

Penerapan Algoritma Naïve Bayes dalam Memprediksi Kecanduan Gadget pada Anak di Masa Golden Age

Natasya Putri^{*1}, Danang Mahendra², Joko Minardi³

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi,

Universitas Islam Nahdlatul Ulama Jepara

Email: ^{*1}natasyaputri3055@gmail.com, ²danang@unisnu.ac.id, ³joxmin@unisnu.ac.id

(Naskah masuk: 29 Desember 2024, diterima untuk diterbitkan: 10 Juli 2025)

Abstrak: Meningkatnya penggunaan gadget pada anak usia dini (golden age) menimbulkan kekhawatiran terkait dampaknya terhadap perkembangan kognitif, fisik, dan emosional mereka. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini menggunakan algoritma Naive Bayes dengan dataset yang terdiri dari 104 responden yang dikumpulkan melalui kuesioner yang divalidasi oleh pakar. Model ini dievaluasi menggunakan metode validasi silang 10-fold untuk memastikan keakuratan prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma Naive Bayes mencapai akurasi 94,36% dengan precision dan recall yang tinggi pada kategori "normal" dan "kecanduan berat". Namun, kesalahan prediksi masih ditemukan pada kategori "kecanduan sedang" dan "kecanduan ringan". Penelitian ini berkontribusi secara signifikan dalam mengidentifikasi hubungan antara kebiasaan penggunaan gadget dan tingkat kecanduan pada anak usia dini, serta memberikan acuan praktis bagi orang tua untuk mengatur pola penggunaan gadget pada anak. Sistem prediksi yang dikembangkan juga dapat menjadi dasar untuk aplikasi berbasis teknologi dalam manajemen perilaku anak. Studi ini merekomendasikan pengumpulan dataset yang lebih besar dan seimbang pada penelitian selanjutnya untuk meningkatkan akurasi prediksi dan memperluas generalisasi model.

Kata Kunci – Naïve Bayes; kecanduan gadget; anak usia dini; prediksi; akurasi

The Use of Naïve Bayes Algorithm to Predict Gadget Addiction in Children During Golden Age

Abstract: The increasing use of gadgets among young children (golden age) has raised concerns about its impact on their development. This study aims to predict the level of gadget addiction in young children using the Naïve Bayes algorithm. The choice of this topic is based on the importance of understanding the effects of gadget usage on children during their critical developmental stages. The study used 104 data points collected from parents who completed a questionnaire about their children's gadget usage habits. The method employed is the Naïve Bayes algorithm with 10-fold cross-validation to evaluate the model's accuracy. The results show that the Naïve Bayes model achieves an accuracy of 94.36%, with high precision and recall, particularly in the Normal and Heavy Addiction categories. However, the Moderate Addiction and Mild Addiction categories exhibited some misclassifications. The findings indicate that this model can effectively predict the level of gadget addiction in young children and can serve as a reference for parents in regulating their children's gadget use. Future research could involve using larger and more balanced datasets to further improve the model's accuracy.

Keywords – Naïve Bayes; gadget addiction; young children; prediction; accuracy

1. PENDAHULUAN

Di era digital saat ini, gadget telah menjadi bagian yang tak terpisahkan dari kehidupan sehari-hari, termasuk di kalangan anak usia dini (golden age) [1]. Berdasarkan laporan Badan Pusat Statistik (BPS) sebanyak 33,44% anak usia dini di Indonesia sudah menggunakan ponsel pada tahun 2022, sementara 24,96% telah mengakses internet [2]. Selain itu, masyarakat Indonesia menghabiskan rata-rata 6,05 jam per hari menggunakan perangkat mobile, menjadikannya salah satu pengguna gadget tertinggi di dunia. Paparan gadget yang tidak terkontrol pada anak usia dini

berpotensi memberikan dampak negatif, seperti mengalami masalah tidur, perilaku agresif, dan penurunan kreativitas [3].

Masa usia dini atau *golden age* (0-6 tahun) merupakan periode kritis dalam perkembangan kognitif, fisik, dan emosional anak [4]. Pada masa ini, stimulasi lingkungan termasuk teknologi dapat memberikan pengaruh signifikan terhadap perkembangan mereka [5]. Penelitian sebelumnya telah menunjukkan bahwa kecanduan gadget dapat menyebabkan gangguan perilaku pada anak, seperti kecemasan, agresi, dan penurunan kemampuan sosial [6]. Namun, sebagian besar penelitian lebih banyak berfokus pada anak usia sekolah dasar, sehingga terdapat kebutuhan untuk mengeksplorasi bagaimana kecanduan gadget memengaruhi anak usia dini, khususnya dalam konteks Indonesia.

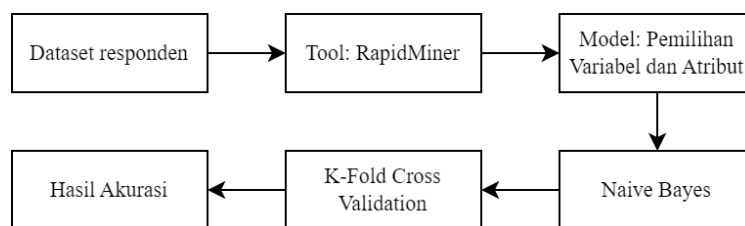
Metode Naïve Bayes dipilih dalam penelitian ini karena algoritma ini dikenal sederhana, efisien, dan memiliki kemampuan yang baik dalam memproses data berukuran kecil hingga besar [7]. Penelitian sebelumnya oleh Luqman Affandi et al. (2023) menggunakan metode ini untuk memprediksi kecanduan gadget pada anak sekolah dasar dengan akurasi 86,67% [8]. Studi ini memperluas cakupan dengan memfokuskan pada anak usia dini, menggunakan dataset yang lebih relevan dan variabel yang disesuaikan.

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini menggunakan algoritma Naïve Bayes dan mengidentifikasi kategori kecanduan berdasarkan kebiasaan penggunaan gadget. Selain itu, penelitian ini bertujuan memberikan panduan praktis bagi orang tua untuk mengelola penggunaan gadget secara bijak, sehingga dapat meminimalkan dampak negatif pada perkembangan anak. Kebaruan penelitian ini terletak pada penerapan metode Naïve Bayes dengan validasi silang menggunakan data anak usia dini, yang belum banyak dieksplorasi dalam konteks akademik maupun praktis.

