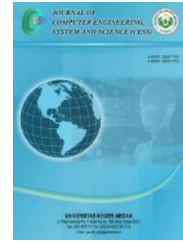


Contents list available at www.jurnal.unimed.ac.id

CESS
(Journal of Computing Engineering, System and Science)

journal homepage: <https://jurnal.unimed.ac.id/2012/index.php/cess>



Klasifikasi Tingkat Kecanduan Gadget Pada Balita Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

Classification of Gadget Addiction Levels in Toddlers Using the Naive bayes Algorithm

Alwi Aryusya Thamrin^{1*}, Raissa Amanda Putri²

^{1,2} Jurusan Ilmu Komputer, Universitas Islam Negeri Sumatra Utara

Jl. Lap. Golf No.120, Kp. Tengah, Kec. Pancur Batu, Kabupaten Deli Serdang, Sumatera Utara 20353, Indonesia.

email: ¹alwiaryusya781@gmail.com, ²raissa.ap@uinsu.ac.id

ABSTRAK

Kecanduan *gadget* pada balita merupakan isu yang semakin mengkhawatirkan di era digital ini. Penggunaan *gadget* yang berlebihan pada usia dini dapat berdampak negatif pada perkembangan kognitif, emosional, dan sosial anak. Dengan adanya penelitian ini yang diharapkan bertujuan untuk dapat mengklasifikasikan kecanduan *gadget* pada balita menggunakan algoritma *naïve bayes*. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data kuesioner yang mencakup berbagai atribut seperti jenis kelamin balita, usia orang tua, pendidikan orang tua, dan sembilan pertanyaan terkait penggunaan *gadget* pada balita. Dari data kuesioner tersebut telah dibagi menjadi data training dan data testing untuk proses klasifikasi kecanduan. Algoritma *naïve bayes* digunakan untuk mengklasifikasikan data ke dalam tiga kategori, yaitu: tidak kecanduan, kecanduan ringan, dan kecanduan berat. *Naive bayes* adalah metode klasifikasi berdasarkan Teorema Bayes dengan asumsi kemandirian yang kuat (*naive*) antara fitur-fitur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *naïve bayes* mampu mengklasifikasikan tingkat kecanduan *gadget* pada balita dengan tingkat akurasi yang memadai. Berdasarkan pengujian model menggunakan perangkat lunak *Altair AI Studio* dengan menambahkan operator *naïve bayes* telah didapat hasil klasifikasi dengan tingkat akurasi sebesar 81,67%. Penelitian ini memperlihatkan bahwa Algoritma *naïve bayes* dapat digunakan secara efektif untuk mengklasifikasikan tingkat Kecanduan *gadget* pada balita.

Kata Kunci: *Naive Bayes; kecanduan; gadget; balita; klasifikasi.*

ABSTRACT

Gadget addiction among toddlers is an increasingly concerning issue in this digital era. Excessive use of gadgets at an early age can negatively impact a child's cognitive, emotional,

*Penulis Korespondensi:

email: alwiaryusya781@gmail.com

and social development. This research aims to classify gadget addiction among toddlers using the Naive bayes algorithm. The data used in this research are questionnaire data encompassing various attributes such as the toddler's gender, parental age, parental education, and nine questions related to gadget usage by toddlers. These questionnaire data have been divided into training data and testing data for the addiction classification process. The Naive bayes algorithm is used to classify the data into three categories: not addicted, mildly addicted, and severely addicted. Naive bayes is a classification method based on Bayes' Theorem with a strong independence assumption (naive) between features. The research results show that the Naive bayes algorithm can classify the levels of gadget addiction among toddlers with adequate accuracy. Based on the model testing using Altair AI Studio software by adding the Naive bayes operator, a classification result with an accuracy level of 81.67% was obtained. This study demonstrates that the Naive bayes algorithm can be effectively used to classify the levels of gadget addiction among toddlers.

Keywords: Naive Bayes; addicted; gadgets; toddler; classification.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi yang sangat cepat membuka akses mudah bagi balita untuk terpapar oleh berbagai perangkat elektronik[1]. Meskipun penggunaan *gadget* pada anak balita dapat memberikan manfaat dalam pengembangan keterampilan kognitif, namun pada sisi lain, penggunaan yang berlebihan dapat menimbulkan risiko, termasuk potensi kecanduan[2]

Kecanduan *gadget* pada anak usia dini salah satunya diawali saat berlakunya sistem belajar mengajar dari rumah yang diterapkan oleh pemerintah saat *pandemic* Covid-19 berlangsung[3][4]. Pada saat dilaksanakan pembelajaran model daring ini, banyak peneliti yang sangat mendukung dan juga banyak yang merasa khawatir tentang efek samping yang dapat diakibatkan. Kecanduan *gadget* sangat berkaitan erat dengan kecanduan internet dan kebanyakan didominasi dengan tontonan dan permainan game online karena banyaknya fitur-fitur yang menarik bagi anak-anak pada usia dini[5]

