

Penerapan Metode Naïve Bayes Pada Pengaruh Penggunaan Gadget Terhadap Nilai Siswa Sekolah Dasar

Nurhalimah¹, Nurhasanah²

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Pamulang

Article Info

Article history:

Received Dec 22, 2024

Revised May 19, 2025

Accepted May 27, 2025

Keywords:

Naïve Bayes

Nilai Akademik

Siswa Sekolah Dasar

Klasifikasi Data

ABSTRAK

Saat ini, penggunaan *gadget* telah menjadi bagian dari kehidupan sehari-hari, termasuk bagi siswa sekolah dasar. *Gadget* sering digunakan untuk menunjang proses pembelajaran, namun penggunaan yang berlebihan dan tidak terkontrol dapat berdampak negatif terhadap prestasi akademik siswa. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis pengaruh penggunaan *gadget* terhadap nilai akademik siswa sekolah dasar dengan menerapkan metode *Naïve Bayes* sebagai teknik klasifikasi. Metode *Naïve Bayes* digunakan untuk mengklasifikasikan data berdasarkan beberapa variabel, yaitu durasi penggunaan gadget, jenis aktivitas dengan gadget, dan pola belajar siswa. Hasil penelitian menunjukkan bahwa siswa yang menggunakan gadget dengan durasi yang terkontrol dan untuk aktivitas edukatif cenderung memiliki nilai akademik lebih tinggi dibandingkan dengan mereka yang menggunakan gadget secara berlebihan untuk hiburan. Selain itu, pola belajar yang lebih terstruktur, seperti belajar secara mandiri atau dengan bimbingan, berkontribusi positif terhadap prestasi akademik siswa. Penelitian ini memberikan wawasan mengenai pentingnya pengawasan dan pengelolaan penggunaan gadget bagi siswa sekolah dasar. Dengan adanya hasil ini, diharapkan orang tua dan pendidik dapat lebih bijak dalam mengarahkan penggunaan gadget agar lebih optimal dalam mendukung proses pembelajaran.

Copyright © 2025 Universitas Indraprasta PGRI.

All rights reserved.

Corresponding Author:

Nurhalimah,

Program Studi Teknik Informatika,

Universitas Pamulang,

Jl. Raya Puspitex, Buaran, Kec. Pamulang, Kota Tangerang Selatan.

Email: dosen02956@unpam.ac.id

1. PENDAHULUAN

Dalam era digital saat ini, penggunaan perangkat elektronik telah menjadi bagian yang tidak terpisahkan dari kehidupan sehari-hari, termasuk bagi anak-anak usia sekolah dasar [1]. Perangkat elektronik kerap dimanfaatkan untuk menunjang proses belajar, seperti mencari informasi dan mengakses bahan pembelajaran. Namun, penggunaan *gadget* yang berlebihan atau tidak terkontrol dapat berdampak negatif pada prestasi akademik siswa. Dampak tersebut mencakup gangguan konsentrasi, pengurangan waktu belajar, dan potensi ketergantungan pada teknologi. Saat ini, penggunaan *gadget* sudah merambah ke dunia Pendidikan. Salah satunya di sekolah tingkat dasar yaitu digunakan bagi guru dan anak-anak usia sekolah dasar. *Gadget* sering kali digunakan untuk mendukung pembelajaran, seperti mencari informasi dan mengakses materi edukatif. Melihat gambar, tulisan, dan angka akan menumbuhkan daya kreatifitas,

kecerdasan anak dan mengembangkan kemampuan membaca, menghitung serta rasa ingin tahu untuk menyelesaikan masalah [2].

Saat ini, banyak anak-anak yang masih bersekolah dasar diizinkan untuk memiliki perangkat android sendiri tanpa mempertimbangkan dampak negatifnya [3]. Namun, tahap pengenalannya masih terlalu awal. Bagi anak-anak atau siswa sekolah dasar, bermain *gadget* merupakan aktivitas yang menyenangkan. Tidak mengherankan jika kemudian siswa menjadi betah berlama-lama menatap layar *gadget*. Keberadaan *gadget* membuat siswa menjadi malas untuk menulis karena sudah terbiasa menulis diperangkat tersebut, siswa jg malas membaca, siswa lebih tertarik melihat layar *gadget* yang isinya sangat menarik [4]. Kenyataanya anak-anak menggunakan *gadget* untuk mendengarkan musik, bermain *game*, nonton dan lain-lain diluar fungsinya [5]. Seto Mulyadi, seorang pakar anak, berpendapat bahwa penggunaan *gadget* memiliki dampak yang bersifat ganda, baik positif maupun negatif.

Fenomena ini menimbulkan pertanyaan penting mengenai sejauh mana penggunaan *gadget* memengaruhi nilai siswa sekolah dasar. Untuk menjawab pertanyaan tersebut, diperlukan pendekatan analitis yang mampu mengolah data dengan akurat dan memberikan prediksi yang dapat diandalkan. Salah satu metode yang efektif untuk tujuan ini adalah metode Naïve Bayes, yang menggunakan prinsip probabilitas untuk mengklasifikasikan data berdasarkan variabel-variabel yang relevan.