2. METODE PENELITIAN

2.1. Identifikasi Permasalahan

Adapun rumusan masalah yang menjadi acuan dari latar belakang penelitian ini yaitu bagaimana cara mengetahui anak usia dini (*golden age*) mengalami kecanduan terhadap gadget dan bagaimana cara menentukan kategori tingkat kecanduan anak terhadap gadget. Metode Naive Bayes digunakan dalam memprediksi tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini [9]. Adapun gambaran dari kerangka pemikiran yang digunakan dalam penelitian ini adalah seperti gambar di bawah ini:



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Gambar 1 menggambarkan kerangka atau fase di mana penelitian dilakukan. Langkah penelitian yang dilakukan terdiri dari pengolahan data mentah dari data kuesioner. Pencarian prediksi dilakukan menggunakan algoritma Naive Bayes pada dataset akhir. Pada tahap pengujian dilakukan proses evaluasi dengan menggunakan 10-Fold Cross Validation. Hasil prediksi memperhitungkan Accuracy, Precision, dan Recall.

2.2. Persiapan Data

2.2.1. Sumber Data

Penelitian ini menggunakan data primer yang diperoleh melalui kuesioner yang diisi oleh orang tua anak usia dini (golden age). Responden terdiri dari 104 orang tua yang dipilih menggunakan teknik purposive sampling, dengan kriteria memiliki anak usia 0-6 tahun dan menggunakan gadget dalam kehidupan sehari-hari. Data yang dikumpulkan meliputi informasi terkait kebiasaan anak menggunakan gadget, durasi penggunaan, dan dampak yang dirasakan, seperti perubahan emosi, perilaku, dan pola interaksi sosial.

Pengumpulan data dilakukan dengan menyebarkan kuesioner secara daring dan luring di wilayah Jawa Tengah. Kuesioner dirancang berdasarkan literatur terkait kecanduan gadget dan dimodifikasi sesuai dengan konteks lokal. Selain itu, kuesioner dilengkapi dengan pertanyaan demografi seperti usia anak, dan jenis kelamin.

2.2.2. Validasi Kuesioner

Kuesioner yang digunakan dalam penelitian ini divalidasi oleh pakar psikologi anak, Naili Rofiqoh, S.Psi., M.Si., untuk memastikan relevansi dan akurasi pengukuran. Proses validasi dilakukan dalam dua tahap:

1. Uji Validitas Isi (Content Validity): Pakar mengevaluasi setiap pertanyaan kuesioner untuk memastikan kesesuaiannya dengan aspek yang diukur, yaitu aktivitas fisik, masalah emosional, dan konflik sosial akibat penggunaan gadget. Setelah revisi, kuesioner diuji coba pada 20 responden sebagai bagian dari pilot study untuk mengidentifikasi kesalahan atau ambiguitas dalam pertanyaan.
2. Uji Reliabilitas (Reliability Test): Data dari uji coba kuesioner dianalisis menggunakan Cronbach's Alpha untuk mengukur konsistensi internal. Hasil menunjukkan nilai Cronbach's Alpha sebesar 0,86, yang mengindikasikan bahwa kuesioner memiliki tingkat reliabilitas yang sangat baik.

2.2.3. Instrumen dan Variabel

Kuesioner terdiri dari 25 pertanyaan tertutup dengan skala Likert 4 poin, yang mencakup tiga dimensi utama:

1. Aktivitas Fisik (D01): Mengukur dampak penggunaan gadget pada aktivitas fisik anak.
2. Masalah Emosional (D02): Mengukur tingkat perubahan emosi akibat gadget.
3. Konflik Sosial (D03): Menilai gangguan hubungan anak dengan keluarga atau lingkungan.

Hasil kuesioner dikonversi menjadi poin untuk menentukan tingkat kecanduan gadget, dengan rentang kategori dari normal hingga kecanduan berat. Dibuatkan tabel variabel pendukung, tabel rincian pertanyaan, tabel jawaban untuk pertanyaan, dan tabel keputusan tingkat kecanduan.

Tabel 1. Variabel Pendukung

Kode	Variabel Pendukung
D01	Aktivitas Fisik
D02	Konflik dan Masalah
D03	Emosional

Tabel 2. Rincian Pertanyaan

No	Kode	Pertanyaan
1.	D01	Ketika anak saya tidak di sekolah, dia menghabiskan waktu lebih dari 2 jam per hari menggunakan gadgetnya.
2.	D01	Anak saya merasa perlu menghabiskan waktu lebih dari 2 jam per hari menggunakan gadgetnya
3.	D03	Anak saya merasa kesal ketika dia tidak dapat menggunakan gadgetnya.
4.	D02	Anak saya berbohong kepada saya tentang jumlah waktu yang dia habiskan menggunakan gadgetnya.

5.	D02	Menggunakan gadget membantu anak saya melupakan masalahnya.
6.	D02	Anak saya lebih suka menggunakan gadgetnya daripada menghabiskan waktu dengan anggota keluarga
7.	D01	Anak saya telah menghabiskan waktu lebih dari 2 jam per hari di gadgetnya
8.	D03	Anak saya merasa kesal ketika diminta untuk berhenti menggunakan gadgetnya.
9.	D02	Saya mencoba untuk menghentikan atau membatasi anak saya menggunakan gadgetnya, tetapi saya gagal
10.	D01	Anak saya kurang tidur karena dia menggunakan gadgetnya
11.	D03	Anak saya masih memikirkan hp nya saat tidak menggunakannya.
12.	D03	Anak saya merasa kesal ketika dia tidak dapat menggunakan gadgetnya.
13.	D02	Anak saya memiliki masalah dengan saya tentang jumlah waktu yang dia habiskan menggunakan gadgetnya
14.	D03	Menggunakan gadget adalah hal yang terpenting dalam hidup anak saya.
15.	D01	Menggunakan gadget lebih menyenangkan bagi anak saya daripada melakukan hal lain.
16.	D02	Anak saya berbohong kepada saya tentang apa yang dia lakukan di gadgetnya.
17.	D01	Anak saya tidak dapat mengontrol penggunaan gadgetnya
18.	D01	Anak saya kehilangan minat pada hobi atau aktivitas lain karena dia lebih suka menggunakan gadgetnya.
19.	D01	Ketika anak saya berhenti menggunakan gadgetnya, tidak lama kemudian dia menggunakannya lagi.
20.	D01	Anak saya memeriksa gadgetnya saat mengerjakan pekerjaan rumah atau hal penting lainnya.
21.	D03	Anak saya merasa kesal ketika diminta untuk berhenti menggunakan gadgetnya.
22.	D02	Anak saya berdebat ketika saya meminta dia untuk berhenti menggunakan gadgetnya.
23.	D01	Anak saya menghabiskan terlalu banyak uang untuk hal-hal penting pada gadgetnya seperti game online dan berlangganan streaming.
24.	D02	Menggunakan gadgetnya membuat anak saya merasa lebih baik ketika perasaannya sedang kacau.
25.	D02	Anak saya terus menggunakan gadgetnya terlepas dari kenyataan bahwa nilainya di sekolah semakin rendah.