Gadget memang memiliki dampak positif bagi pola pikir anak yaitu membantu anak dalam mengatur kecepatan bermainnya, mengolah strategi dalam permainan, dan membantu meningkatkan kemampuan otak kanan anak[6]. Tetapi dibalik kelebihan tersebut juga dapat berdampak buruk pula bagi daya kembang anak. Berbagai radiasi didalam *gadget* yang dapat merusak jaringan syaraf dan otak anak bila anak sering menggunakan *gadget*[7]. Selain itu, juga dapat menurunkan daya aktif anak dan kemampuan anak untuk berinteraksi dengan orang lain. Anak menjadi kurang interaktif dan lebih suka sendiri dengan zona nyamannya bersama *gadget*. Sehingga menimbulkan sikap individualis pada anak dan kurangnya sikap peduli terhadap sesama baik terhadap orang tua, teman, maupun orang lain[8]. Dengan pengembangan teknologi yang terus berlanjut, penting untuk memahami bagaimana *gadget* dapat digunakan sebagai alat pendidikan yang efektif, sambil memastikan bahwa penggunaan *gadget* tidak mengganggu kesehatan mental dan perkembangan emosional anak[9].

Algoritma *naive bayes* merupakan suatu metode yang dapat digunakan dalam memberi solusi dari masalah tersebut. Algoritma ini merupakan metode pembelajaran mesin yang bersifat probabilistik dan sangat cocok untuk mengatasi permasalahan klasifikasi[10]. Keunggulan *Naive bayes* terletak pada kemampuannya mengatasi sejumlah besar data

dengan atribut yang kompleks, sekaligus mempertahankan tingkat akurasi yang tinggi[11]. Dengan menerapkan algoritma ini, penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan model klasifikasi yang dapat membedakan tingkat kecanduan *gadget* pada balita.

Dengan melihat kompleksitas permasalahan kecanduan *gadget* pada balita, penelitian ini bertujuan untuk memberikan kontribusi pemahaman yang lebih mendalam tentang faktor-faktor yang memengaruhi kecanduan *gadget* pada balita. Selain itu, penelitian ini diharapkan dapat memberikan pengetahuan untuk pencegahan yang efektif dalam mengelola penggunaan *gadget* pada balita. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat menjadi panduan bagi orang tua, pendidik, dan pihak terkait dalam mempromosikan penggunaan *gadget* yang sehat dan berimbang pada anak balita.

Penelitian terdahulu dengan judul klasifikasi tingkat Kecanduan internet pada balita menggunakan algoritma *naïve bayes*, penelitian ini menggunakan 100 data kuesioner mahasiswa dengan 4 kriteria dan 2 kelas. Berdasarkan pengujian model yang telah dilakukan memakai RapidMiner mendapat tingkat akurasi sebanyak 90% dengan nilai probabilitas dari kelas Kecanduan sebesar 0,589 dan nilai probabilitas dari kelas tidak Kecanduan sebesar 0,411[12].

Selanjutnya penelitian dengan judul klasifikasi kualitas air bersih menggunakan metode *naive bayes*, penelitian ini menggunakan 226 data dengan memakai 8 atribut yang akan dibagi kedalam 2 kategori kelas yaitu air jernih dan air tidak jernih. Berdasarkan pengujian menggunakan RapidMiner mendapatkan hasil akhir tingkat akurasi sebesar 97,35%[13].

Perbedaan penelitian ini dengan penelitian-penelitian yang pernah dilakukan sebelumnya adalah pada penelitian ini akan memakai 3 kategori kelas yaitu: kelas tidak Kecanduan, kelas Kecanduan Ringan, dan kelas Kecanduan berat sehingga output yang akan didapat juga lebih bervariasi. Penelitian ini menggunakan data yang lebih banyak dengan tujuan untuk memaksimalkan nilai akurasi penggunaan algoritma *naïve bayes* pada klasifikasi yang memiliki 3 kategori kelas.

2. TINJAUAN TEORI

2.1 Data Mining

Data *mining* adalah proses yang mempekerjakan satu atau lebih teknik pembelajaran komputer (*machine learning*) untuk menganalisis dan mengekstraksi pengetahuan (*knowledge*) secara otomatis. Data *mining* didefinisikan sebagai sebuah proses untuk menemukan hubungan, pola dan trend baru yang bermakna dengan menyaring data yang sangat besar, yang tersimpan dalam penyimpanan, menggunakan Teknik pengenalan pola seperti teknik *statistic* dan matematika.[14].