Oleh karena itu, penting untuk mengawasi penggunaan *gadget* pada anak-anak. Lemahnya pengawasan penggunaan *gadget* pada anak siswa sekolah dasar dapat menimbulkan berbagai konsekuensi yang tidak diinginkan [3]. Hal ini juga sangat berpengaruh terhadap nilai dan prestasi siswa di sekolah. Penggunaan *gadget* yang berlebihan atau tidak terkontrol dapat berdampak negative pada prestasi akademik siswa. Dampak tersebut mencakup konsentrasi, pengurangan waktu belajar, dan potensi ketergantungan pada teknologi.

Berdasarkan permasalahan yang ada, menimbulkan pertanyaan penting mengenai sejauh mana penggunaan *gadget* mempengaruhi nilai siswa sekolah dasar. Untuk mengetahui hal tersebut, diperlukan pendekatan analitis yang mampu mengolah data dengan akurat dan memberikan prediksi yang dapat diandalkan. Salah satu metode data mining yang efektif untuk tujuan penelitian ini adalah metode *Naïve Bayes*, yang merupakan salah satu analisis data dalam jumlah banyak atau biasa disebut DataMining. *Naïve Bayes* didasarkan pada asumsi penyederhanaan bahwa nilai atribut secara kondisional saling bebas jika diberikan nilai *output* [6]. Dengan kata lain, diberikan nilai *output*. Selain itu, *Naïve Bayes* jg menggunakan prinsip probabilitas untuk mengklasifikasikan data berdasarkan variabel-variabel yang relevan.

Maka, peneliti akan mengambil judul Penerapan Metode Naïve Bayes Pada Pengaruh Penggunaan *Gadget* Terhadap Nilai Siswa Sekolah Dasar. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis hubungan antara pengguna *gadget* dan nilai siswa sekolah dasar dengan menerapkan metode Naïve Bayes. Melalui penelitian ini diharapkan dapat diperoleh pemahaman yang lebih baik mengenai pola penggunaan *gadget* yang berkontribusi positif atau negative terhadap nilai akademik, serta memberikan rekomendasi kepada pendidik dan orang tua untuk mengelola penggunaan *gadget* secara bijak.

2. METODE

Metode penelitian yang dipilih dan digunakan adalah wawancara dan kuesioner. Dimana metode wawancara dilakukan kepada perwakilan orang tua siswa secara random, dengan harapan bahwa dengan adanya diskusi dan juga wawancara, dapat menemukan permasalahan yang dihadapi dalam penelitian yang dilakukan, sehingga pada saat proses implementasinya dapat berjalan dengan baik. Selain itu, peneliti juga melakukan kuesioner melalui *googleform* yang disebar secara random kepada siswa sekolah dasar dengan target kelas 4 SD sampai dengan 6 SD. Kemudian, dari hasil wawancara kuesioner tersebut dapat menjawab kebutuhan dalam penelitian yaitu terkait dengan pengaruh penggunaan *gadget* terhadap nilai siswa sekolah dasar. Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 200 data dan 133 sebagai data *sample*. Berikut ini adalah gambar tahapan penelitian yang dilakukan peneliti dalam upaya untuk memprediksi pengaruh penggunaan *gadget* terhadap nilai siswa sekolah dasar menggunakan metode *Naïve Bayes* dan diuji menggunakan RapidMiner.

Naïve Bayes beroperasi berdasarkan asumsi sederhana bahwa setiap atribut bersifat kondisional independen jika nilai output telah diketahui. Dengan kata lain, ketika nilai output diberikan, probabilitas kemunculan bersama dari atribut-atribut tersebut dapat dihitung sebagai hasil perkalian dari probabilitas masing-masing atribut secara individu. Keunggulan utama dari Naïve Bayes adalah kemampuannya dalam melakukan klasifikasi dengan hanya membutuhkan sejumlah kecil data pelatihan untuk memperkirakan parameter yang diperlukan [7]. Menariknya, dalam banyak kasus di dunia nyata yang kompleks, metode ini sering kali memberikan hasil yang lebih baik dari yang diperkirakan [8]. Berikut persamaan metode *Naïve Bayes* :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H).P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Dimana :

- X : Data dengan *class* yang belum diketahui
 H : Hipotesis data merupakan suatu *class* spesifik
 $P(H|X)$: Probabilitas hipotesis H berdasar kondisi X
 $P(H)$: Probabilitas hipotesis H
 $P(X|H)$: Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H
 $P(x)$: Probabilitas hipotesis X

Untuk menjelaskan metode *Naïve Bayes*, perlu diketahui bahwa proses klasifikasi memerlukan sejumlah petunjuk untuk menentukan kelas apa yang cocok bagi *sample* yang dianalisis tersebut [9]. Karena itu, metode *Naïve Bayes* di atas disesuaikan sebagai berikut :

$$P(C|F_1 \dots F_n) = \frac{P(C) \cdot P(F_1 \dots F_n|C)}{P(F_1 \dots F_n)} \quad (2)$$

