ini digunakan untuk menilai kecenderungan atau kategori tertentu sesuai dengan tujuan penelitian. [14]

## 2.5 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur performa model menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, dan *recall*. Melalui tahap ini, peneliti dapat mengetahui seberapa baik model mengenali pola data dan menentukan apakah perlu dilakukan penyempurnaan atau pelatihan ulang. [15] Pada tahap ini, model yang sudah dilatih akan diuji menggunakan data uji (testing dataset) untuk menilai kemampuan prediksinya terhadap nilai sebenarnya. Hasil prediksi model kemudian dibandingkan dengan data aktual untuk mengetahui tingkat keberhasilan dan kesalahan yang terjadi. Melalui proses ini, peneliti dapat melihat apakah model sudah mengenali pola data dengan baik atau masih sering menghasilkan prediksi yang tidak tepat. Jika performanya belum memenuhi standar yang diharapkan, hasil evaluasi ini menjadi dasar untuk melakukan penyempurnaan, seperti penyesuaian parameter, penambahan data, atau pelatihan ulang model agar kinerjanya lebih optimal.

## 2.6 Pengacuan Pustaka

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh [16] perilaku kecanduan bermain gadget pada anak usia dini menunjukkan adanya hubungan antara durasi penggunaan perangkat dan pengawasan orang tua. Anak-anak yang dibiarkan menggunakan *smartphone* tanpa batas waktu cenderung mengalami kesulitan dalam konsentrasi belajar dan interaksi sosial. Penelitian ini juga menemukan bahwa faktor lingkungan keluarga berperan penting dalam membentuk pola penggunaan gadget anak. Penelitian lain oleh [3] menunjukkan bahwa penerapan *digital parenting* efektif dalam mengendalikan penggunaan *smartphone* anak. Melalui pendampingan aktif, pembatasan waktu, serta komunikasi yang baik antara orang tua dan anak, risiko kecanduan *gadget* dapat berkurang secara signifikan. Hasil penelitian ini menegaskan bahwa orang tua memiliki peran utama dalam membentuk literasi digital anak agar lebih sehat dan bertanggung jawab.

Selain itu, penelitian yang dilakukan oleh [4] menjelaskan bahwa edukasi mengenai *digital parenting* dapat meningkatkan kesadaran orang tua terhadap bahaya penggunaan *gadget* berlebihan. Melalui pelatihan dan penyuluhan, orang tua lebih mampu menerapkan strategi pengawasan yang adaptif sesuai usia anak, seperti menentukan waktu penggunaan dan mengenali tanda-tanda awal kecanduan.

Sementara itu, data dari Asosiasi Penyelenggara Jasa Internet Indonesia [2] menunjukkan bahwa lebih dari 65% anak usia 8–12 tahun di Indonesia sudah memiliki atau rutin menggunakan *smartphone*. Fakta ini memperlihatkan bahwa paparan teknologi digital pada anak terjadi semakin dini, sehingga risiko penggunaan berlebihan semakin tinggi. Oleh karena itu, diperlukan kolaborasi antara keluarga, sekolah, dan masyarakat untuk menciptakan lingkungan digital yang sehat bagi anak dan remaja.

Berdasarkan hasil-hasil penelitian tersebut, dapat disimpulkan bahwa kecanduan *smartphone* pada anak tidak hanya dipengaruhi oleh faktor individu, tetapi juga oleh pola pengasuhan, lingkungan sosial, serta tingkat literasi digital orang tua. Upaya pencegahan perlu dilakukan melalui peningkatan kesadaran keluarga dan penerapan strategi *digital parenting* yang tepat, agar anak-anak mampu memanfaatkan teknologi secara seimbang dan bertanggung jawab.

## 3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menerapkan algoritma C4.5 melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, pemilihan data (data *Selection*), transformasi data, data mining, pohon keputusan dan evaluasi.

### 3.1 Data

Data dalam bentuk file excel yang bernama Data Analisis Prediktif Tingkat Kecanduan Pada *Smartphone* yang diperoleh berdasarkan hasil kuesioner. Jumlah *record* sebanyak 516 *record*, terdiri dari 15 atribut.

### 3.2 Data *Selection*

Tahap ini dilakukan karena terdapat beberapa atribut yang kurang relevan untuk digunakan. Proses ini bertujuan untuk memilih atribut yang paling sesuai dalam memprediksi tingkat kecanduan *smartphone*. Tabel 1 dibawah merupakan atribut yang akan digunakan dan diolah pada *software RapidMiner*.