Gambar 1. Bagan data *mining*

2.2 Naive Bayes

Pada penelitian ini digunakan algoritma pembelajaran dengan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. *Naïve Bayes* merupakan sebuah metoda pengklasifikasian probabilitas

sederhana untuk menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari kumpulan data yang diberikan. Algoritma ini mengasumsikan bahwa atribut objek adalah independen. Probabilitas yang terlibat dalam menghasilkan perkiraan akhir dihitung sebagai kuantitas frekuensi dari tabel hasil keputusan[15]. Berikut merupakan rumus dari algoritma *Naïve Bayes*:

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

2.3 Klasifikasi

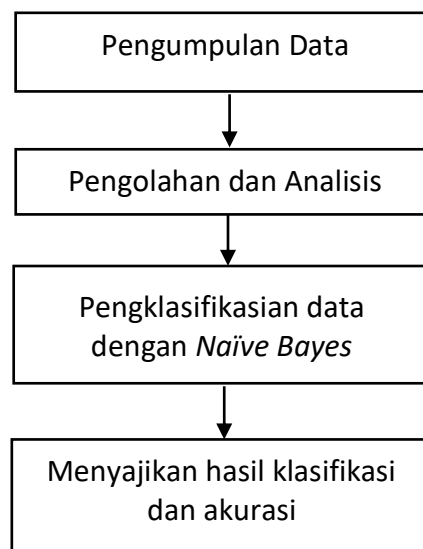
Metode klasifikasi digunakan untuk mengategorikan suatu objek ke dalam suatu kelas atau kategori tertentu berdasarkan ciri – ciri atau persamaan karakteristik yang dimiliki objek tersebut. Klasifikasi akan memproses suatu model yang dapat menggambarkan dan membedakan kelas data yang bertujuan untuk memperkirakan kelas dari objek yang belum diketahui labelnya.[16]

2.4 Altair AI Studio/Rapid Miner

Rapid Miner atau yang sekarang berubah nama menjadi Altair AI Studio merupakan perangkat lunak yang dibuat oleh Dr. Markus Hofmann dari Institute of Technology Blanchardstown dan Ralf Klinkenberg dari rapid-i.com dengan tampilan GUI (Graphical User Interface) sehingga memudahkan pengguna dalam menggunakan perangkat lunak ini. Rapid Miner dikhususkan untuk penggunaan data mining. Model yang disediakan juga cukup banyak dan lengkap, seperti Model Bayesian, Modelling, Tree Induction, Neural Network dan lain-lain[17]

3. METODE

Penelitian ini memiliki beberapa tahapan yang harus dilalui, yakni sebagai berikut:



Gambar 1. Kerangka Penelitian

Gambar 1 Merupakan kerangka penelitian yang dilakukan dalam menyelesaikan masalah yang dibahas pada penelitian ini, juga digunakan untuk membantu peneliti dalam Menyusun tahapan-tahapan yang jelas sehingga tidak melenceng dari pokok pembahasan.

3.1 Pengumpulan data

Pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah menggunakan kuesioner secara luring berisikan pertanyaan relevan yang dinilai dapat menunjukkan sifat Kecanduan gadget pada balita. Pengumpulan data dilakukan dari bulan Maret hingga Mei 2024.

Table 1. Data Awal

UB (thn)	JK	UOt (Thn)	POt	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9
5	PR	36	Sarjana	C	B	B	B	SB	B	B	B	B
4	PR	45	Sarjana	B	B	B	B	B	B	B	B	B
5	LK	33	Sarjana	B	B	SB	SB	SB	B	SB	SB	B
5	LK	36	Sarjana	B	B	SB	B	SB	B	B	B	SB
3	PR	28	Sarjana	B	B	B	B	B	B	B	B	B
5	PR	47	SMA	B	B	B	SB	SB	C	B	B	B
5	LK	38	Sarjana	SB	SB	SB	SB	SB	C	SB	SB	SB
4	PR	32	Sarjana	SB	SB	SB	SB	SB	SB	SB	SB	SB
4	PR	38	Sarjana	B	B	B	B	B	B	B	B	B
5	LK	35	Sarjana	C	C	C	SB	B	B	B	B	B

Pada Tabel 1 menunjukkan data awal yang di dapat dari pengumpulan data melalui kuesioner dengan pertanyaan pada setiap kuesioner berjumlah Sembilan. Dari kuesioner ini terkumpul sebanyak 303 data responden yang akan dianalisis dan diolah menjadi data *cleaning* dengan memakai atribut yang sesuai.