Tabel 3. Jawaban untuk pertanyaan

No	Jawaban	Poin
1.	Sangat Setuju	4
2.	Setuju	3
3.	Tidak Setuju	2
4.	Sangat Tidak Setuju	1

Tabel 4. Keputusan tingkat kecanduan

No	Tingkat Kecanduan	Skala
1.	Normal	25 – 43
2.	Kecanduan Ringan	44 – 62
3.	Kecanduan Sedang	63 – 81
4.	Kecanduan Berat	81 - 100

2.3. Modeling

Metode yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan dalam menentukan tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini menggunakan metode Naïve Bayes. Naïve Bayes merupakan metode prediksi probabilistik yang memiliki beberapa karakteristik yang secara intuitif konsisten

dengan pemikiran ahli dan memiliki landasan matematis yang kuat [10]. Kelebihan dari Naïve Bayes adalah dapat mengestimasi parameter yang dibutuhkan dalam proses klasifikasi hanya menggunakan data latih yang kecil [11]. Persamaan 1 menunjukkan bentuk umum persamaan teorema bayes [12].

Adapun rumus untuk Naïve Bayes adalah sebagai berikut ini:

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

Dimana:

X = Kelas data yang belum diketahui

H = Hipotesa data X adalah kelas spesifik

$P(H|X)$ = Kemungkinan Hipotesa H berdasarkan keadaan X (Posteriori probability)

$P(H)$ = Kemungkinan Hipotesa H (prior probabilitas)

$P(X|H)$ = Kemungkinan X berdasarkan keadaan tersebut

$P(X)$ = Kemungkinan dari X

Rumus perhitungan Naive Bayes terdiri dari perhitungan probabilitas kelas, probabilitas atribut, dan penentuan kelas tiap sampel. Perhitungan Naive Bayes mendapatkan probabilitas setiap kelas ($P(X)$) adalah membagi jumlah kemunculan kelas X dalam data latih dengan total data latih seperti pada persamaan 2.

$$P(X) = \frac{N(X)}{\text{total data latih}} \quad (2)$$

Selanjutnya, perhitungan probabilitas atribut. Perhitungan ini menggunakan laplace smoothing agar tidak ada probabilitas 0 seperti pada persamaan 3, dimana $|V|$ adalah jumlah kelas yang digunakan.

$$P(H|X) = \frac{p(H|X)p(H)+1}{P(X)+|V|} \quad (3)$$

Selanjutnya, menghitung hasil akhir untuk mendapatkan nilai probabilitas setiap kelas dengan atribut yang sama dengan mengalikan probabilitas kelas dengan probabilitas atribut setiap kelas menggunakan persamaan 4.

$$P(X|H \dots H_n) = P(X) P(H_1 \dots H_n|X) \quad (4)$$

2.3.1. RapidMiner

RapidMiner merupakan sebuah program sumber terbuka [14]. RapidMiner adalah perangkat lunak independen yang digunakan untuk menganalisa data dan mesin penambangan data, yang dapat diintegrasikan dengan berbagai bahasa pemrograman secara mudah [15]. RapidMiner menggunakan sejumlah algoritma deskriptif dan prediktif [14]. RapidMiner menyediakan tampilan (UI) yang ramah pengguna, sehingga memudahkan pengguna saat menggunakannya [16]. Tampilan yang terdapat pada RapidMiner disebut Perspective [17]. Terdapat 3 Perspective, yaitu Welcome Perspective, Design Perspective dan Result Perspective [18]. *RapidMiner* digunakan untuk melakukan pengujian terhadap data yang telah didapatkan dari orang tua yang menjawab kuesioner yang telah diberikan. Model aturan yang digunakan dalam rapidminer adalah algoritma Naive Bayes dengan K-Fold Cross Validation untuk mengevaluasi keakuratan model. Dalam mengetahui tingkat kecanduan, penulis akan menampilkan gambaran model aturan dalam memprediksi kecanduan gadget pada anak usia dini menggunakan algoritma *Naive Bayes*.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Hasil

3.1.1. Akurasi Model Naïve Bayes

Penelitian ini menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk memprediksi tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini. Evaluasi model dilakukan menggunakan validasi silang 10-fold. Hasil menunjukkan bahwa model Naïve Bayes mencapai akurasi sebesar 94,36%, dengan precision dan recall yang tinggi, terutama pada kategori "Normal" dan "Kecanduan Berat". Tabel 5 merangkum hasil evaluasi model:

Tabel 5. Evaluasi Model Naive Bayes

Kategori	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score(%)
Normal	96,12	100	98,03
Kecanduan Ringan	85,75	88,56	87,13
Kecanduan Sedang	81,43	76,29	78,79
Kecanduan Berat	96,43	100	98,16

Dari hasil ini, model menunjukkan kinerja terbaik pada kategori "Normal" dan "Kecanduan Berat," namun kesalahan prediksi terjadi pada kategori "Kecanduan Sedang" dan "Kecanduan Ringan".

3.1.2. Distribusi Kategori Kecanduan

Hasil prediksi distribusi tingkat kecanduan gadget pada 104 responden menunjukkan bahwa dari total 100 anak, 35% (36 anak) masuk kategori "Normal", 20% (21 anak) masuk kategori "Kecanduan Ringan", 15% (16 anak) masuk kategori "Kecanduan Sedang", dan 30% (31 anak) masuk kategori "Kecanduan Berat". Distribusi ini mengindikasikan bahwa sekitar 65% anak mengalami tingkat kecanduan gadget, dengan 30% di antaranya masuk kategori "Berat," menunjukkan perlunya perhatian serius dari orang tua dan pihak terkait.

3.2. Pembahasan

3.2.1. Performa Model

Model Naïve Bayes yang digunakan menunjukkan performa yang sangat baik dengan akurasi tinggi (94,36%) dibandingkan penelitian sebelumnya yang hanya mencapai 86,67% untuk anak usia sekolah dasar (Luqman Affandi et al., 2023). Hasil ini menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes sangat cocok digunakan untuk memprediksi tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini dengan dataset yang relatif kecil.

Kesalahan prediksi terutama terjadi pada kategori "Kecanduan Ringan" dan "Kecanduan Sedang". Hal ini dapat disebabkan oleh kurangnya perbedaan signifikan dalam pola jawaban antara kedua kategori tersebut, yang menyebabkan model sulit membedakannya. Penelitian selanjutnya dapat mempertimbangkan penambahan variabel lain yang lebih sensitif terhadap perubahan kecil dalam kebiasaan penggunaan gadget.