Di mana Variabel C mempresentasikan kelas, sementara variable $F_1 \dots F_n$ mempresentasikan karakteristik petunjuk yang dibutuhkan untuk melakukan klasifikasi. Maka rumus tersebut menjelaskan bahwa peluang masuknya *sample* karakteristik tertentu dalam kelas C (*Posterior*) adalah peluang munculnya kelas C (sebelum masuknya *sample* tersebut, seringkali disebut *prior*), dikali dengan peluang kemunculan karakteristik-karakteristik *sample* secara global (disebut juga *evidence*). Karena itu, rumus di atas dapat pula ditulis secara sederhana sebagai berikut :

$$Posterior = \frac{Prior \times likelihood}{evidence} \quad (3)$$

Nilai *Evidence* selalu tetap untuk setiap kelas pada satu *sample*. Nilai dari *posterior* tersebut nantinya akan dibandingkan dengan nilai-nilai *posterior* kelas lainnya untuk menentukan ke kelas apa suatu *sample* akan diklasifikasikan [10]. Penjabaran lebih lanjut rumus *Bayes* tersebut dilakukan dengan menjabarkan ($C|F_1, \dots, F_n$) menggunakan aturan perkalian sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 P(C|F_1, \dots, F_n) &= P(C)P(F_1, \dots, F_n|C) \\
 &= P(C)P(F_1|C)P(F_2, \dots, F_n|C, F_1) \\
 &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3, \dots, F_n|C, F_1, F_2) \\
 &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3|C, F_1, F_2)P(F_4, \dots, F_n|C, F_1, F_2, F_3) \\
 &= P(C)P(F_1|C)P(F_2|C, F_1)P(F_3|C, F_1, F_2) \dots P(F_n|C, F_1, F_2, F_3, F_{n-1}) \quad (4)
 \end{aligned}$$

Dapat dilihat bahwa hasil penjabaran tersebut menyebabkan semakin banyak dan semakin kompleksnya factor-faktor syarat yang mempengaruhi nilai probabilitas, yang hamper mustahil untuk dianalisa satu persatu. Akibatnya, perhitungan tersebut menjadi sulit untuk dilakukan. Disinilah digunakan asumsi independensi yang sangat tinggi, bahwa masing-masing petunjuk (F_1, F_2, \dots, F_n) saling bebas (*independent*) satu sama lain. Dengan asumsi tersebut, maka berlaku suatu kesamaan sebagai berikut :

$$P(F_i|F_j) = \frac{P(F_i \cap F_j)}{P(F_j)} = \frac{P(F_i)P(F_j)}{P(F_j)} = P(F_i) \quad (5)$$

Untuk $i \neq j$, sehingga

$$P(F_i|C, F_j) = P(F_i|C) \quad (6)$$

Persamaan di atas merupakan model dari teorema *Naïve Bayes* yang selanjutnya akan digunakan dalam proses klasifikasi. Untuk klasifikasi dengan data kontinyu digunakan rumus *Densitas Gauss* :

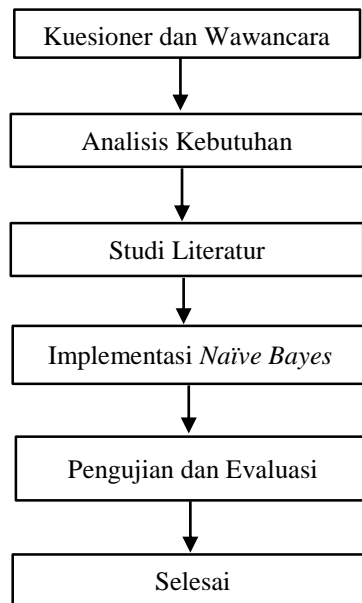
$$P(X_i = x_i|Y = y_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{ij}}} e^{-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \quad (7)$$

Di mana :

- P : Peluang
 X_i : Atribut ke i
 x_i : Nilai atribut ke i
 Y : Kelas yang dicari

- y_i : Sub kelas Y yang dicari
 μ : *mean*, menyatakan rata-rata dari seluruh atribut
 σ : Deviasi standar, menyatakan varian dari seluruh atribut.

Adapun metode penelitian yang digunakan sebagai berikut :



Gambar 1. Blok Diagram Tahapan Penelitian

Berikut ini adalah penjelasan terkait dengan tahapan-tahapan yang dilakukan oleh peneliti dalam penelitian dan penulisan dokumen jurnal :

1. Kuesioner dan Wawancara, pada tahapan ini dikumpulkan data dan informasi dari responden melalui kuesioner dan wawancara.
2. Analisis kebutuhan, pada tahap ini mengidentifikasi kebutuhan utama berdasarkan data yang telah dikumpulkan.
3. Studi literatur, pada tahap ini mempelajari referensi ilmiah atau penelitian sebelumnya yang relevan.
4. Implementasi metode *Naïve Bayes*, pada tahapan ini menerapkan metode *Naïve Bayes* dalam sistem atau penelitian yang dilakukan.
5. Pengujian dan evaluasi, pada tahapan ini menguji sistem atau metode yang telah dikembangkan serta mengevaluasi kinerjanya.
6. Selesai, pada tahap ini menyelesaikan proses setelah pengujian dan evaluasi dilakukan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Klasifikasi Data Atribut

Dalam metode klasifikasi, diperlukan data yang telah dikelompokkan ke dalam beberapa variabel atau atribut yang relevan dengan penelitian. Dalam konteks penelitian ini, klasifikasi dilakukan berdasarkan faktor-faktor yang mempengaruhi prestasi akademik siswa sekolah dasar dalam hubungannya dengan penggunaan *gadget*. Berikut pengolahan data dalam metode klasifikasi dalam penelitian ini :