3.2 Pengolahan dan analisis data

Data yang telah diperoleh dari kuesioner selanjutnya akan dilakukan proses *cleaning* yaitu menghapus sebagian data yang tidak diperlukan dan tidak akan dipakai untuk pemodelan, pada penelitian ini data yang akan dihapus antara lain yaitu data usia balita. Setelah itu masuk ke tahapan selanjutnya yaitu tahapan *case folding* yang bertujuan untuk menyeragamkan format data kedalam format *polynomial* sehingga data dapat diproses pada aplikasi perangkat lunak Altair AI Studio. Target kelas akan ditentukan dari penilaian jumlah skor pada pertanyaan Q1 sampai dengan Q9, Dimana pertanyaan-pertanyaan tersebut dibagi menjadi tiga atribut yang dinilai dapat menunjukkan sifat Kecanduan gadget pada balita, diantaranya ialah 1) faktor kelalaian orang tua, 2) faktor sosialisasi pada balita, 3) faktor aktifitas balita[14]. Adapun atribut-atribut yang akan digunakan dalam klasifikasi tingkat Kecanduan gadget pada balita yakni sebagai berikut:

A. Jenis kelamin balita

Merupakan kriteria atribut yang dipakai dengan melihat dari data JK pada Tabel 1 yang telah terkumpul melalui kuesioner. Dapat dilihat pada Tabel 2.

Table 2. Atribut Jenis kelamin

Atribut	Kategori	Keterangan
Jenis kelamin	LK	Laki-laki
	PR	Perempuan

B. Umur orang tua

Merupakan kriteria atribut yang dipakai dengan melihat dari data UOt pada Tabel 1 yang telah terkumpul melalui kuesioner. Dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Atribut Umur orang tua

Atribut	Umur	Kategori	Keterangan
Umur orang tua (tahun)	<=30	M	Muda
	>30, <=40	DMd	Dewasa Muda
	>40	DMn	Dewasa Menengah

C. Pendidikan orang tua

Merupakan kriteria atribut yang dipakai dengan melihat dari data POt pada Tabel 1 yang telah terkumpul melalui kuesioner. Dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Atribut Pendidikan Orang tua

Atribut	Kategori	Keterangan
Pendidikan Orang tua	SMP	Sekolah Menengah Pertama
	SMA	Sekolah Menengah Atas
	Sarjana	S1, S2, & S3

D. Kelalaian orang tua

Merupakan kriteria atribut dengan melihat dari data Q1, Q2, Q3 pada Tabel 1 yang telah terkumpul melalui kuesioner. Pada atribut ini akan memakai jumlah skor pada pertanyaan Q1, Q2, dan Q3. Dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Atribut Kelalaian orang tua

Atribut	Jawaban	Kategori	Keterangan
Kelalaian orang tua	<=8	R	Rendah
	>8, <=13	S	Sedang
	>13	T	Tinggi

E. Kelalaian orang tua

Merupakan kriteria atribut dengan melihat dari data Q4, Q5, Q6 pada Tabel 1 yang telah terkumpul melalui kuesioner. Pada atribut ini akan memakai jumlah skor pada pertanyaan Q4, Q5, dan Q6. Dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Atribut Sosialisasi pada balita

Atribut	skor	Kategori	Keterangan
Sosialisasi pada balita	<=8	R	Rendah
	>8, <=13	S	Sedang
	>13	T	Tinggi

F. Kelalaian orang tua

Merupakan kriteria atribut dengan melihat dari data Q7, Q8, Q9 pada Tabel 1 yang telah terkumpul melalui kuesioner. Pada atribut ini akan memakai jumlah skor pada pertanyaan Q7, Q8, dan Q9. Dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Atribut aktifitas balita

Atribut	Skor	Kategori	Keterangan
Aktifitas balita	<=8	R	Rendah
	>8, <=13	S	Sedang
	>13	T	Tinggi

Pada Tabel 4, Tabel 5, dan Tabel 6 didapatkan skor dari penjumlahan nilai pemilihan jawaban pada pertanyaan Q1 sampai dengan Q9 dengan skala *linker* 5 yaitu: Sangat Buruk(SBr) 1, Buruk(Br) 2, Cukup(C) 3, Baik(B) 4, Sangat Baik(SB) 5.

