

Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Metode *Naïve Bayes Classifier*

Heru Budi Setiawan¹, Gunawan Pria Utama²

^{1,2} Fakultas Teknologi Informasi, Teknik Informatika, Universitas Budi Luhur, Jakarta Selatan, Indonesia

Email: ¹*hsetiawan553@gmail.com, ²gunawan.priautama@budiluhur.ac.id

(* : corresponding author)

Abstrak-Bayi dibawah lima tahun atau disingkat menjadi balita, dimana saat masa ini otak anak sedang mengalami perkembangan pertumbuhan yang pesat. Dan masa-masa ini juga biasanya dikenal dengan istilah *golden age* atau disebut masa keemasan. Supaya dimasa yang akan datang atau kedepannya balita dapat bertumbuh menjadi anak yang pintar, cerdas, dan cekatan, orangtua harus memberikan stimulasi secara penuh dan menyeluruh dari segi kesehatan. Dalam kehidupan sehari-hari status gizi dapat melalui pengukuran standar Antropometri. Pada umumnya masyarakat menggunakan usia menurut berat badan untuk mengetahui status gizi. Penelitian ini dirujukan untuk memudahkan menentukan status gizi bayi lima tahun menggunakan *data mining* dengan algoritma *naïve bayes*. System akan dibangun menggunakan Bahasa pemograman php dan *database mysql*. Metode *naïve bayes* bekerja dalam hal menghitung peluang dari setiap kelompok atribut masing-masing. Dan menentukan kelas mana yang paling optimal. Penelitian ini menggunakan data sebanyak 551 data dengan menggunakan pembagian Fold Cross-Validation dengan atribut nama, umur, jenis kelamin, berat badan, status gizi seperti BB/U, PB/U dan BB/PB. Hasil pengujian dengan metode Naïve Bayes dalam melakukan klasifikasi dapat digunakan dengan baik dengan akurasi masing-masing kategori status gizi balita sebesar 72,9% (BB/U), 70,8% (PB/U) dan 71,02% (BB/PB).

Kata Kunci: Balita, *Naïve Bayes Classification*, Klasifikasi Gizi

Classification Of The Nutritional Status Of Toddlers Using The Nave Bayes Classifier Method

Abstract-Babies under five years old or shortened to toddlers, where at this time the child's brain is undergoing rapid growth development. And this period is also usually known as the golden age or the so-called golden age. So that in the future or in the future toddlers can grow into smart, intelligent, and agile children, parents must provide full and thorough stimulation in terms of health. In daily life, nutritional status can be measured by standard anthropometry. In general, people use age according to body weight to determine nutritional status. This research is referred to make it easier to determine the nutritional status of five-year-old infants using data mining with the nave Bayes algorithm. The system will be built using the PHP programming language and mysql database. The naive bayes method works in terms of calculating the probability of each attribute group respectively. And determine which class is the most optimal. This study uses 551 data using the Fold Cross-Validation division with attributes of name, age, gender, weight, nutritional status such as BB/U, PB/U and BB/PB. The results of the test using the Naïve Bayes method in classifying can be used properly with an accuracy of 72.9% (BB/U), 70.8% (PB/U) and 71.02% (BB/PB).

Keywords: Toddler, *Naïve Bayes Classifier*, *Nutritional Classification*

1. PENDAHULUAN

Gizi sebenarnya hal yang paling penting karena berhubungan dengan Kesehatan manusia itu sendiri terutama balita. Anak bayi dibawah lima tahun atau balita rentan sekali terhadap masalah kesehatan. Oleh sebab itu pertumbuhan dan perkembangan balita menjadi perhatian yang penting bagi para orangtua. Karena untuk saat ini Indonesia merupakan negara yang memiliki masalah Kesehatan pada anak dibawah lima tahun yang tinggi.

Berdasarkan Hasil Studi Status Gizi Indonesia (SSGI) tahun 2021 yang sudah dilakukan oleh Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, sejumlah balita berumur 0-23 bulan dan balita berumur 0-59 bulan *prevelensi* balita *stunted* (PB/U) mencapai 45,2%, balita *underweight* (BB/U) mencapai 30,6%, balita *wasted* (BB/PB) mencapai 14,9%, balita *overweight* (BB/PB) mencapai 7,2%. Berdasarkan presentase hasil studi yang dilakukan Kementerian Indonesia [1].