3.2.2. Implikasi terhadap Perkembangan Anak Usia Dini

Hasil distribusi kategori menunjukkan bahwa tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini cukup tinggi. Anak dengan kategori "Kecanduan Berat" berisiko mengalami dampak negatif, seperti penurunan aktivitas fisik yang dapat menyebabkan obesitas, masalah emosional seperti kecemasan atau temper tantrum ketika tidak menggunakan gadget, dan konflik sosial dengan orang tua atau teman sebaya. Orang tua perlu meningkatkan pengawasan dan membatasi penggunaan gadget, khususnya pada anak yang masuk kategori "Kecanduan Sedang" dan "Kecanduan Berat".

Selain itu, model prediksi ini dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi parenting untuk memberikan rekomendasi personal dalam mengelola kebiasaan penggunaan gadget anak.

3.2.3. Relevansi dengan Literatur

Penelitian ini memperkuat temuan sebelumnya mengenai dampak kecanduan gadget pada anak (Rahayu et al., 2022; Setyaningsih et al., 2023) [19][20]. Namun, fokus pada anak usia dini memberikan kebaruan, karena sebagian besar penelitian sebelumnya hanya mengkaji anak usia sekolah dasar. Dengan validasi silang 10-fold dan precision tinggi pada kategori "Normal" dan "Kecanduan Berat," penelitian ini menunjukkan keunggulan dalam mengatasi keterbatasan dataset kecil dengan distribusi yang tidak seimbang.

3.2.4. Rekomendasi untuk Penelitian Selanjutnya

Untuk meningkatkan akurasi model, penelitian selanjutnya dapat:

1. Menggunakan dataset yang lebih besar dan seimbang.
2. Menambahkan variabel baru, seperti faktor lingkungan atau pola asuh orang tua.
3. Mengadopsi metode lain, seperti Random Forest atau Gradient Boosting, untuk membandingkan performa prediksi dengan Naïve Bayes.

Dua tahap dilakukan saat menggunakan pengklasifikasi Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini yaitu pelatihan data dan pengujian data. Tujuan pelatihan data adalah untuk menentukan probabilitas setiap kelas dan probabilitas setiap atribut. Hasil data latih berupa nilai probabilitas tiap kelas dan probabilitas tiap atribut digunakan untuk data pengujian. Tujuan pengujian data adalah untuk mengetahui kelas dari kasus yang akan diuji.

3.3. Pelatihan Data

Data sebanyak 104 dibagi menggunakan split data pada Rapidminer dengan perbandingan 80%:20% menjadi 83 data acak digunakan untuk melatih model menggunakan metode Naïve Bayes, sementara 21 data acak lainnya digunakan sebagai data uji, data ini akan diuji hasilnya apakah sesuai dengan hasil dari wawancara dengan psikolog.

3.4. Baca Data Training

Untuk menentukan data apa yang akan dianalisis menggunakan metode Naïve Bayes, langkah pertama adalah membaca data training. Adapun data latih yang digunakan dapat dilihat pada tabel berikut:

Tabel 6. Data Training

Kode	Nama Orang Tua	Nama Anak	Usia Anak	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10
R1	Ainun M	Arina M	4 Bulan	2	1	2	1	3	1	1	1	1	1
R2	Sopian A.	Abizar R.	5 Tahun	2	2	2	2	2	2	2	4	3	3
R3	nur baiti	Alby A.	4 Tahun	2	2	3	2	2	2	3	3	4	2
R4	Novi	Yassirly	26 Bulan	4	2	3	2	3	1	4	2	3	1
R5	Hikmatul H	Nana	5 Tahun	3	1	3	3	3	2	3	3	3	2
....													
R83	Suyono	Zikra N.	6 Tahun	2	1	1	1	1	2	2	2	1	2

P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18	P19	P20	P21	P22	P23	P24	P25	Kategori
1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	Normal
3	3	3	2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	2	4	Sedang
2	2	2	2	2	2	2	3	2	3	2	2	2	2	2	Ringan
1	3	2	2	2	2	2	2	2	2	3	3	1	2	2	Ringan
3	3	2	2	2	2	2	3	3	2	3	3	2	3	2	Sedang
....															
1	1	1	2	1	1	2	2	2	1	2	2	2	1	1	Normal

Tabel 7. Data Testing

Kode	Nama Orang Tua	Nama Anak	Usia Anak	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10
R84	Maryati	Razka	2 Tahun	4	3	3	1	3	3	3	4	3	2
R85	Lucky F.	Azkie G	6 Tahun	2	2	3	2	3	2	3	3	2	2
R86	Nuriya	Nada	5 Tahun	2	2	3	2	3	2	2	2	1	2
R87	Asis B.	M. Ghani	3 Tahun	3	3	3	2	2	2	3	2	2	2
R88	Anik	Aina F.	5 Tahun	2	2	3	3	2	2	3	3	3	3
....													
R104	Anti Y.	Cecilia A.	2 Tahun	1	2	2	2	1	2	1	2	2	1

P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18	P19	P20	P21	P22	P23	P24	P25	Kategori
3	3	2	3	4	4	3	2	4	3	3	3	3	3	1	Sedang
2	3	2	2	2	2	2	2	3	2	3	3	1	2	1	Ringan
2	3	2	1	1	1	2	2	2	2	2	3	1	3	1	Ringan
2	3	3	2	2	2	3	2	2	2	3	3	2	2	2	Ringan
3	3	2	2	2	2	3	3	3	2	3	3	3	3	2	Sedang
....															
1	1	2	1	2	2	2	1	1	2	3	2	2	1	3	Normal

Keterangan:

- R1 hingga R83 menjelaskan tentang responden ke 1 hingga 83 (kode)
- P1 hingga P25 menjelaskan tentang atribut ke 1 hingga atribut ke 25 (kode)

3.5. Perhitungan Manual

3.5.1. Perhitungan Probabilitas Prior (C_i)

Dari 83 data latih yang digunakan, diketahui kelas Normal sebanyak 33 data, kelas Kecanduan Ringan sebanyak 18 data, kelas Kecanduan Sedang sebanyak 10 data, dan Kecanduan Berat sebanyak 22 data. perhitungan probabilitas prior dapat dilakukan dengan persamaan (2).