3.2 Menyajikan hasil klasifikasi dan akurasi

Tahapan terakhir adalah menyajikan hasil klasifikasi menggunakan algoritma *Naïve bayes* dan menampilkan akurasinya menggunakan *software* Altair AI Studio guna mengetahui seberapa baik algoritma *Naïve bayes* dalam mengklasifikasikan tingkat Kecanduan gadget pada balita dengan menggunakan tiga kategori kelas. Dalam melakukan pengujian terhadap data training, perlu dilakukan evaluasi dengan menggunakan *Confusion Matriks* untuk menguji data testing dengan menggunakan persamaan[16] sebagai berikut :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (2)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$F1 - Score = 2 \frac{precision \cdot recall}{precision + recall} \quad (5)$$

Keterangan:

TP= *True Positive*

TN= *True Negative*

FP= *False Positive*

FN= *False Negative*

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Menentukan Target kelas

Setelah tahapan pengumpulan data dilakukan, terdapat sebanyak 303 data record kuesioner tentang Kecanduan gadget pada balita. Dari 303 data tersebut dibagi menjadi dua data yaitu data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 80:20. Sebelum mengelompokkan data *training* sesuai dengan atribut yang telah ditentukan terlebih dahulu menentukan target kelas kecanduan dari setiap data. Dapat dilihat pada table dibawah ini:

Tabel 8. Target kelas kecanduan

Atribut	Skor	Kategori	Keterangan
Target Kelas	≤ 25	KB	Kecanduan Berat
	$>25, \leq 36$	KR	Kecanduan Ringan
	>36	TK	Tidak Kecanduan

Dengan melihat jumlah keseluruhan skor pertanyaan Q1 sampai Q9 maka dapat ditentukan kelas Kecanduan pada balita yang menjadi target perhitungan probabilitas. Kemudian dibuat variabel-variabel yang mempresentasikan atribut seperti pada Tabel 2 sampai dengan Tabel 6. lalu dilakukan proses perhitungan probabilitas baik itu data *training* dan data *testing* serta menghitung probabilitas akhir. Untuk proses perhitungan yang akan dilakukan menggunakan algoritma *Naïve bayes* dapat dilihat pada Langkah-langkah sebagai berikut.

4.2 Menghitung probabilitas prior

Dari data *training* yang telah ditentukan dapat dihitung probabilitas *prior* yaitu probabilitas terjadinya variabel target kelas Kecanduan Berat (KB), Kecanduan Ringan (KR), dan Tidak Kecanduan (TK) menggunakan persamaan (1), dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Probabilitas prior

Variabel	Kelas	Jumlah	Probabilitas
Y (Kecanduan)	TK	85	0,349
	KR	137	0,564
	KB	21	0,086

Dari hasil perhitungan pada tabel diatas, target kelas TK (Tidak Kecanduan) mendapat probabilitas sebesar 0,529, target kelas KR (Kecanduan Ringan) mendapat probabilitas sebesar 0,564, dan target kelas KB (Kecanduan Berat) mendapat probabilitas sebesar 0,086.

4.3 Menghitung probabilitas atribut

Setelah probabilitas prior telah diketahui, langkah selanjutnya menghitung probabilitas dari masing-masing atribut yang telah ditentukan dengan menggunakan persamaan (1). Untuk menghitung probabilitas dari atribut A dapat dilihat pada Tabel 9 dibawah ini.

Tabel 9. Probabilitas atribut A

Atribut A	TK	KR	KB	Total	P(TK)	P(KR)	P(KB)
LK	45	74	12	131	0.529	0.540	0.571
PR	40	63	9	112	0.471	0.460	0.429
Total	85	137	21	243	1	1	1

Untuk menghitung probabilitas dari atribut B dapat dilihat pada Tabel 10 dibawah ini.

Tabel 10. Probabilitas atribut B

Atribut B	TK	KR	KB	Total	P(TK)	P(KR)	P(KB)
SMP	20	41	4	65	0.223	0.139	0.190
SMA	33	46	8	87	0.318	0.314	0.381
Sarjana	32	50	9	91	0.459	0.547	0.429
Total	85	137	21	243	1	1	1

Untuk menghitung probabilitas dari atribut C dapat dilihat pada Tabel 11 dibawah ini.

Tabel 11. Probabilitas atribut C

Atribut C	TK	KR	KB	Total	P(TK)	P(KR)	P(KB)
M	19	19	4	42	0.235	0.299	0.190
DMd	27	43	8	78	0.388	0.336	0.381
DMn	39	75	9	123	0.376	0.365	0.429
Total	85	137	21	243	1	1	1

Untuk menghitung probabilitas dari atribut D dapat dilihat pada **Tabel 12** dibawah ini.

Tabel 12. Probabilitas atribut D

Atribut D	TK	KR	KB	Total	P(TK)	P(KR)	P(KB)
R	2	19	14	35	0.024	0.139	0.667
S	53	111	7	171	0.624	0.810	0.333
T	30	7	0	37	0.353	0.051	0.000
Total	85	137	21	243	1	1	1

Untuk menghitung probabilitas dari atribut E dapat dilihat pada Tabel 13 dibawah ini.