Untuk mengetahui status gizi bayi dibawah lima tahun dapat menggunakan standar *Antropometri*. Hal ini tertuang dalam peraturan menteri bahwa standar ukuran pertumbuhan anak sebagaimana diatur dalam Keputusan Menteri Kesehatan Nomor 1995/MENKES/SK/XII/2020 tentang Standar *Antropometri* Penilaian Status Gizi Anak perlu disesuaikan dengan perkembangan dan kebutuhan program perbaikan gizi masyarakat [2]. Pengukuran *Antropometri* secara umum berdasarkan berat badan menurut umur, panjang badan menurut umur dan berat badan menurut panjang badan.

Hal yang dapat dilakukan untuk mencegah meningkatnya kasus gizi buruk pada bayi dibawah lima tahun dibutuhkan peningkatan informasi dalam hal pola asuh anak dari orangtua dan tenaga Kesehatan dan pentingnya

dari pihak orang tua dan tenaga Kesehatan dalam hal ini. Posyandu sendiri adalah suatu kegiatan dasar yang diselenggarakan untuk, dari, oleh masyarakat yang dibantu dengan petugas kesehatan [3].

Penelitian sebelumnya mengenai “Klasifikasi Kondisi Balita Dengan Menggunakan Metode *Naïve Bayes Clasification*” dengan akurasi yang didapat sebesar 60% [4]. Pemrosesan data gizi balita dilakukan oleh tenaga Kesehatan masih menggunakan perhitungan manual sehingga hasil dan informasi yang didapatkan belum efektif dan informatif maka penulis memberikan metode yang digabungkan dengan sistem berbasis komputer supaya hasilnya akurat [5].

Dengan adanya metode *Naïve Bayes* ini diharapkan digunakan untuk melakukan atau memprediksi gizi balita berdasarkan informasi yang telah tersedia guna membantu pihak puskesmas atau tenaga Kesehatan dalam melakukan hasil yang tepat dan akurat.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Pengumpulan Data

Dalam melakukan tugas ini, penulis membutuhkan data berkaitan dengan topik yang dibahas. Metode pengumpulan data dilakukan dengan tujuan untuk memperoleh data, yaitu:

a. Penelusuran Data *Online / Internet Searching*

Dalam hal ini Penulis mengumpulkan data dengan Teknik *Internet Searching* dimana dengan bantuan teknologi berupa *search engine* di internet yang dimana segala informasi didapatkan dan tersedia didalamnya.

b. Sumber Data

Data-data yang diperlukan penulis dalam penelitian ini adalah gizi balita dari situs *Kaggle*.

c. Tinjauan Pustaka

Tinjauan pustaka dilakukan untuk mengumpulkan informasi terkait yang tersedia dalam bentuk jurnal yang akan digunakan penulis sebagai acuan dalam melakukan penelitian ini. Dengan jurnal yang terkait *data mining*, dan *Naïve Bayes Clasification*.

2.2 Knowledge Discovery Database (KDD)

Istilah *data mining dan knowledge discovery in database (KDD)* sering kali digunakan secara bergantian untuk menjelaskan proses penggalian informasi tersembunyi dalam suatu basis data yang besar [6].

Proses-proses yang ada pada KDD digambarkan pada rangkaian proses sebagai berikut :

2.2.1 Data Selection

Proses *data selection* dilakukan dengan tujuan untuk memilih atribut yang relevan dalam data sehingga dapat dilakukan analisis data. Dari beberapa atribut yang telah didapatkan, dipilih 5 atribut seperti berikut:

- Umur Balita
- Berat Badan Menurut Umur (BB/U)
- Berat Badan Menurut Panjang badan (BB/PB)
- Panjang badan Menurut Umur (PB/U)
- Indeks Massa Tubuh Menurut Umur (IMT/U)

2.2.2 Pre-Processing / Cleaning

Pada tahap cleaning ini, data dibersihkan dari duplikat, kesalahan pada data, dan perubahan data. Pada tahap ini penulis menghapus beberapa data yang terdapat nama balita tetapi tidak memiliki angka pengukuran seperti umur, berat badan dan panjang badan.

Dari 557 baris data yang didapatkan, beberapa dihapus sehingga data yang diperoleh data sebanyak 551 baris data.

2.2.3 Transformation

Transformasi data yaitu mentransformasikan data terpilih sehingga data tersebut cocok untuk *data mining*. Proses transformasi di KDD adalah proses yang kreatif dan sangat bergantung pada jenis atau pola informasi yang diambil dari *database*.