$$P(Y = \text{Normal}) = 33/83 = 0,40 \quad P(Y = \text{Sedang}) = 10/83 = 0,12$$

$$P(Y = \text{Ringan}) = 18/83 = 0,22 \quad P(Y = \text{Berat}) = 22/83 = 0,27$$

3.5.2. Perhitungan Probabilitas Likelihood

Menghitung probabilitas jumlah atribut yang sama pada kelas yang sama (menggunakan laplace smoothing) dengan persamaan (3)

$$P(P1 = 3 \mid \text{Normal}) = 1 + 1/33 + 4 = 2/37 = 0,05$$

Dilakukan dengan perhitungan yang sama sehingga menghasilkan probabilitas seperti pada tabel berikut:

Tabel 8. Probabilitas P1

P1	Kategori				Probabilitas			
	Normal	Ringan	Sedang	Berat	Normal	Ringan	Sedang	Berat
4	0	0,06	0,10	0,55	0,03	0,09	0,14	0,50
3	0,03	0,28	0,70	0,41	0,05	0,27	0,57	0,38
2	0,52	0,50	0,10	0	0,49	0,45	0,14	0,04
1	0,45	0,17	0,05	0,05	0,43	0,18	0,14	0,08

Pada tabel di atas, nilai probabilitas kriteria P1 normal dan ringan paling banyak terdapat pada pilihan jawaban 2 (tidak setuju). Dilakukan perhitungan probabilitas likelihood seperti di atas hingga pada probabilitas kriteria P25.

3.5.3. Perhitungan Posterior Probability

Setelah dilakukan pelatihan data, 21 data akan diuji dengan metode Naïve Bayes untuk menguji hasilnya apakah sama dengan hasil wawancara pakar. Pengujian data dilakukan dengan menghitung nilai akhir probabilitas kelas dan atribut pada setiap kelas, hasil paling tinggi akan menjadi kelas untuk data yang diuji.

- a. Data yang diujikan dapat dilihat pada tabel 6. Mengalikan semua hasil probabilitas dari kelas Normal, Ringan, Sedang, dan Berat dengan persamaan (4)

1. $P(P1 = 4 \mid \text{Normal}) * P(P2 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P1 = 4 \mid \text{Normal}) * P(P3 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P4 = 1 \mid \text{Normal}) * P(P5 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P6 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P7 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P8 = 4 \mid \text{Normal}) * P(P9 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P10 = 2 \mid \text{Normal}) * P(P11 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P12 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P13 = 2 \mid \text{Normal}) * P(P14 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P15 = 4 \mid \text{Normal}) * P(P16 = 4 \mid \text{Normal}) * P(P17 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P18 = 2 \mid \text{Normal}) * P(P19 = 4 \mid \text{Normal}) * P(P20 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P21 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P22 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P24 = 3 \mid \text{Normal}) * P(P25 = 1 \mid \text{Normal}) * P(Y = \text{Normal})$
 $= 0,03 * 0,03 * 0,08 * 0,65 * 0,08 * 0,03 * 0,05 * 0,03 * 0,03 * 0,38 * 0,03 * 0,03 * 0,46 * 0,03 * 0,05 * 0,03 * 0,03 * 0,46 * 0,03 * 0,05 * 0,05 * 0,03 * 0,05 * 0,08 * 0,30 * 0,40 = 2,28842E-31$
2. $P(P1 = 4 \mid \text{Ringan}) * P(P2 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P1 = 4 \mid \text{Ringan}) * P(P3 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P4 = 1 \mid \text{Ringan}) * P(P5 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P6 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P7 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P8 = 4 \mid \text{Ringan}) * P(P9 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P10 = 2 \mid \text{Ringan}) * P(P11 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P12 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P13 = 2 \mid \text{Ringan}) * P(P14 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P15 = 4 \mid \text{Ringan}) * P(P16 = 4 \mid \text{Ringan}) * P(P17 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P18 = 2 \mid \text{Ringan}) * P(P19 = 4 \mid \text{Ringan}) * P(P20 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P21 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P22 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P24 = 3 \mid \text{Ringan}) * P(P25 = 1 \mid \text{Ringan}) * P(Y = \text{Ringan})$
 $= 0,09 * 0,27 * 0,64 * 0,09 * 0,41 * 0,09 * 0,41 * 0,05 * 0,18 * 0,59 * 0,14 * 0,41 * 0,73 * 0,14 * 0,05 * 0,05 * 0,18 * 0,50 * 0,03 * 0,23 * 0,55 * 0,45 * 0,09 * 0,36 * 0,14 * 0,22 = 2,77291E-19$
3. $P(P1 = 4 \mid \text{Sedang}) * P(P2 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P1 = 4 \mid \text{Sedang}) * P(P3 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P4 = 1 \mid \text{Sedang}) * P(P5 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P6 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P7 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P8 = 4 \mid \text{Sedang}) * P(P9 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P10 = 2 \mid \text{Sedang}) * P(P11 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P12 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P13 = 2 \mid \text{Sedang}) * P(P14 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P15 = 4 \mid \text{Sedang}) * P(P16 = 4 \mid \text{Sedang}) * P(P17 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P18 = 2 \mid \text{Sedang}) * P(P19 = 4 \mid \text{Sedang}) * P(P20 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P21 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P22 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P24 = 3 \mid \text{Sedang}) * P(P25 = 1 \mid \text{Sedang}) * P(Y = \text{Sedang})$
 $= 0,14 * 0,64 * 0,36 * 0,07 * 0,57 * 0,57 * 0,57 * 0,29 * 0,71 * 0,43 * 0,57 * 0,64 * 0,29 * 0,43 * 0,07 * 0,14 * 0,50 * 0,14 * 0,07 * 0,21 * 0,71 * 0,57 * 0,21 * 0,43 * 0,14 * 0,12 = 1,23783E-14$
4. $P(P1 = 4 \mid \text{Berat}) * P(P2 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P1 = 4 \mid \text{Berat}) * P(P3 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P4 = 1 \mid \text{Berat}) * P(P5 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P6 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P7 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P8 = 4 \mid \text{Berat}) * P(P9 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P10 = 2 \mid \text{Berat}) * P(P11 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P12 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P13 = 2 \mid \text{Berat}) * P(P14 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P15 = 4 \mid \text{Berat}) * P(P16 = 4 \mid \text{Berat}) * P(P17 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P18 = 2 \mid \text{Berat}) * P(P19 = 4 \mid \text{Berat}) * P(P20 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P21 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P22 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P24 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P25 = 1 \mid \text{Berat}) * P(Y = \text{Berat})$