Tabel 13. Probabilitas atribut E

Atribut E	TK	KR	KB	Total	P(TK)	P(KR)	P(KB)
R	0	27	13	40	0	0.197	0.619
S	60	105	8	173	0.706	0.766	0.381
T	25	5	0	30	0.294	0.036	0
Total	85	137	21	243	1	1	1

Untuk menghitung probabilitas dari atribut F dapat dilihat pada Tabel 14 dibawah ini.

Tabel 13. Probabilitas atribut E

Atribut F	TK	KR	KB	Total	P(TK)	P(KR)	P(KB)
R	0	22	16	38	0	0.161	0.762
S	59	109	5	173	0.694	0.796	0.238
T	26	6	0	32	0.306	0.044	0
Total	85	137	21	243	1	1	1

4.4 Pengklasifikasian

Setelah masing-masing probabilitas atribut telah diketahui, Langkah selanjutnya adalah melakukan pengklasifikasian menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Data yang digunakan

untuk proses klasifikasi adalah 20% dari total seluruh data kuesioner yaitu sebanyak 60 data *testing*, saya ambil 1 sampel data *testing* untuk melakukan perhitungan manual pada klasifikasi naïve bayes bisa dilihat pada Tabel 15 dibawah ini.

Tabel 14. Sampel data *testing*

JK	UOt (Thn)	POt	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7	Q8	Q9
LK	25	SMA	Cukup	Buruk	Cukup	Sangat Baik	Baik	Buruk	Cukup	Cukup	Sangat Baik

Sebelum melakukan pengklasifikasian transformasikan data sesuai dengan atribut-atribut yang diketahui sebelumnya:

1. Pada variabel UOt diubah menjadi atribut B (umur orang tua) dengan melihat pada Tabel 3, menjadi bernilai "Muda".
2. Pada variabel Q1-Q3 diubah menjadi atribut D dengan melihat pada Tabel 5, menjadi bernilai "rendah".
3. Pada variabel Q4-Q6 diubah menjadi atribut E dengan melihat pada Tabel 6, menjadi bernilai "sedang".
4. Pada variabel Q7-Q9 diubah menjadi atribut F dengan melihat pada Tabel 7, menjadi bernilai "sedang".

Setelah mendapatkan transformasi, data Langkah selanjutnya menghitung probabilitas masing-masing atribut pada data dengan melihat pada Tabel 9 - Tabel 13.

1. Untuk kelas Tidak Kecanduan (TK)

$$P(TK).P(A = LK|TK).P(B = M|TK).P(C = SMA|TK).P(D = R|TK).P(E = S|TK).P(F = S|TK) \\ 0,349 \cdot 0,529 \cdot 0,224 \cdot 0,388 \cdot 0,024 \cdot 0,706 \cdot 0,694 = 0,000188$$

2. Untuk kelas Kecanduan Ringan (KR)

$$P(KR).P(A = LK|KR).P(B = M|KR).P(C = SMA|KR).P(D = R|KR).P(E = S|KR).P(F = S|KR) \\ 0,564 \cdot 0,540 \cdot 0,139 \cdot 0,336 \cdot 0,139 \cdot 0,766 \cdot 0,795 = 0,001204$$

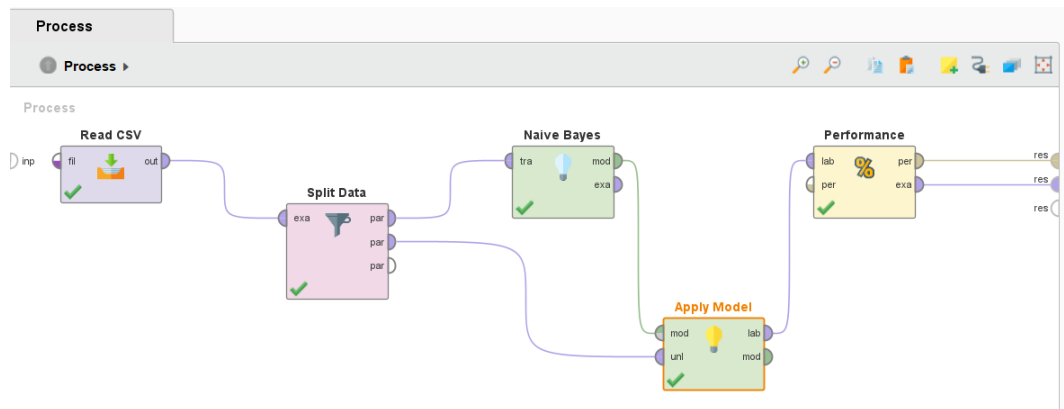
3. Untuk kelas Kecanduan Berat (KB)

$$P(KB).P(A = LK|KB).P(B = M|KB).P(C = SMA|KB).P(D = R|KB).P(E = S|KB).P(F = S|KB) \\ 0,086 \cdot 0,571 \cdot 0,190 \cdot 0,381 \cdot 0,667 \cdot 0,381 \cdot 0,238 = 0,000215$$

Karena nilai probabilitas untuk kelas Kecanduan Ringan (KR) lebih tinggi dibandingkan dengan kelas Tidak Kecanduan (TK) dan juga kelas Kecanduan Berat (KB), maka prediksi untuk data *testing* sampel ini adalah Kecanduan Ringan.