Tabel 1. Atribut Terpilih

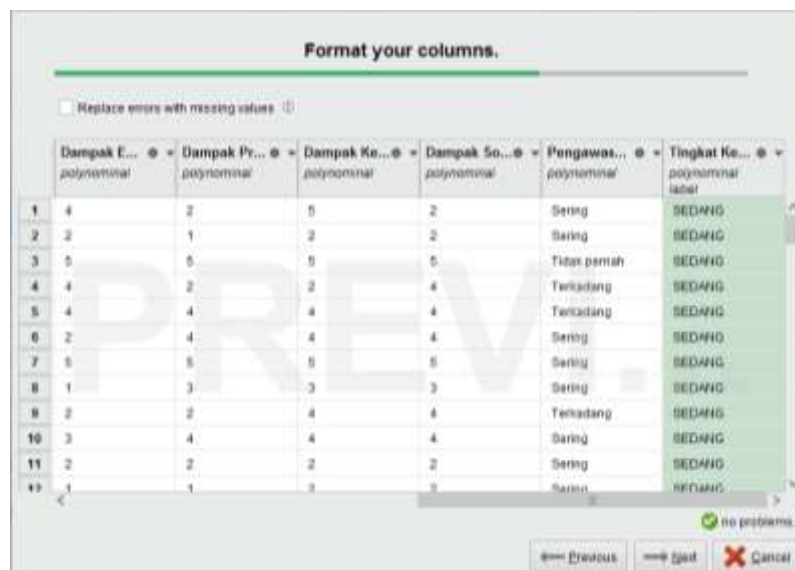
No	Atribut Terpilih	Keterangan
1	Nama	Atribut Fitur
2	Usia Anak	Atribut Fitur
3	Hubungan dengan Anak	Atribut Fitur
4	Durasi Penggunaan >3 jam	Atribut Fitur
5	Intensitas Media Sosial	Atribut Fitur
6	Dampak Kegiatan Belajar	Atribut Fitur

No	Atribut Terpilih	Keterangan
7	Dampak Emosional	Atribut Fitur
8	Dampak prestasi menurun	Atribut Fitur
9	Dampak Kesehatan	Atribut Fitur
10	Dampak Sosial Dalam Keluarga	Atribut Fitur
11	Pengawasan Orang Tua	Atribut Fitur
12	Tingkat Kecanduan	Atribut Label

Berdasarkan Tabel 1, terdapat 12 atribut yang dipilih untuk proses analisis, 11 atribut pertama merupakan atribut fitur yang berfungsi sebagai *variable independent*, sedangkan 1 atribut terakhir yaitu Tingkat Kecanduan, berperan sebagai atribut label atau *variable dependent* yang akan diprediksi.

### 3.3 Transformasi Data

Transformasi data merupakan tahap yang bertujuan untuk menyesuaikan format data agar dapat diproses dalam kegiatan *data mining*. Pada tahap ini, proses transformasi dilakukan menggunakan *RapidMiner* dengan mengubah tipe data dari *integer* menjadi *polynomial* pada atribut yang digunakan, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 2.

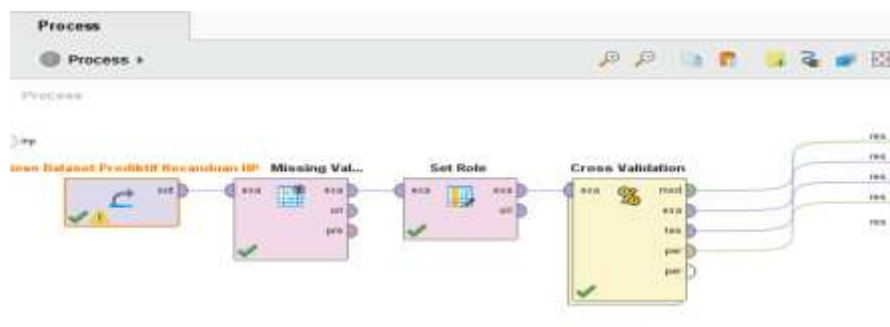


Gambar 2. Transformasi pada dataset

Gambar 2 memperlihatkan proses transformasi data yang dilakukan di dalam *software RapidMiner*. Transformasi ini penting dilakukan agar setiap atribut dapat dikenali sesuai jenis datanya.