$$\begin{aligned}
 & (P_9 = 3 \mid \text{Berat}) * P(P_{10} = 2 \mid \text{Berat}) * P(P_{11} = 3 \mid \text{Berat}) * P(P_{12} = 3 \mid \text{Berat}) * P(P_{13} = 2 \\
 & \mid \text{Berat}) * P(P_{14} = 3 \mid \text{Berat}) * P(P_{15} = 4 \mid \text{Berat}) * P(P_{16} = 4 \mid \text{Berat}) * P(P_{17} = 3 \mid \text{Berat}) \\
 & * P(P_{18} = 2 \mid \text{Berat}) * P(P_{19} = 4 \mid \text{Berat}) * P(P_{20} = 3 \mid \text{Berat}) * P(P_{21} = 3 \mid \text{Berat}) * P(P_{22} \\
 & = 3 \mid \text{Berat}) * P(P_{24} = 3 \mid \text{Berat}) * P(P_{25} = 1 \mid \text{Berat}) * P(Y = \text{Berat}) \\
 & = 0,50 * 0,38 * 0,38 * 0,04 * 0,42 * 0,42 * 0,58 * 0,54 * 0,46 * 0,04 * 0,35 * 0,54 * 0,04 * 0,54 * 0,58 \\
 & * 0,38 * 0,54 * 0,04 * 0,31 * 0,19 * 0,73 * 0,31 * 0,65 * 0,35 * 0,04 * 0,27 = 1,52916\text{E-}15
 \end{aligned}$$

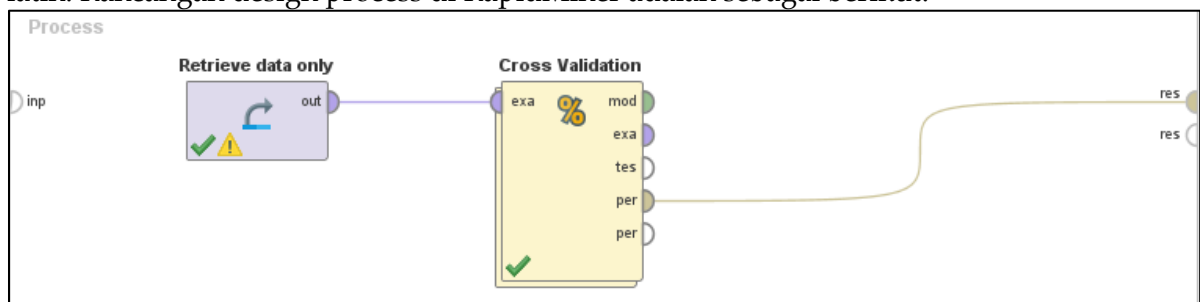
- b. Bandingkan hasil kelas Normal, Ringan, Sedang, Berat
Probabilitas tertinggi berada pada kelas (P | Sedang) sehingga dapat disimpulkan bahwa klasifikasi tingkat kecanduan gadget pada anak tersebut masuk ke dalam kategori "Sedang".
Dilakukan perhitungan seperti langkah di atas pada 21 data uji.

3.6. Pengujian Data

Setelah melakukan perhitungan manual untuk mendapatkan gambaran dasar, data yang sama kemudian diolah menggunakan RapidMiner. Hasil implementasi algoritma Naïve Bayes dengan K-Fold Cross Validation untuk mengukur akurasi model tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini.

1. Pengolahan Data Menggunakan RapidMiner

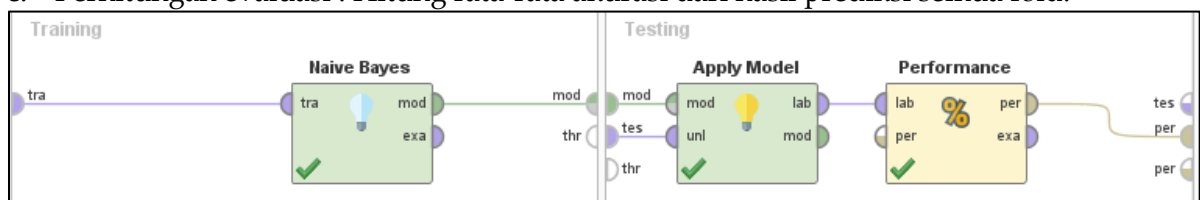
Jumlah sampel pada penelitian ini sebanyak 104 responden. Data akan diproses menggunakan RapidMiner Tools. Proses validasi dilakukan menggunakan metode K-Fold Cross Validation dengan pengaturan nilai fold = 10 atau biasa disebut 10-fold cross validation. Pengaturan ini berarti bahwa data dibagi menjadi (folds), di mana setiap fold bergantian digunakan sebagai data uji, sedangkan 9 fold lainnya digunakan sebagai data latih. Rancangan design process di RapidMiner adalah sebagai berikut:



Gambar 2. Design process di RapidMiner

Proses validasi ini mencakup langkah-langkah berikut:

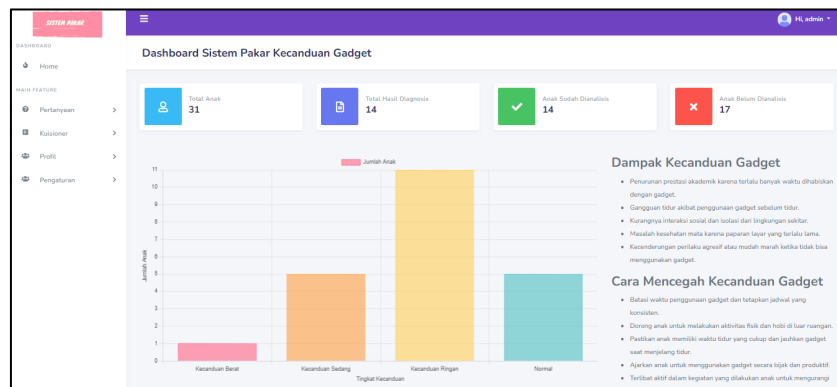
- a. Pembagian data: data dibagi menjadi 10 fold yang berbeda, sehingga setiap fold digunakan sebagai data uji satu kali, sementara 9 fold lainnya digunakan untuk melatih model.
- b. Pelatihan dan pengujian: Model dilatih menggunakan algoritma Naive Bayes pada 9 fold data latih dan kemudian diuji pada fold data uji. Proses ini dilakukan secara bergantian hingga semua fold telah menjadi data uji
- c. Perhitungan evaluasi : Hitung rata-rata akurasi dari hasil prediksi semua fold.