1. Identifikasi Variabel dan Atribut

Variabel yang digunakan dalam klasifikasi ini meliputi :

- a. Durasi penggunaan *gadget* (V1), digunakan untuk mengukur lama waktu siswa menggunakan *gadget* setiap harinya. Dikelompokkan menjadi tiga kategori :
 - Di bawah 2 jam (Rendah)
 - 2 – 4 jam (Sedang)
 - Di atas 4 jam (tinggi)

- b. Jenis aktivitas dengan *gadget* (V2), digunakan untuk mengklasifikasikan bagaimana siswa menggunakan *gadget*. Dikelompokkan menjadi tiga kategori :
- Edukatif : digunakan untuk belajar, mencari informasi, atau aktivitas akademik lainnya
 - Hiburan : digunakan untuk bermain *game*, menonton video, atau aktivitas non-akademik
 - Campuran : digunakan untuk kombinasi edukatif dan hiburan
- c. Pola belajar siswa (V3), digunakan untuk mengidentifikasi bagaimana siswa terbiasa belajar. Dikelompokkan menjadi tiga kategori :
- Mandiri, artinya siswa belajar sendiri tanpa banyak bimbingan
 - Kelompok, artinya siswa belajar bersama teman dalam kelompok belajar
 - Terbimbing, artinya siswa belajar dengan bimbingan orang tua atau guru
- d. *Class* (Nilai akademik siswa), digunakan sebagai target klasifikasi dengan kategori berikut :
- Tinggi (≥ 90), artinya siswa memiliki nilai diatas 90
 - Sedang (75 – 89), artinya siswa memiliki nilai rentang dari 75 – 89
 - Rendah (<70), artinya siswa memiliki nilai di bawah 70

Tabel 1. Klasifikasi Data *Variabel*

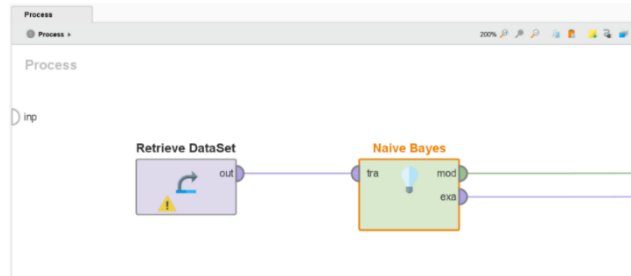
| Kode | Variabel | Atribut | Pengkalsifikasian Data |
|--------------|--------------------------------------|---|--|
| V1 | Durasi Penggunaan <i>Gadget</i> | 1. Di bawah 2 Jam 2. 2 – 4 Jam 3. Di atas 4 Jam | 1. Rendah 2. Sedang 3. Tinggi |
| V2 | Jenis Aktivitas dengan <i>Gadget</i> | 1. Edukatif 2. Hiburan 3. Campuran | 1. Edukatif 2. Hiburan 3. Campuran |
| V3 | Pola Belajar Siswa | 1. Mandiri 2. Kelompok 3. Terbimbing | 1. Mandiri 2. Kelompok 3. Terbimbing |
| <i>Class</i> | Nilai Akademik Siswa | 1. ≥ 90 2. 75 - 89 3. < 70 | 1. Tinggi 2. Sedang 3. Rendah |

3.2. Perhitungan *Naïve Bayes*

Naïve Bayes didasarkan pada asumsi penyederhanaan bahwa nilai atribut secara kondisional saling bebas jika diberikan nilai *output*. Dengan kata lain, diberikan nilai *output*, probabilitas mengamati secara bersama adalah produk dari probabilitas individu. Keuntungan penggunaan *Naïve Bayes* adalah bahwa metode ini hanya membutuhkan jumlah data pelatihan (*Training data*) yang kecil untuk menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian. *Naïve Bayes* sering bekerja jauh lebih baik dalam kebanyakan situasi dunia nyata yang kompleks dari pada yang diharapkan [5].

Untuk pengolahan data pengaruh *gadget* terhadap nilai siswa sekolah dasar dengan algoritma *Naïve Bayes* menggunakan bantuan aplikasi RapidMiner langkahnya adalah sebagai berikut :

- e. Import data training yang akan digunakan ke dalam lembar kerja RapidMiner, kemudian membuat *design* urutan proses pengolahan algoritma *naïve bayes* yaitu pada bagian menu “*Design*” dibagian “*Process*” Tarik *file* Data set yang sebelumnya sudah diimport di alamat data tersebut disimpan kemudian arahkan ke bagian “*Process*”. Selanjutnya dibagian “*Operators*” pilih algoritma “*Naïve Bayes*” kemudian Tarik dan arahkan ke bagian “*Process*” maka *design* prosesnya akan terlihat seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Design Proses Algoritma Naïve Bayes

- f. Selanjutnya mengeksekusi *design process* tersebut dengan mengklik pada bagian “Start” maka hasilnya akan terlihat pada bagian “Result” yaitu “ExampleSet” dari data yang di running sebanyak 133 *example*, 3 *special atributs* dan 3 *regular atributs* seperti pada Gambar 3.2.