### 3.4 Data Mining

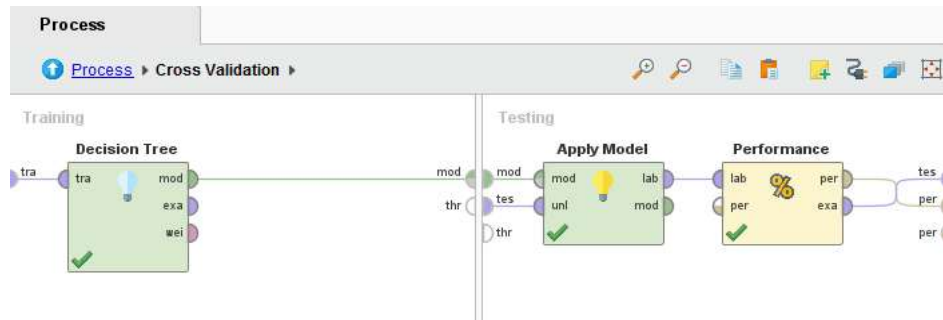
Tahap modeling dalam penelitian ini menggunakan algoritma *Decision tree* untuk klasifikasi. Implementasi dilakukan di *RapidMiner* dengan beberapa operator, yaitu *Retrieve* untuk mengimpor dataset ke repository, *replace missing value* untuk pembersihan data, *set role* untuk menetapkan atribut label. Model kemudian diujii menggunakan *Cross Validation* sebanyak 1-10 kali. Proses keseluruhan tahapan ini dapat dilihat pada Gambar 3 yang menunjukkan alur proses data mining yang dibangun dalam perangkat lunak *RapidMiner*.



Gambar 3. Model proses langkah data mining

Dengan teknik *Decision Tree*, operator *Cross Validation* digunakan untuk membagi data menjadi *training*

set dan *testing set*. Pada subproses *training* digunakan operator *Decision Tree*, sedangkan pada *testing* digunakan *Apply Model* untuk menguji data dan *Performance* untuk menampilkan hasil evaluasi kinerja algoritma. Proses penggunaan operator tersebut ditunjukkan pada Gambar 4.

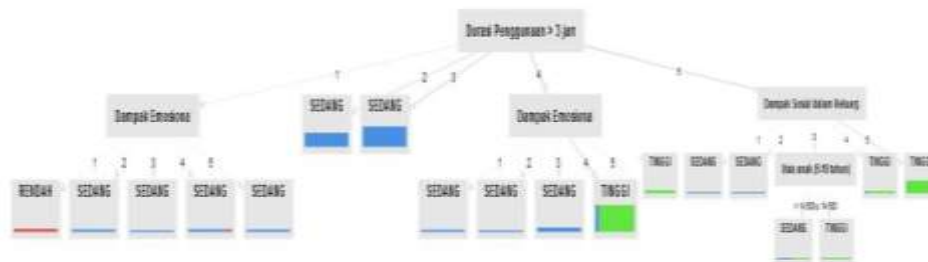


Gambar 4. Kumpulan operator cross validation

Gambar 4 menggambarkan susunan operator yang digunakan dalam proses *Cross Validation* pada *RapidMiner*.

### 3.5 Pohon Keputusan

Hasil dari proses ini berupa visualisasi pohon keputusan yang menunjukkan alur pengambilan keputusan berdasarkan atribut yang digunakan dalam dataset. Visualisasi model tersebut dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Tampilan Decision Tree

Gambar 5 memperlihatkan hasil visualisasi *Decision Tree* yang terbentuk dari proses klasifikasi. Setiap simpul (node) pada pohon mewakili atribut yang digunakan sebagai dasar pengambilan keputusan, sedangkan cabang menunjukkan nilai atribut sendiri.

Adapun penjelasan pada pohon kuputusan gambar diatas. Yang mendapatkan rule untuk menentukan prediksi tingkat kecanduan *smartphone* dapat dilihat pada Gambar 6.