Gambar 3. Design Apply Model

3.7. Implementasi

Hasil dari implementasi sistem untuk prediksi tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini menggunakan algoritma naïve bayes adalah seperti gambar berikut ini:



Gambar 4. Halaman Home

Gambar di atas merupakan halaman dashboard pada sistem yang menampilkan jumlah anak, jumlah hasil diagnosis, jumlah anak yang sudah dan belum dianalisis, diagram batang, dampak kecanduan gadget serta cara mencegah kecanduan gadget

The configuration menu includes two main sections:

Skala Bobot Jawaban

Jawaban	Bobot
Sangat Setuju	4
Setuju	3
Tidak Setuju	2
Sangat Tidak Setuju	1

Pengaturan Prior Probability

Nama Pengaturan	Nilai
Prior Probability Normal	0.4
Prior Probability Kecanduan Ringan	0.22

Gambar 5. Tampilan menu pertanyaan

Tampilan di atas merupakan menu pertanyaan yang terdiri dari dua sub menu yaitu input pertanyaan yang berisi inputan pertanyaan dan bobot untuk mengatur nilai skala bobot jawaban dan nilai prior probability

The consultation menu features a dropdown for 'Pilih Anak' and a series of questions with radio button options:

Ketika anak saya tidak di sekolah, dia menghabiskan waktu lebih dari 2 jam per hari menggunakan gadgetnya.

- ☐ Sangat Setuju
- ☐ Setuju
- ☐ Tidak Setuju
- ☐ Sangat Tidak Setuju

Anak saya merasa perlu menghabiskan waktu lebih dari 2 jam per hari menggunakan gadgetnya.

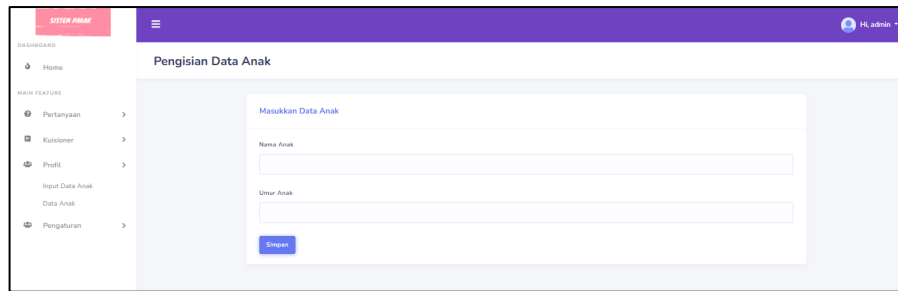
- ☐ Sangat Setuju
- ☐ Setuju
- ☐ Tidak Setuju
- ☐ Sangat Tidak Setuju

Anak saya merasa keal ketika dia tidak dapat menggunakan gadgetnya.

- ☐ Sangat Setuju
- ☐ Setuju

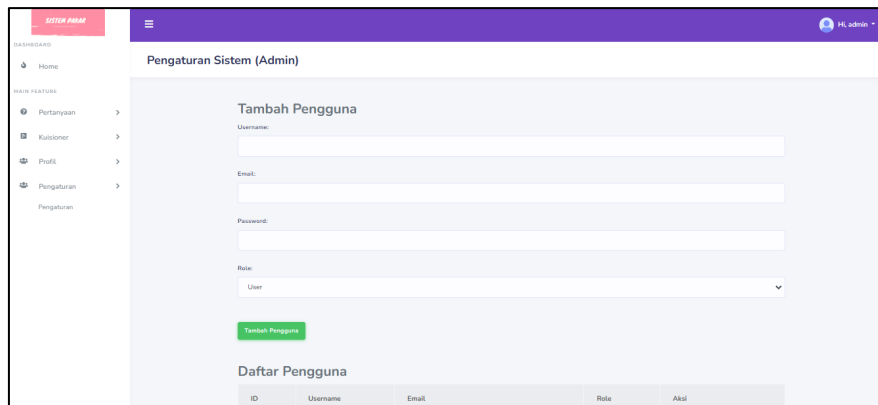
Gambar 6. Menu Kuesioner

Tampilan di atas merupakan menu pertanyaan yang terdiri dari dua sub menu yaitu isi kuesioner untuk mengisi kuesioner dan hasil yang berisikan kumpulan hasil jawaban yang telah dijawab oleh responden



Gambar 7. Menu Profil

Tampilan di atas menampilkan menu profil yang terdiri dari dua sub menu yaitu input data anak untuk menambahkan data anak yang nantinya akan dilakukan uji dan sub menu data anak yang berisi kumpulan data anak yang telah diinputkan



Gambar 8. Menu Pengaturan

Tampilan di atas menampilkan menu pengaturan yang berisi pengaturan sistem dimana admin dapat menambahkan user serta menampilkan data user yang telah ditambahkan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil memprediksi tingkat kecanduan gadget pada anak usia dini (golden age) menggunakan algoritma Naïve Bayes, dengan akurasi model mencapai 94,36%. Evaluasi menggunakan validasi silang 10-fold menunjukkan bahwa model ini memiliki precision dan recall yang tinggi, khususnya pada kategori "Normal" dan "Kecanduan Berat." Namun, terdapat beberapa kesalahan prediksi pada kategori "Kecanduan Ringan" dan "Kecanduan Sedang," yang mengindikasikan perlunya perbaikan lebih lanjut pada model.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa sekitar 65% anak usia dini dalam dataset ini mengalami tingkat kecanduan gadget, dengan 30% di antaranya masuk kategori Kecanduan Berat. Hal ini menyoroti perlunya perhatian khusus dari orang tua untuk mengelola pola penggunaan gadget pada anak mereka. Penelitian ini juga membuktikan bahwa algoritma Naïve Bayes dapat menjadi alat yang efektif untuk memprediksi dan mengkategorikan tingkat kecanduan gadget, serta memberikan panduan berbasis data bagi orang tua.

Secara praktis, model yang dikembangkan dapat diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis teknologi untuk memberikan rekomendasi personal terkait kebiasaan penggunaan gadget anak. Temuan ini juga membuka peluang bagi penelitian lanjutan untuk meningkatkan performa model dengan menggunakan dataset yang lebih besar, seimbang, dan variabel tambahan yang relevan.