Open in Turbo Prep Auto Model Interactive Analysis

| Row No. | Class | V1 | V2 | V3 |
|---------|--------|--------|----------|----------|
| 1 | Tinggi | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 2 | Sedang | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 3 | Rendah | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 4 | Tinggi | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 5 | Sedang | Sedang | Hiburan | Kelompok |
| 6 | Tinggi | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 7 | Tinggi | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 8 | Tinggi | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 9 | Sedang | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 10 | Rendah | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 11 | Rendah | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 12 | Rendah | Tinggi | Edukatif | Kelompok |

Gambar 3. ExampleSet Hasil dari Algoritma Naïve Bayes

- g. Hasil eksekusi algoritma *Naïve Bayes* akan membentuk sebuah table nilai probabilitas. Dari table probabilitas tersebut selanjutnya akan dijadikan sebagai peluang dalam menentukan prediksi dari setiap atribut. Adapun hasil dari eksekusi data pengaruh *gadget* terhadap nilai siswa sekolah dasar dengan algoritma *Naïve Bayes* pada aplikasi RapidMiner menghasilkan nilai pada “*Simple Distribution*” yaitu untuk kelas “TINGGI” = 0,504, “SEDANG” = 0,323 Dan “RENDAH” = 0,173 dengan memiliki 3 *distributions* dapat terlihat seperti Gambar 3.3.

Result History ExampleSet (Set Role)

SimpleDistribution
Distribution model for label attribute Class

Description

Plot view

Distribution Table

Class Tinggi (0.504)
3 distributions

Class Sedang (0.323)
3 distributions

Class Rendah (0.173)
3 distributions

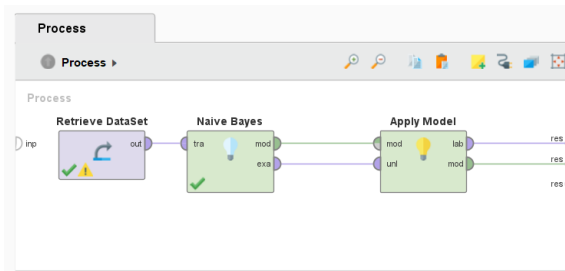
Gambar 4. Simple Distribution dari Algoritma Naïve Bayes

- h. Jika dilihat dari Tabel Distribusi Probabilitas hasil eksekusi algoritma *Naïve Bayes* untuk memprediksi pengaruh penggunaan *gadget* terhadap nilai siswa sekolah dasar di setiap atribut dapat terlihat pada Tabel 4.5 Terlihat V1 dengan nilai Tinggi memiliki probabilitas 0,686 untuk kelas Tinggi, 0,628 untuk kelas Sedang dan 0,608 untuk kelas Rendah. Sedangkan V1 dengan nilai Sedang memiliki probabilitas 0,060 untuk kelas Tinggi, 0,140 untuk kelas Sedang dan 0,174 untuk kelas Rendah. Serta V1 dengan nilai Rendah memiliki probabilitas 0,254 untuk kelas Tinggi, 0,233 untuk kelas Sedang dan 0,217 untuk kelas Rendah. Dan seterusnya sampai pada V3 dengan nilai *unknown* memiliki probabilitas 0,000 untuk kelas Tinggi, 0,000 untuk kelas Mulai Menguasai dan 0,000 untuk kelas Rendah.

| Attribute | Parameter | Tinggi | Sedang | Rendah |
|-----------|----------------|--------|--------|--------|
| V1 | value=Tinggi | 0.686 | 0.628 | 0.608 |
| V1 | value=Sedang | 0.060 | 0.140 | 0.174 |
| V1 | value=Rendah | 0.254 | 0.233 | 0.217 |
| V1 | value=unknown | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| V2 | value=Hiburan | 0.671 | 0.558 | 0.565 |
| V2 | value=Edukatif | 0.075 | 0.209 | 0.261 |
| V2 | value=Campuran | 0.254 | 0.233 | 0.174 |
| V2 | value=unknown | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| V3 | value=Kelompok | 0.313 | 0.419 | 0.348 |
| V3 | value=Mandiri | 0.686 | 0.581 | 0.652 |
| V3 | value=unknown | 0.000 | 0.000 | 0.000 |

Gambar 5. Distribusi Probabilitas Hasil Algoritma *Naïve Bayes*

- i. Untuk mengetahui hasil prediksi pengaruh penggunaan *gadget* terhadap nilai kejuruan Siswa dari algoritma *Naïve Bayes* selanjutnya adalah melanjutkan *design process* dengan menambahkan “*Apply Model*” dengan cara mengetiknya di bagian “*Operators*” dan setelah muncul kemudian Tarik dan arahkan ke bagian *design process* lalu hubungkan dengan *Naïve Bayes* seperti terlihat pada Gambar 3.5.