4.5 Hasil pengklasifikasian pada *Altair AI Studio*

Untuk menjalankan proses pengklasifikasian pada *Altair AI Studio*, terlebih dahulu mengimport data keseluruhan yang sudah ditransformasi pada *Microsoft Excel*. Setelah proses transformasi data selesai import data menggunakan operator *Read CSV*.



Gambar 2. Proses pengklasifikasian data pada Altair AI Studio

Setelah mengimport data menggunakan operator *Read CSV* gunakan operator *Split Data* untuk membagi data *training* dan *testing* yang mana masing-masing data berasio 80:20. Lalu masukkan operator *Naive Bayes* untuk menjalankan algoritma *Naive Bayes* pada proses klasifikasi dan masukkan operator *Apply Model* untuk menerapkan model yang telah dilatih pada data training kedalam data testing. Lalu operator terakhir yang digunakan dalam proses pengklasifikasian adalah operator *performance*, yang berfungsi untuk mengevaluasi model yang telah di terapkan pada data testing. Setelah semua operator yg diperlukan dalam pengklasifikasian sudah dirancang, jalankan proses pengklasifikasian dan hasil serta uji evaluasi model akan terlihat pada aplikasi *Altair AI Studio*.

accuracy: 81.67%

	true Kecanduan Berat	true Kecanduan Ringan	true Tidak Kecanduan	class precision
pred. Kecanduan Berat	2	1	0	66.67%
pred. Kecanduan Ringan	3	31	5	79.49%
pred. Tidak Kecanduan	0	2	16	88.89%
class recall	40.00%	91.18%	76.19%	

Gambar 3. Nilai akurasi pengklasifikasian menggunakan operator performance

Pada Gambar 3 diatas nilai *Accuracy* yang didapat dari hasil evaluasi model dengan menggunakan operator *Performance* ialah sebesar 81,67%. Dengan menerapkan model kedalam data *testing* sebanyak 60 data didapatkan bahwa hasil *class precision* terhadap kelas Kecanduan Berat adalah 66,67 % *class precision* terhadap kelas Kecanduan Ringan adalah 79,49%, dan *class precision* terhadap kelas Tidak Kecanduan adalah 88,89%. Sedangkan hasil dari keberhasilan model pada sistem untuk menemukan kembali informasi atau disebut *class recall* terhadap kelas Kecanduan Berat adalah sebesar 40%, *class recall* terhadap kelas Kecanduan Ringan adalah sebesar 91,18%, dan terhadap kelas Tidak Kecanduan sebesar 76,19%.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian klasifikasi tingkat Kecanduan gadget pada balita menggunakan algoritma *Naive Bayes* memakai sebanyak 303 data berhasil diimplementasikan yang dapat dilihat bahwa nilai probabilitas kelas Kecanduan Ringan lebih besar dibandingkan

dengan target kelas lainnya. Hal ini menunjukkan bahwa kelas Kecanduan Ringan akan gadget terjadi di mayoritas balita dalam studi kasus ini. Dengan memakai aplikasi *Altair AI Studio* serta menggunakan berbagai operator yang diperlukan maka didapat hasil akurasi pada model sebesar 81,67%.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada pihak-pihak yang telah berkontribusi dalam proses pembuatan naskah artikel ini. Terima kasih kepada para reviewer atas dukungan dan bantuan sehingga dapat membuat artikel ini memenuhi syarat untuk diterbitkan. Serta yang terhormat dosen pembimbing saya yang telah memberikan pedoman dan tuntunan sehingga terbuatnya artikel ini. Tak lupa juga para rekan sejawat yang telah membantu saya.