#### Tree

```
Durasi Penggunaan > 3 jam = 1
| Dampak Emosional = 1: RENDAH (SEDANG=0, TINGGI=0, RENDAH=10)
| Dampak Emosional = 2: SEDANG (SEDANG=7, TINGGI=0, RENDAH=0)
| Dampak Emosional = 3: SEDANG (SEDANG=2, TINGGI=0, RENDAH=0)
| Dampak Emosional = 4: SEDANG (SEDANG=7, TINGGI=0, RENDAH=1)
| Dampak Emosional = 5: SEDANG (SEDANG=6, TINGGI=0, RENDAH=0)
Durasi Penggunaan > 3 jam = 2: SEDANG (SEDANG=74, TINGGI=0, RENDAH=0)
Durasi Penggunaan > 3 jam = 3: SEDANG (SEDANG=111, TINGGI=0, RENDAH=0)
Durasi Penggunaan > 3 jam = 4
| Dampak Emosional = 1: SEDANG (SEDANG=5, TINGGI=0, RENDAH=0)
| Dampak Emosional = 2: SEDANG (SEDANG=2, TINGGI=0, RENDAH=0)
| Dampak Emosional = 3: SEDANG (SEDANG=18, TINGGI=0, RENDAH=0)
| Dampak Emosional = 4: TINGGI (SEDANG=13, TINGGI=135, RENDAH=0)
| Dampak Emosional = 5: TINGGI (SEDANG=0, TINGGI=17, RENDAH=0)
Durasi Penggunaan > 3 jam = 5
| Dampak Sosial dalam Keluarga = 1: SEDANG (SEDANG=2, TINGGI=0, RENDAH=0)
| Dampak Sosial dalam Keluarga = 2: SEDANG (SEDANG=2, TINGGI=0, RENDAH=0)
| Dampak Sosial dalam Keluarga = 3
| | Usia anak
| | (5-18 tahun) > 14.500: SEDANG (SEDANG=1, TINGGI=1, RENDAH=0)
| | (5-18 tahun) ≤ 14.500: TINGGI (SEDANG=0, TINGGI=3, RENDAH=0)
| Dampak Sosial dalam Keluarga = 4: TINGGI (SEDANG=1, TINGGI=9, RENDAH=0)
| Dampak Sosial dalam Keluarga = 5: TINGGI (SEDANG=1, TINGGI=88, RENDAH=0)
```

Gambar 6. Tampilan Rule Decision Tree

Penjelasan Gambar 6 Rule pada Decision Tree:

- Jika Durasi Penggunaan >3 jam=1, Dampak Emosional=1 maka hasilnya RENDAH (SEDANG=0,

- TINGGI=0, RENDAH=10)
- Jika Durasi Penggunaan >3 jam=1, Dampak Emosional=2 maka hasilnya SEDANG (SEDANG=7, TINGGI=0, RENDAH=10)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=1, Dampak Emosional=3 maka hasilnya RENDAH (SEDANG=2, TINGGI=0, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=1, Dampak Emosional=4 maka hasilnya RENDAH (SEDANG=7, TINGGI=0, RENDAH=1)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=1, Dampak Emosional=5 maka hasilnya RENDAH (SEDANG=6, TINGGI=0, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=2, maka hasilnya SEDANG (SEDANG=74, TINGGI=0, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=3, maka hasilnya SEDANG (SEDANG=111, TINGGI=0, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=4, Dampak Emosional=1, maka hasilnya SEDANG (SEDANG=5, TINGGI=0, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=4, Dampak Emosional=2, maka hasilnya SEDANG (SEDANG=2, TINGGI=0, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=4, Dampak Emosional=3, maka hasilnya SEDANG (SEDANG=18, TINGGI=0, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=4, Dampak Emosional=4, maka hasilnya TINGGI (SEDANG=13, TINGGI=135, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=4, Dampak Emosional=5, maka hasilnya TINGGI (SEDANG=0, TINGGI=17, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=5, Dampak Sosial dalam Keluarga=1, maka hasilnya SEDANG (SEDANG=2, TINGGI=0, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=5, Dampak Sosial dalam Keluarga=2, maka hasilnya SEDANG (SEDANG=2, TINGGI=0, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=5, Dampak Sosial dalam Keluarga=3, Usia anak (5-18 tahun) >14.500, maka hasilnya SEDANG (SEDANG=1, TINGGI=1, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=5, Dampak Sosial dalam Keluarga=3, Usia anak (5-18 tahun) <14.500, maka hasilnya TINGGI (SEDANG=0, TINGGI=3, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=5, Dampak Sosial dalam Keluarga=4, maka hasilnya TINGGI (SEDANG=1, TINGGI=9, RENDAH=0)
  - Jika Durasi Penggunaan >3 jam=5, Dampak Sosial dalam Keluarga=5, maka hasilnya TINGGI (SEDANG=1, TINGGI=88, RENDAH=0)