Gambar 6. *Design Process* Prediksi dari Algoritma *Naïve Bayes*

- j. Hasilnya akan memperlihatkan perbandingan antara data asli dengan hasil prediksi untuk 133 data seperti pada Gambar 3.6. Dapat dijelaskan, gambar tersebut menginformasikan hasil prediksi dimana jika dilihat dari row pertama prediksi yang dihasilkan yaitu Tinggi dari kelas aktualnya Tinggi dengan nilai *confident* Tinggi 0,517, nilai *confident* Sedang 0,337, nilai *confident* Rendah 0,147. Pada row kedua hasil prediksinya Tinggi dari kelas aktualnya Sedang dengan nilai *confident* Tinggi 0,517, nilai *confident* Sedang 0,337, nilai *confident* Rendah 0,147. Dan seterusnya hingga hasil prediksi terakhir.

| Row No. | Class | predictio... | confidence(Tinggi) | confidence(Sedang) | confidence(Rendah) | V1 | V2 | V3 |
|---------|--------|--------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------|----------|----------|
| 1 | Tinggi | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 2 | Sedang | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 3 | Rendah | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 4 | Tinggi | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 5 | Sedang | Sedang | 0.278 | 0.462 | 0.259 | Sedang | Hiburan | Kelompok |
| 6 | Tinggi | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 7 | Tinggi | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 8 | Tinggi | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 9 | Sedang | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 10 | Rendah | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 11 | Rendah | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 12 | Rendah | Sedang | 0.229 | 0.502 | 0.269 | Tinggi | Edukatif | Kelompok |

Gambar 7. Hasil Prediksi dari Algoritma *Naïve Bayes*

- k. Prediksi pengaruh penggunaan *gadget* terhadap nilai siswa sekolah dasar yang dihasilkan dari algoritma *Naïve Bayes* untuk 133 sampel data ada sebanyak 74 data yang hasil prediksinya sesuai atau benar. Dikatakan benar atau sesuai, dapat dilihat pada *row* pertama hasil prediksi Tinggi dan kelas aktualnya Tinggi, artinya antara kelas aktual dengan hasil prediksi adanya kesesuaian atau dapat dikatakan benar.

| Row No. | Class | predicti... | confide... | confide... | confide... | V1 | V2 | V3 |
|---------|--------|-------------|------------|------------|------------|--------|----------|----------|
| 1 | Tinggi | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 2 | Tinggi | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 3 | Sedang | Sedang | 0.278 | 0.462 | 0.259 | Sedang | Hiburan | Kelompok |
| 4 | Tinggi | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 5 | Tinggi | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 6 | Tinggi | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 7 | Sedang | Sedang | 0.278 | 0.510 | 0.212 | Sedang | Campuran | Kelompok |
| 8 | Tinggi | Tinggi | 0.604 | 0.249 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Mandiri |
| 9 | Tinggi | Tinggi | 0.604 | 0.249 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Mandiri |
| 10 | Sedang | Sedang | 0.351 | 0.370 | 0.280 | Sedang | Hiburan | Mandiri |
| 11 | Sedang | Sedang | 0.278 | 0.510 | 0.212 | Sedang | Campuran | Kelompok |
| 12 | Tinggi | Tinggi | 0.604 | 0.249 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Mandiri |

Gambar 8. Hasil Prediksi Sesuai dari Algoritma *Naïve Bayes*

- l. Sedangkan prediksi pengaruh penggunaan *gadget* terhadap nilai siswa sekolah dasar yang dihasilkan dari algoritma *Naïve Bayes* untuk 133 sample data ada sebanyak 59 data yang hasil prediksinya tidak sesuai atau salah. Dikatakan salah atau tidak sesuai, dapat dilihat pada *row* pertama hasil prediksi Tinggi dan kelas aktualnya Sedang, artinya antara kelas aktual dengan hasil prediksi adanya kesesuaian atau dapat dikatakan salah.

| Row No. | Class | predicti... | confide... | confide... | confide... | V1 | V2 | V3 |
|---------|--------|-------------|------------|------------|------------|--------|----------|----------|
| 1 | Sedang | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 2 | Rendah | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 3 | Sedang | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 4 | Rendah | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 5 | Rendah | Tinggi | 0.517 | 0.337 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Kelompok |
| 6 | Rendah | Sedang | 0.229 | 0.502 | 0.269 | Tinggi | Edukatif | Kelompok |
| 7 | Tinggi | Sedang | 0.095 | 0.535 | 0.369 | Sedang | Edukatif | Kelompok |
| 8 | Tinggi | Sedang | 0.095 | 0.535 | 0.369 | Sedang | Edukatif | Kelompok |
| 9 | Sedang | Tinggi | 0.607 | 0.277 | 0.116 | Rendah | Campuran | Mandiri |
| 10 | Rendah | Sedang | 0.355 | 0.413 | 0.231 | Sedang | Campuran | Mandiri |
| 11 | Sedang | Tinggi | 0.604 | 0.249 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Mandiri |
| 12 | Rendah | Tinggi | 0.604 | 0.249 | 0.147 | Tinggi | Hiburan | Mandiri |

Gambar 9. Hasil Prediksi Tidak Sesuai dari Algoritma *Naïve Bayes*

3.3. Pengujian dan Evaluasi Kinerja Klasifikasi dengan *Confusion Matrix*

Pengukuran terhadap kinerja klasifikasi hasil dari algoritma *Naïve Bayes* menggunakan *confusion matrix* yaitu menghitung nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Untuk dapat menghitungnya langkah awal dengan menentukan nilai TP, TN, FN, dan FP yang didapat dari hasil pengolahan data prediksi menggunakan algoritma *Naïve Bayes* yang sudah dilakukan sebelumnya. Adapun dilihat dari data hasil prediksi diperoleh sebagai berikut:

Tabel 2. Hasil Penentuan *Confusion Matrix* Algoritma *Naïve Bayes*

| Kelas | Terklasifikasi | Terklasifikasi | Terklasifikasi |
|--------|----------------|----------------|----------------|
| | TINGGI | SEDANG | RENDAH |
| TINGGI | 54 | 28 | 15 |
| SEDANG | 4 | 6 | 5 |
| RENDAH | 2 | 0 | 0 |

- a. Menghitung nilai *accuracy*
Rumus *accuracy* pada kasus ini menggunakan rumus :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\%$$

Untuk mencari nilai TP, harus mencari pada masing – masing kelas yang pada kondisi kelas actual bernilai benar pada hasil prediksi.

$$TP = 54 + 6 + 0 = 60$$

$$TN = 0$$

$$FP = 4 + 2 + 28 + 0 = 34$$

$$FN = 15 + 5 = 20$$

Sehingga untuk hasil perhitungan *accuracy* sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% = \frac{60+0}{60+0+34+20} \times 100\%$$

$$Accuracy = \frac{60}{114} \times 100\% = 52,63\%$$

- b. Menghitung *Precision*
Untuk menghitung nilai *precision*, harus dihitung nilai *precision* dari masing – masing kelas, kemudian menjumlahkan dan mencari nilai rata-ratanya. Adapun rumus *Precision* sebagai berikut :

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\%$$

Tabel 3. Tabel Hasil Perhitungan *Precision* Masing-masing Kelas

| KELAS | TINGGI | SEDANG | RENDAH |
|------------------|---|-----------------------------------|-------------------------------------|
| TP | 54 | 6 | 0 |
| FP | 28 + 15 = 43 | 4 + 5 = 9 | 2 + 5 = 7 |
| <i>Precision</i> | $54 / (54 + 43) \times 100\% = 55,67\%$ | $6 / (6 + 9) \times 100\% = 40\%$ | $0 / (0 + 7) \times 100\% = 0,00\%$ |

Setelah didapatkan nilai *precision* dari masing-masing kelas, selanjutnya hitung rata-rata *precision* yang didapatkan.

$$Mean Precision = \frac{55,67\%+40\%+0,00\%}{3} = 31,89\%$$

- c. Menghitung *Recall*
Sama halnya dengan menghitung nilai *precision*, untuk menghitung nilai *recall* juga harus ditentukan nilai dari masing-masing kelas. Adapun rumus menghitung *recall* yaitu :

$$Recall = \frac{TP}{FN + TP} \times 100\%$$

Tabel 4. Tabel Hasil Perhitungan *Recall* Masing-masing Kelas

| KELAS | TINGGI | SEDANG | RENDAH |
|---------------|---------------------------------------|---|--|
| TP | 54 | 6 | 0 |
| FP | 4 + 2 = 6 | 28 + 0 = 28 | 15 + 5 = 20 |
| <i>Recall</i> | $54 / (54 + 6) \times 100\% = 90\%$ | $6 / (6 + 28) \times 100\% = 17,65\%$ | $0 / (0 + 20) \times 100\% = 0,00\%$ |

Setelah didapatkan nilai *precision* dari masing-masing kelas, selanjutnya hitung rata-rata *precision* yang didapatkan.

$$Mean Recall = \frac{90\% + 17,65\% + 0,00\%}{3} = 35,89\%$$

Dari hasil perhitungan manual diperoleh *confusion matrix* untuk prediksi pengaruh penggunaan *gadget* terhadap nilai kejuruan Siswa menggunakan algoritma *Naïve Bayes* adalah nilai *Accuracy* = 53,63%, nilai *Precision* = 31,89%, dan nilai *Recall* = 35,88%.

3.4. Pembahasan

Setelah melakukan prediksi pengaruh penggunaan *gadget* terhadap nilai siswa sekolah dasar dengan metode Klasifikasi *Naïve Bayes*. Semakin tinggi akurasi prediksi yang dihasilkan dari algoritma tersebut yaitu mendekati 100% maka hasil prediksinya diangkat semakin baik. Adapun hasil nilai akurasi hasil pengolahan data prediksi menggunakan metode klasifikasi antara algoritma *Naïve Bayes* disajikan pada Tabel 4.4.

Tabel 5. Nilai Akurasi Hasil Prediksi Metode Klasifikasi

| Klasifikasi Algoritma | Jumlah Sampel | Hasil Prediksi | | Nilai <i>Confusion Matrix</i> (%) | | |
|-----------------------|---------------|----------------|-------|-----------------------------------|------------------|---------------|
| | | Benar | Salah | <i>Accuracy</i> | <i>Precision</i> | <i>Recall</i> |
| <i>Naïve Bayes</i> | 133 | 60 | 54 | 58,25 | 31,89 | 35,89 |

Berdasarkan nilai akurasi hasil prediksi pengaruh penggunaan *gadget* terhadap nilai siswa sekolah dasar menggunakan metode klasifikasi antara algoritma *Naïve Bayes* seperti pada Tabel 4.7 dapat terlihat bahwa hasil metode klasifikasi algoritma *Naïve Bayes* yaitu nilai *accuracy* = 60,53%, nilai *precision* = 66,20% dan nilai *recall* = 47,07%. Ini mengartikan bahwa untuk memprediksi pengaruh penggunaan *gadget* terhadap nilai siswa sekolah dasar dapat menggunakan metode *Naïve Bayes*.