2.2.4 Data Mining

Data yang telah dibersihkan dan dimodifikasi, kemudian diolah untuk dicari informasinya dalam data menggunakan algoritme *Naïve Bayes Clasification*. Data disimpan pada *database* dan diproses secara otomatis dengan aplikasi menggunakan teknik dan perhitungan algoritme *Naïve Bayes Clasification* [7].

2.2.5 Interpretation / Evaluation

Pada tahap ini setelah data yang telah diolah dengan *data mining* tersebut kemudian diperiksa dalam prosedur evaluasi untuk menentukan informasi yang dihasilkan yang akan digunakan sebagai acuan untuk perencanaan yang optimal.

2.3 Langkah dari Metode NBC

Di dalam implementasi metode ini, terdapat beberapa alur dari metode *Naïve Bayes* [8] yaitu :

- Membaca data *training*.
- Menghitung nilai probabilitas prior masing-masing kelas dan probabilitas setiap nilai atribut.
Adapun persamaan yang digunakan untuk menghitung nilai rata-rata (mean) adalah sebagai berikut :

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (1)$$

Keterangan :

- μ = mean
- X_i = nilai sample ke -i
- N = jumlah sample

Dan persamaan untuk menghitung nilai simpangan baku (standar deviasi) adalah sebagai berikut :

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n - 1}} \quad (2)$$

Keterangan :

- σ = SD (Standar deviasi)
- x_i = nilai sample x ke -i
- μ = nilai rata-rata hitung
- n = jumlah sample

- Mendapatkan nilai *mean*, SD (standar deviasi) dan *probability*.
- Melakukan pengujian data.
- Solusi yang kemudian dihasilkan

2.4 Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan visual data yang biasanya digunakan dalam hal *supervised learning* [9]. Matrix ini berisi beberapa jumlah kasus yang sudah diklasifikasikan dengan baik dan benar dan kasus yang salah untuk diklasifikasikan. Untuk kasus yang benar dan diklasifikasikan akan terdapat diagonal, sebab kelompok prediksi dan kelompok actual sama. Tabel 1 menyajikan format dari *confusion matrix* dapat dilihat sebagai berikut :

Tabel 1. Confusion Matrix [10]

Class	Positive(+)	Negative(-)
Positive(+)	True-Positive (TP)	False-Negative (FN)
Negative(-)	False-Positive (FP)	True-Negative (TN)

Hasil pengukuran (*performace metric*) dapat diperoleh dengan cara melihat pada format confusion matrix [11]. Akurasi dari pengklasifikasian diperoleh dari rumus sebagai berikut :

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FN+FP} \quad (3)$$

Keterangan :

- True Positive* (TP) : data positif yang diklasifikasikan
- True Negative* (TN) : data negatif yang diklasifikasikan
- False Negative* (FN) : data negatif namun diklasifikasikan
- False Positive* (FP) : data positif namun diklasifikasikan.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Pengujian Data

Pengujian dilakukan dengan menguji 5 data testing berikut Tabel 2 menyajikan 8 atribut : nama balita, jenis kelamin, umur, berat badan, panjang badan, berat badan menurut umur, panjang badan menurut umur dan berat badan menurut panjang badan.

Tabel 2. Data *Testing* 1

No.	Nama Balita	JeKel	Umr	BB	PB	BB/U	PB/U	BB/PB
1	Yaqis Hagata	L	8	3,60	53,50	G. Buruk	Pendek	G. Baik

1. (PB/U)

Umur = 8 Bulan

a. Data (Var = Umr | Status = Sgt Pendek)

$$= \frac{1}{7,852\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(8-50,5)^2}{2 \times 7,852^2}}$$

$$= 0$$

b. Data (Var = Umr | Status = Pendek)

$$= \frac{1}{26,514\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(8-34)^2}{2 \times 26,514^2}}$$

$$= 0,0093$$

c. Data (Var = Umr | Status = Normal)

$$= \frac{1}{22,720\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(8-19,75)^2}{2 \times 22,720^2}}$$

$$= 0,0154$$

Panjang badan = 53,5 Bulan

a. Data (Var = Panjang badan | Status = Sangat Pendek)

$$= \frac{1}{11,758\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(53,5-83,75)^2}{2 \times 11,758^2}}$$

$$= 0,00123$$

b. Data (Var = Panjang badan | Status = Pendek)

$$= \frac{1}{21,825\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(53,5-73,6667)^2}{2 \times 21,825^2}}$$

$$= 0,0119$$

c. Data (Var = Panjang badan | Status = Normal)

$$= \frac{1}{22,161\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(53,5-63,8125)^2}{2 \times 22,161^2}}$$

$$= 0,0161$$

2. (BB/U)