### 3.6 Evaluasi

Berdasarkan hasil pengujian *RapidMiner* diperoleh hasil dengan algoritma C4.5 dimana dari total 516 data diperoleh sebagai berikut:

- Tingkat akurasi sebesar 93.21% dengan margin kesalahan  $\pm 3.24\%$  dan rata – rata mikro sebesar 93.22%.
- Sebanyak 229 data diprediksi *class* Sedang ternyata sesuai, yaitu masuk kedalam *class* Sedang, sebanyak 22 data yang di prediksi *class* Tinggi dan 1 data di prediksi *class* Rendah ternyata termasuk ke dalam prediksi *class* Sedang.
- Sebanyak 7 data yang di prediksi *class* Sedang ternyata masuk dalam *class* Tinggi, kemudian 246 data di prediksi *class* Tinggi sesuai, yang artinya termasuk ke dalam prediksi *class* Tinggi.
- Sebanyak 5 data yang di prediksi *class* Sedang ternyata masuk dalam *class* Rendah, kemudian 6 data di prediksi *class* Rendah sesuai, yang artinya termasuk dalam *class* Rendah.
- Nilai *recall true* Sedang sebesar 90.87%, kemudian nilai *recall true* Tinggi sebesar 97.23%, dan nilai *recall true* Rendah sebesar 54.55%.
- Nilai *class precision* pred. Sedang sebesar 95.02%, kemudian nilai *class precision* pred. Tinggi sebesar 91.79%, dan nilai *class precision* pred. Rendah sebesar 85.71%.

accuracy: 93.21% +/- 3.24% (micro average: 93.22%)

	true SEDANG	true TINGGI	true RENDAH	class precision
pred. SEDANG	229	7	5	95.02%
pred. TINGGI	22	246	0	91.79%
pred. RENDAH	1	0	6	85.71%
class recall	90.87%	97.23%	54.55%	

Gambar 7. Tampilan Nilai Akurasi

Gambar 7 memperlihatkan bahwa akurasi model mencapai 93.21%, yang menunjukkan performa algoritma C4.5 cukup baik dalam mengklasifikasikan data yang digunakan.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian menggunakan algoritma C4.5 terhadap 516 data prediksi tingkat kecanduan *smartphone*, dapat disimpulkan bahwa model yang dibangun memiliki performa yang cukup baik dengan tingkat akurasi sebesar 93.21%, margin kesalahan  $\pm 3.24\%$  serta rata – rata mikro sebesar 93.22%. Model mampu memprediksi kelas dengan tingkat ketepatan yang tinggi, khususnya pada kelas Sedang dan Tinggi. Sebanyak data 229 data berhasil diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelas sedang, dan 246 data diklasifikasikan dengan benar ke dalam kelas tinggi, namun masih terdapat kesalahan pada prediksi kelas Rendah dengan jumlah data benar hanya 6 data, menunjukkan bahwa kelas ini memiliki tingkat ketepatan yang lebih rendah dibandingkan dua kelas lainnya. Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa algoritma C4.5 mampu memberikan hasil klasifikasi yang sangat baik dalam memprediksi tingkat kecanduan *smartphone*, terutama pada kategori Sedang dan Tinggi, meskipun pada akurasi kelas Rendah masih perlu ditingkatkan melalui optimalisasi data atau metode pembobotan kelas.