Penelitian ini memberikan kontribusi penting terhadap pemahaman mengenai kecanduan gadget pada anak usia dini, serta menawarkan solusi praktis yang dapat diadaptasi untuk meningkatkan kualitas pengasuhan anak di era digital.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan puji syukur kehadiran Allah SWT, serta dukungan dan dorongan dari rekan-rekan seperjuangan, serta rekan-rekan tim ngampus atas dukungan dan sumbangsihnya selama proses penelitian ini. Semoga kontribusi semua pihak dapat memberikan manfaat dan keberkahan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Kasus, P. Pengguna, T. P. A. Ceria, F. Muttaqin, and M. Arifin, "Dampak Penggunaan Smartphone Pada Anak Usia 4-6 Tahun," vol. 12, no. 3, pp. 429–441, 2024.
- [2] J. I. Kesehatan, D. I. Paud, N. Rohmah, and K. Pakuhaji, "Medic nutricia," vol. 1, no. 5, 2023, doi: [10.5455/mnj.v1i2.644](https://doi.org/10.5455/mnj.v1i2.644).
- [3] S. Mardiyah, "Dilema Keluarga di Era Digitalisasi: Antara Kecanduan Gadget, Gangguan Emosional, Perilaku Sosial pada Anak Usia Dini dan Tawaran Sekolah Alternatif," *J. Obs. J. Pendidik. Anak Usia Dini*, vol. 7, no. 1, pp. 661–673, 2023, doi: [10.31004/obsesi.v7i1.3530](https://doi.org/10.31004/obsesi.v7i1.3530).
- [4] Haider Ghazi Azeez, Prof. Hardan Azeez Salman, "The effect of exercises according to auxiliary means to develop some special physical abilities of handball goalkeepers" *Sport. Cult.*, vol. 15, no. 1, pp. 72–86, 2024, doi: [10.25130/sc.24.1.6](https://doi.org/10.25130/sc.24.1.6).
- [5] A. ' Nurul ' Et Al., "Perkembangan Fisik Motorik Anak Usia Dini (Child Physical And Motoric Development) Tahta Media Group."
- [6] M. Nurhafani, Y. Kurniawati, S. Pranoto, and S. Nuzulia, "The Influence of Children's Gadget Use Intensity on Their Social Skills," *JPUUD - J. Pendidik. Usia Dini*, vol. 17, no. 2, pp. 407–424, 2023, doi: [10.21009/jpud.172.15](https://doi.org/10.21009/jpud.172.15).
- [7] F. R. Yuliardi, F. Fauzi, and T. W. Utami, "Analisis Sentimen Opini Masyarakat Terhadap Stunting Pasca Debat Cawapres Pertama 2024 Dengan Algoritma Bootstrap Aggregating Naïve Bayes," pp. 1129–1139, 2024.
- [8] L. Affandi, A. N. Pramudhita, and M. P. Sasmita, "Sistem Pakar Klasifikasi Kecanduan Gadget Menggunakan Teori Arthurt T . Hovart Dengan Metode Naive Bayes Classifier Untuk Anak Sekolah Dasar," 2020.
- [9] R. Adawiyah, M. Muljono, and W. Eko Nugroho, "Algoritma Naive Bayes Untuk Memprediksi Bimbingan Konseling Siswa Sekolah Menengah Kejuruan," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pint. Komput.*, vol. 12, no. 3, pp. 723–731, 2023, doi: [10.30591/smartcomp.v12i3.5365](https://doi.org/10.30591/smartcomp.v12i3.5365).
- [10] B. B. Suherman, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Dan Hama Pada Tanaman Jagung Menggunakan Metode Naive Bayes," *J. Inform. dan Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 2, no. 3, pp. 390–398, 2021, doi: [10.33365/jatika.v2i3.1251](https://doi.org/10.33365/jatika.v2i3.1251).
- [11] T. Suci Pania and R. Hidayati, "KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer Klasifikasi Kecanduan Bermain Game online Pada Remaja Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Berbasis Website," *Media Online*, vol. 4, no. 5, pp. 2518–2526, 2024, doi: [10.30865/klik.v4i5.1782](https://doi.org/10.30865/klik.v4i5.1782).
- [12] K. Keluarga and P. Beras, "3 1,2,3," vol. 3, no. 1, pp. 1–8, 2018.
- [13] D. Normawati and S. A. Prayogi, "Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter," *J. Sains Komput. Inform. (J-SAKTI)*, vol. 5, no. 2, pp. 697–711, 2021.
- [14] D. Pascalina, R. Widhiastono, and C. Juliane, "Pengukuran Kesiapan Transformasi Digital Smart City Menggunakan Aplikasi Rapid Miner," *Technomedia J.*, vol. 7, no. 3, pp. 293–302, 2022, doi: [10.33050/tmj.v7i3.1914](https://doi.org/10.33050/tmj.v7i3.1914).
- [15] D. Surya Sayogo, B. Irawan, and A. Bahtiar, "Analisis Sentimen Ulasan Instagram Di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 6, pp. 3314–3319, 2024, doi: [10.36040/jati.v7i6.8178](https://doi.org/10.36040/jati.v7i6.8178).
- [16] Andi Diah Kuswanto, Azumardi Nabil Fadhila, Paulus Tri Setiawan, Muhammad Kevin Setiawan, and Dody Renal Syahputra, "Penerapan K-Means Clustering Untuk Menentukan

- Jumlah Pengangguran Berdasarkan Umur,” Repeater Publ. Tek. Inform. dan Jar., vol. 2, no. 3, pp. 135–146, 2024, doi: [10.62951/repeater.v2i3.116](https://doi.org/10.62951/repeater.v2i3.116).
- [17] U. Lathifah and R. Danar Dana, “Implementasi Metode Linear Regression Untuk Prediksi Harga Properti Real Estate Menggunakan Rapidminer,” JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform., vol. 8, no. 1, pp. 1129–1137, 2024, doi: [10.36040/jati.v8i1.8919](https://doi.org/10.36040/jati.v8i1.8919).
- [18] V. R. Prasetyo, H. Lazuardi, A. A. Mulyono, and C. Lauw, “Penerapan Aplikasi RapidMiner Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Dengan Metode Linear Regression,” J. Nas. Teknol. dan Sist. Inf., vol. 7, no. 1, pp. 8–17, 2021, doi: [10.25077/teknosi.v7i1.2021.8-17](https://doi.org/10.25077/teknosi.v7i1.2021.8-17).
- [19] F. Oktaviyati, D. Faridawati, I. W. Siswanti, R. F. Havana, and R. Handayani, “Analisis Dampak Radiasi Gadget terhadap Perkembangan Motorik dan Kognitif Anak,” J. Golden Age, Univ. Hamzanwadi, vol. 7, no. 1, pp. 74–80, 2023.
- [20] E. Setyaningsih and D. Setyowatie, “E Sosialisasi Dampak Positif dan Negatif Penggunaan Gadget Serta Media Sosial di Kalangan Anak-anak dan Remaja,” IJCOSIN Indones. J. Community Serv. Innov., vol. 3, no. 1, pp. 64–71, 2023, doi: [10.20895/ijcosin.v3i1.919](https://doi.org/10.20895/ijcosin.v3i1.919).