Umur = 8 Bulan

a. Data (Var = Umr | Status = G. Lebih)

$$= \frac{1}{2,073\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(8-4,6)^2}{2 \times 2,073^2}}$$

$$= 0,0502$$

b. Data (Var = Umr | Status = G. Baik)

$$= \frac{1}{18,995\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(8-39,8571)^2}{2 \times 18,995^2}}$$

$$= 0,0051$$

c. Data (Var = Umr | Status = G. Kurang)

$$= \frac{1}{5,131\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(8-53,3333)^2}{2 \times 5,131^2}}$$

$$= 0$$

Berat Badan = 3,60 kg

a. Data (Var = Berat Badan | Status = G. Lebih)

$$= \frac{1}{7,293\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(3,6-24,8)^2}{2 \times 7,293^2}}$$

$$= 0,0008$$

b. Data (Var = Berat Badan | Status = G. Baik)

$$= \frac{1}{3,640\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(3,6-11,0457)^2}{2 \times 3,640^2}}$$

$$= 0,01358114$$

c. Data (Var = Berat Badan | Status = G. Kurang)

$$= \frac{1}{2,761\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(3,6-11,5167)^2}{2 \times 2,761^2}}$$

$$= 0,00237$$

3. (BB/PB)
Berat Badan = 3,60 kg

a. Data (Var = Berat Badan | Status = Gemuk)

$$= \frac{1}{9,980\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(3,6-20,4743)^2}{2 \times 9,980^2}}$$

$$= 0,0096$$

b. Data (Var = Berat Badan | Status = Kurus)

$$= \frac{1}{1,060\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(3,6-11,75)^2}{2 \times 1,060^2}}$$

$$= 0$$

c. Data (Var = Berat Badan | Status = Normal)

$$= \frac{1}{2,480\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(3,6-11,5083)^2}{2 \times 2,480^2}}$$

$$= 0,000996$$

Panjang badan = 53,50 kg

a. Data (Var = Panjang badan | Status = Gemuk)

$$= \frac{1}{15,306\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(53,5-54,4286)^2}{2 \times 15,306^2}}$$

$$= 0,026015848$$

b. Data (Var = Panjang badan | Status = Kurus)

$$= \frac{1}{2,828\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(53,5-96)^2}{2 \times 2,828^2}}$$

$$= 0$$

c. Data (Var = Panjang badan | Status = Normal)

$$= \frac{1}{10,439\sqrt{2 \times 3,14}} 2,71828^{-\frac{(53,5-82,25)^2}{2 \times 10,439^2}}$$

$$= 0,00086141$$

2. Menghitung suatu Likelihood
a. Panjang badan Menurut Umur (PB/U)

 Berikut adalah rumus menghitung *likelihood* seperti Persamaan 3 dibawah ini dari contoh kasus diatas.

$$P(C_i|X) = \int_{k=1}^n P(x_k|C_i) = P(x_1|C_i) \times P(x_2|C_i) \times \dots \times P(x_n|C_i) \quad (3)$$

 1. *Likelihood* Sangat Pendek

$$P(JK | Sangat Pendek) \times P(Umur | Sgt Pendek) \times P(Sgt Pendek|Sgt Pendek)$$

$$= 0,75 \times 0 \times 0,00123965 \times 0,3$$

$$= 0$$

 2. *Likelihood* Pendek

$$P(JK | Pendek) \times P(Umur | Pendek) \times P(Pendek|Pendek)$$

$$= 0,67 \times 0,0093 \times 0,0119276 \times 0,200$$

$$= 0,000014795$$

3. *Likelihood Normal*

$$P(JK | Normal) \times P(Umur | Normal) \times P(Normal | Normal)$$

$$= 0,25 \times 0,0015 \times 0,01615431 \times 0,530$$

$$= 0,000033086$$

b. Berat Badan Menurut Umur (BB/U)