REFERENSI

- [1] N. Annisa, N. Padilah, R. Rulita, and R. Yuniar, "Dampak Gadget Terhadap Perkembangan Anak Usia Dini," *J. Pendidik. Indones.*, vol. 3, no. 9, pp. 837–849, 2022, doi: 10.36418/japendi.v3i9.1159.
- [2] N. W. Suyanti and I. P. Suarnaya, "Pengaruh Pemberian Gadget Pada Perkembangan Anak Usia Dini," vol. 4, no. 4, pp. 736–746, 2021.
- [3] J. N. Octaviani, S. Utaminingsih, and S. Masfu'ah, "Pembentukan Sikap Peduli Sosial Anak pada Masa Pandemi Covid 19 di Desa Pringtulis Jepara," *J. Inov. Penelit.*, vol. 2, no. 10, pp. 3453–3462, 2022.
- [4] Y. M. dkk hasnidar, hildayanti W, *Ilmu Kesehatan Masyarakat*. 2020.
- [5] I. S. Siregar, "Dampak Penggunaan Gadget Pada Anak Usia Dini Studi Kasus Pada Anak Usia Dini Desa Siolip," *J. Pendidik. Islam Anak usia Dini*, vol. 2, no. 1, pp. 140–153, 2022.
- [6] V. Yumarni, "Pengaruh Gadget Terhadap Anak Usia Dini," *J. Literasiologi*, vol. 8, no. 2, pp. 107–119, 2022, doi: 10.47783/literasiologi.v8i2.369.
- [7] Ratih Agustin Wulandari, Erlina Purwaningsih, D. Darussalam, O. Oktaviani, and W. Wandira, "Peran Orang Tua dalam Pendampingan Anak Usia Dini Bermain Gadget," *SOSMANIORA J. Ilmu Sos. dan Hum.*, vol. 2, no. 2, pp. 263–268, 2023, doi: 10.55123/sosmaniora.v2i2.2203.
- [8] R. Kurniati, "Efektivitas Pendekatan Cognitive Behavior Therapy Dengan Teknik Self-Management Untuk Mengurangi Penggunaan Smartphone Secara Berlebihan Pada Peserta Didik Kelas Viii Smp Negeri 4 Bandar Lampung Skripsi," *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2019.
- [9] S. M. A. Negeri, C. Pada, and M. Perubahan, "Analisis Pertumbuhan Dan Perkembangan Anak Usia 4-6 Tahun Terhadap Penerapan Screen Time Di Desa Billa'an Kecamatan Proppo Kabupaten Pamekasan," *J. Inov. Pendidik.*, vol. 1, pp. 129–142, 2023.
- [10] D. Ananda and R. R. Suryono, "JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA Analisis Sentimen Publik Terhadap Pengungsi Rohingya di Indonesia dengan Metode Support Vector Machine dan Naïve Bayes," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 8, no. 2, pp. 748–757, 2024, doi: 10.30865/mib.v8i2.7517.
- [11] E. Erwin *et al.*, *Transformasi digital*, no. June. 2023.
- [12] F. Z. Parinduri, R. Dewi, and Susiani, "Klasifikasi Tingkat Kecanduan Internet Pada Mahasiswa Menggunakan Algoritma Naïve Bayes," *JOMLAI J. Mach. Learn. Artif. Intell.*,

- vol. 1, no. 3, pp. 2828–9099, 2022, doi: 10.55123/jomlai.v1i3.965.
- [13] Sutisna and N. M. Yuniar, “Klasifikasi Kualitas Air Bersih Menggunakan Metode Naïve baiyes,” *J. Sains dan Teknol.*, vol. 5, no. 1, pp. 243–246, 2023, [Online]. Available: <https://doi.org/10.55338/saintek.v5i1.1383>
- [14] D. S. Purnia and A. I. Warnilah, “Implementasi Data Mining Pada Penjualan kacamata Dengan Menggunakan Algoritma Apriori,” *Indones. J. Comput. Inf. Technol.*, vol. 2, no. 2, pp. 31–39, 2017.
- [15] M. Rinestu, I. P. Made Indra, B. Marsanto, and S. Trisakti, “Classification Of Investment Decisions During Covid-19 Pandemic Using Naive Bayes Klasifikasi Keputusan Investasi Di Masa Pandemi Covid-19 Dengan Menggunakan Naive Bayes,” *Manag. Stud. Entrep. J.*, vol. 3, no. 4, pp. 1784–1796, 2022, [Online]. Available: <http://journal.yrpioku.com/index.php/msej>
- [16] F. A. Hizham, Y. Nurdiansyah, and D. M. Firmansyah, “Implementasi Metode Backpropagation Neural Network (BNN) dalam Sistem Klasifikasi Ketepatan Waktu Kelulusan Mahasiswa (Studi Kasus: Program Studi Sistem Informasi Universitas Jember),” *Berk. Sainstek*, vol. 6, no. 2, p. 97, 2018, doi: 10.19184/bst.v6i2.9254.
- [17] B. G. Sudarsono, M. I. Leo, A. Santoso, and F. Hendrawan, “Analisis Data Mining Data Netflix Menggunakan Aplikasi Rapid Miner,” *JBASE - J. Bus. Audit Inf. Syst.*, vol. 4, no. 1, pp. 13–21, 2021, doi: 10.30813/jbase.v4i1.2729.