#### Referensi

- [1] U. Suriani, I. Palingga Ninditama, W. Syaputra, P. Studi Teknologi Rekayasa Multimedia, and P. Prasetya Mandiri, “Pemodelan Prediktif Keterlambatan Bicara pada Balita Terkait dengan Penggunaan Smartphone Menggunakan Data Mining,” *Journal of Information Technology Ampera*, vol. 5, no. 1, pp. 2774–2121, 2024, doi: 10.51519/journalita.v5i1.589.
- [2] APJII, “Laporan Survei Internet APJII 2025,” Jakarta, 2025. Accessed: Oct. 27, 2025. [Online]. Available: <https://survei.apjii.or.id/survei/register/33?type=free>
- [3] I. M. ; M. T. R. Sari, “Digital Parenting (Studi Kasus Pengawasan Penggunaan Smartphone oleh Ibu pada Anak),” *Jurnal Basicedu*, vol. 8, no. 3, pp. 1936–1943, 2024, Accessed: Oct. 27, 2025. [Online]. Available: <https://jbasic.org/index.php/basicedu/article/view/7552>
- [4] S. , A. I. , I. I. , H. G. , & S. S. Sarini, “Pengaruh Edukasi Digital Parenting Terhadap Penggunaan Gadget pada Anak Usia 5-6 Tahun di Desa Jorongan Kecamatan Leces Kabupaten Probolinggo,” *Jurnal Ilmu Kesehatan Mandira Cendikia*, vol. 3, no. 8, 2024, Accessed: Oct. 27, 2025. [Online]. Available: <https://journal.mandiracendikia.com/index.php/JIK-MC/article/view/1291>
- [5] D. N. Lintang, W. Palupi, and R. Hafidah, “Hubungan pola asuh orang tua dengan tingkat kecanduan smartphone pada anak usia 5–6 tahun,” *Early Childhood Education and Development Journal (ECEDJ)*, 2023, Accessed: Nov. 07, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.uns.ac.id/ecedj/article/view/101484>
- [6] S. Prastika Sari, Y. Handayani, and I. Herliana, “Hubungan tingkat adiksi penggunaan gadget dengan kecerdasan emosional pada anak usia sekolah dasar,” *Open Access Journal of Health Sciences*, 2023, Accessed: Nov. 07, 2025. [Online]. Available: <https://jakartajournals.net/index.php/oajjhs/article/view/105>
- [7] I. Muspira Sari and T. R. Marnelly, “Digital parenting: Studi kasus pengawasan penggunaan smartphone oleh ibu pada anak,” *Jurnal Basicedu*, 2024, Accessed: Nov. 07, 2025. [Online]. Available: <https://jbasic.org/index.php/basicedu/article/view/7552>
- [8] Y. Mardi, “Data Mining: Klasifikasi Menggunakan Algoritma C4.5,” *Jurnal Edik Informatika: Penelitian Bidang Komputer Sains dan Pendidikan Informatika*, 2017.
- [9] Binus University, “Teknik Pre-processing dan Classification dalam Data Science.” Accessed: Oct. 27, 2025. [Online]. Available: <https://mie.binus.ac.id/2022/08/26/teknik-pre-processing-dan-classification-dalam-data-science/>
- [10] DQLab, “Mengapa Data Preprocessing Penting dalam Machine Learning.” Accessed: Oct. 27, 2025. [Online]. Available: <https://dqlab.id/mengapa-data-preprocessing-penting-dalam-machine-learning>
- [11] Muhammad Hamdan Sukri, Yopi Handrianto, “Penerapan Algoritma C4.5 Dalam Menentukan Prediksi Prestasi Siswa Pada SMPN 51 Jakarta”, *ICEJ*, vol. 4, no. 1, pp. 11–24, Jan. 2024, doi: [10.31294/icej.v4i1.2582](https://doi.org/10.31294/icej.v4i1.2582).
- [12] E. Ahadi, I. Gunawan, I. O. Kirana, D. Hartama, and M. D. A. N. Metode, “Penentuan Keberhasilan Pembelajaran Daring Pada Masa Pandemi Covid-19 Dengan Menggunakan Algoritma C4 . 5 Di Stikom,” vol. 10, no. 1, pp. 78–85, 2022, doi: 10.35508/jicon.v10i1.6446.
- [13] R. Rofiani, L. Oktaviani, Vernanda. Dwi, and T. Hendriawan, “Penerapan Metode Klasifikasi Decision Tree dalam Prediksi,” vol. 18, no. 1, pp. 126–139, 2024.
- [14] A. Wantoro, Zulkifli, A. Fitria Yulia, D. Yana Ayu, and S. Mustofa, “Evaluasi Kinerja Algoritma Machine Learning (ML) Menggunakan Seleksi Fitur pada Klasifikasi Diabetes”, *JIP*, vol. 11, no. 3, pp. 311–316, May 2025.
- [15] Takhamo Gori, Andi Sunyoto, Hanif Al Fatta, “Preprocessing Data dan Klasifikasi untuk Prediksi Kinerja Akademik Siswa.” *Jurnal Teknologi Informasi dan Komputer*, 2023, Accessed: Oct. 27, 2025. [Online]. Available: <https://jtiik.ub.ac.id/index.php/jtiik/article/view/8074>
- [16] E. H. , A. N. M. , & Z. A. S. Mulyana, “Perilaku Kecanduan Bermain Gadget Pada Anak Usia Dini,” *Jurnal PAUD Ceria*, 2023, Accessed: Oct. 27, 2025. [Online]. Available: <https://jbasic.org/index.php/basicedu/article/view/7552>