1. *Likelihood G. Lebih*

$$P(JK | GLebih) \times P(Umur | GLebih) \times P(BB | GLebih) \times P(GLebih|GLebih)$$

$$= 0 \times 0,0050 \times 0,000080069 \times 0,3$$

$$= 0$$

2. *Likelihood G. Baik*

$$P(JK | GBaik) \times P(Umur | GBaik) \times P(BB|GBaik) \times P(GBaik|GBaik)$$

$$= 0,57 \times 0,005 \times 0,00080069 \times 0,5$$

$$= 0,000014795$$

3. *Likelihood G. Kurang*

$$P(JK | G.Kurang) \times P(Umur | G.Kurang) \times P(BB | G.Kurang) \times P(G.Kurang | G.Kurang)$$

$$= 1 \times 0 \times 0,00237203 \times 0,2$$

$$= 0$$

c. Berat Badan Menurut Panjang badan (BB/U)

1. *Likelihood Gemuk*

$$P(JK | Gemuk) \times P(BB | Gemuk) \times P(PB | Gemuk) \times P(Gemuk|Gemuk)$$

$$= 0,142 \times 0,009 \times 0,2601584 \times 0,5$$

$$= 0,000016604$$

2. *Likelihood Kurus*

$$P(JK | Kurus) \times P(BB | Kurus) \times P(PB | Kurus) \times P(Kurus|Kurus)$$

$$= 1 \times 0 \times 0 \times 0,133$$

$$= 0$$

3. *Likelihood Normal*

$$P(JK | Normal) \times P(BB | Normal) \times P(PB | Normal) \times P(Normal | Normal)$$

$$= 0,666 \times 0,000996 \times 0,00086141 \times 0,4$$

$$= 0,000000228$$

d. Menghitung Likelihood

1. (PB/U)

Dari hasil *likelihood* diatas, dapat dihitung probabilitas berikut :

a) P (Sgt Pendek)

$$= \frac{0}{0,0000+0,000014791+0,00003308}$$

$$= 0,308$$

b) P (Pendek)

$$= \frac{0,000014795}{0,000+0,000014795+0,00003308}$$

$$= 0$$

c) P (Normal)

$$= \frac{0,00003308}{0,0000+0,000014795+0,00003308}$$

$$= 0,691$$

2. Berat Badan Menurut Umur (BB/U)

Dari hasil *likelihood* diatas, dapat dihitung probabilitas berikut :

a. P (G. Lebih)

$$= \frac{0}{0+0,000018578+0}$$

$$= 0$$

b. P (G. Baik)

$$= \frac{0,0000018578}{0+0,000018578+0}$$

$$= 1$$

c. P (G. Kurang)

$$= \frac{0}{0+0,000018578+0}$$

$$= 0$$

3. Berat Badan Menurut Panjang badan (BB/U)

Dari hasil *likelihood* diatas, dapat dihitung probabilitas berikut :

- a. P (Gemuk)
- $$= \frac{0,000016604}{0,000016604+0+0,000000228}$$
- $$= 0,986$$
- b. P (Kurus)
- $$= \frac{0}{0,000016604+0+0,000000228}$$
- $$= 0$$
- c. P (Normal)
- $$= \frac{0,000000228}{0,000016604+0+0,000000228}$$
- $$= 0,013$$

3.2. Hasil Perhitungan

a. Panjang badan Menurut Umur (PB/U)

Dari perhitungan diatas diketahui hasil akhir :

(Sgt Pendek = 0,000)

(Pendek = 0,308)

(Normal = 0,691)

Sehingga balita yang bernama YAQIS HAGATA kategori gizi **Normal**.

b. Panjang badan Menurut Umur (BB/U)

Dari perhitungan diatas diketahui hasil akhir :

(G. Lebih = 0,000)

(G. Baik = 1)

(G. Kurang = 0,000)

Sehingga balita yang bernama YAQIS HAGATA kategori gizi **Baik**.

c. Berat Badan Menurut Umur (BB/PB)

Dari perhitungan diatas diketahui hasil akhir :

(Gemuk = 0,98)

(Kurus = 0)

(Normal = 0,013)

Sehingga balita yang bernama YAQIS HAGATA kategori Obseitas.