4. PENUTUP

Dari hasil penelitian di atas bahwa metode *Naïve Bayes* dapat digunakan untuk menganalisis pengaruh penggunaan *gadget* terhadap nilai siswa sekolah dasar. Penggunaan *gadget* di kalangan siswa sekolah dasar memiliki pengaruh yang signifikan terhadap nilai akademik mereka. Hasil analisis yang dilakukan menggunakan metode *Naïve Bayes* menunjukkan bahwa faktor-faktor seperti durasi penggunaan *gadget*, jenis aktivitas yang dilakukan dengan *gadget*, dan pola belajar siswa berpengaruh terhadap prestasi akademik. Metode *Naïve Bayes* terbukti efektif dalam menganalisa dan mengklasifikasikan data terkait penggunaan *gadget* dan nilai akademik siswa.

Secara umum, siswa yang menggunakan *gadget* dengan durasi yang terkontrol dan untuk keperluan edukatif cenderung memiliki nilai akademik yang lebih tinggi dibandingkan dengan siswa yang menggunakannya secara berlebihan untuk hiburan. Selain itu, pola belajar juga menjadi factor penting, di mana siswa yang memiliki pola belajar terbimbing atau mandiri cenderung memperoleh nilai yang lebih baik dibandingkan dengan siswa yang kurang terstruktur dalam belajar.

Dengan demikian, penelitian ini memberikan rekomendasi bagi orang tua, guru dan pihak sekolah untuk lebih mengawasi dan mengontrol penggunaan *gadget* pada siswa, serta memastikan penggunaannya lebih banyak diarahkan pada kegiatan yang bersifat edukatif untuk mendukung pencapaian akademik yang optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Irfansyah, E. D. Sirait, and A. Risdiana, "A Prototype of a Constructivist Application for Online Evaluation in Learning Music," *Proc. 4th Int. Conf. Innov. Eng. Vocat. Educ. (ICIEVE 2021)*, vol. 651, no. Icieve 2021, pp. 223–228, 2022, doi: 10.2991/assehr.k.220305.046.
- [2] Alfonsius, A. L. Kalua, and S. C. W. Ngangi, "Sistem Pendukung Keputusan Pengaruh Gadget terhadap Prestasi Siswa menggunakan metode Simple Additive Weighting berbasis Website," *J. Media Celeb.*, vol. 1, no. 2, pp. 44–55, 2024.
- [3] Kurniawati, "Pengaruh Penggunaan Gadget Terhadap Prestasi Siswa," *J. Ilmu Pendidik.*, vol. 2, no. 1, pp. 79–84, 2020.
- [4] A. N. H. Melawati, "Penggolongan Hewan Berdasarkan Jenis Makanannya Berbasis Game 2D Menggunakan Metode Systems Development Life Cycle," 2021. [Online]. Available: <http://ejournalbinainsani.ac.id/index.php/IMBI/article/view/1681>
- [5] Kendri and Deli, "Studi Konseptual Pengaruh Gadget Terhadap Performa Akademik," in *Conference on Business, Social Sciences and Innovation Technology*, 2020. [Online]. Available:

- <http://journal.uib.ac.id/index.php/cbssit>
- [6] I. Saputra, P. Irfansyah, E. D. Sirait, D. D. Apriyani, and M. Sonny, "Comparison of the Performance of the k-Nearest Neighbor, Naïve Bayes Classifier and Support Vector Machine Algorithm With SMOTE for Classification of Bully Behavior on the WhatsApp Messenger Application," in *Proceedings of the 1st International Conference on Folklore, Language, Education and Exhibition (ICOFLEX 2019)*, Atlantis Press, 2020, pp. 143–149. doi: <https://doi.org/10.2991/assehr.k.201230.028>.
- [7] P. Irfansyah, "Kajian Komparasi Penerapan Algoritma Data Mining (C4.5, Bayesian Classifier Dan Neural Network) Dalam Menentukan Promosi Jabatan," *Pros. Semin. Nas.*, pp. 53–67, 2016.
- [8] A. Saleh, "Implementasi Metode Klasifikasi Naïve Bayes Dalam Memprediksi Besarnya Penggunaan Listrik Rumah Tangga," *Citec J.*, 2015.
- [9] X. Xia and J. Yan, "Construction of Music Teaching Evaluation Model Based on Weighted Naïve Bayes," *Sci. Program.*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1155/2021/7196197.
- [10] P. Riswanto, R. A. Aziz, and S. -, "Penerapan Decision Tree C4.5 Sebagai Seleksi Fitur Dan Support Vector Machine (Svm) Untuk Diagnosa Kanker Payudara," *J. Inform.*, vol. 19, no. 1, pp. 54–61, 2019, doi: 10.30873/ji.v19i1.1442.