Setelah melakukan perhitungan pada semua data *testing* berdasarkan kategori status gizi balita BB/U, PB/U dan BB/PB maka diperoleh hasil klasifikasi *Niave Bayes* berikut :

a. Berat Badan Menurut Umur

Tabel 3 menyajikan hasil klasifikasi kategori status balita menurut BB/U

Tabel 3. Hasil Klasifikasi BB/U

Data Testing	Data Real	Naïve Bayes	Sesuai ?
1	G. Baik	G. Baik	Ya
2	G. Baik	G. Baik	Tidak
3	G. Lebih	G. Lebih	Ya
4	G. Lebih	G. Lebih	Ya
5	G. Baik	G. Baik	Ya

b. Panjang Badan Menurut Umur

Tabel 4 menyajikan hasil klasifikasi kategori status balita menurut PB/U

Tabel 4. Hasil Klasifikasi TB/U

Data Testing	Data Real	Naïve Bayes	Sesuai ?
1	Pendek	Normal	Tidak
2	Normal	Normal	Ya
3	Normal	Normal	Ya
4	Normal	Normal	Ya
5	Normal	Normal	Ya

c. Berat Badan Menurut Umur

Tabel 5 menyajikan hasil klasifikasi kategori status balita menurut BB/PB

Tabel 5. Hasil Klasifikasi BB/U

Data Testing	Data Real	Naïve Bayes	Sesuai ?
1	Normal	Gemuk	T
2	Gemuk	Gemuk	Y
3	Gemuk	Gemuk	Y
4	Gemuk	Gemuk	Y
5	Normal	Gemuk	T

3.3. Perhitungan Akurasi Confusion Matrix

 setelah mendapatkan hasil klasifikasi selanjutnya mencari hasil akurasi dengan *Confusion Matrix*. Pengujian menggunakan *Fold Cross-Validation*.

a. Berat Badan Menurut Umur

 Dari 5 data terdapat 3 diantaranya gizi baik dan 2 gizi lebih. Berikut Tabel 6 menyajikan perhitungan akurasi *Confusion Matrix*.

Tabel 6. Hasil Akurasi Confusion Matrix

	G. Buruk	G. Kurang	G. Baik	G. Lebih
G. Buruk	0	0	0	0
G. Kurang	0	0	0	0
G. Baik	0	0	2	0
G. Lebih	0	0	1	2

$$\text{Akurasi} = \frac{2+2}{5} \times 100\% = 80.00\%$$

b. Panjang Badan Menurut Umur

 Dari 5 data terdapat 4 diantaranya Normal dan 1 tinggi. Berikut Tabel 7 menyajikan perhitungan akurasi *Confusion Matrix*.

Tabel 7. Hasil Akurasi Confusion Matrix

	Sgt. Pendek	Pendek	Normal	Tinggi
Sgt. Pendek	0	0	0	0
Pendek	0	0	0	0
Normal	0	0	4	0
Tinggi	0	0	1	0

$$\text{Akurasi} = \frac{4}{5} \times 100\% = 80.00\%$$

c. Panjang Badan Menurut Umur

 Dari 5 data terdapat 3 diantaranya normal dan 2 gemuk. Berikut Tabel 8 menyajikan perhitungan akurasi *Confusion Matrix*.

Tabel 8. Hasil Akurasi Confusion Matrix

	Kurus	Normal	Gemuk	Obesitas
Kurus	0	0	0	0
Normal	0	0	3	0
Gemuk	0	0	2	0
Obesitas	0	0	0	0

$$\text{Akurasi} = \frac{2}{5} \times 100\% = 40.00\%$$

3.4. Pengujian Naïve Bayes

 Pada perhitungan diatas dilakukan sistem data yang telah digunakan sebanyak 20 *record* yang sudah dilakukan proses *cleaning data* dan dimana terdapat 8 atribut yang digunakan seperti nama, Jenis kelamin, umur, berat badan, Panjang badan, status BB/U, PB/U dan BB/PB. Setelah proses *cleaning* data disimpan ke dalam *database*. Kemudian dilakukan pembagian data dengan *Fold Cross-Validation* berdasarkan pengujian manual yang telah dibuat menghasilkan akurasi BB/U = 80.00%, PB/U = 80.00% dan BB/PB = 40.00%.

4. KESIMPULAN

Dari pengujian diatas menggunakan 5 data sampel dengan metode pemabagian data Fold Cross-Validation menghasilkan rata-rata sebanyak 80% untuk kategori BB/U, kemudian 80% untuk kategori PB/U dan 40% untuk BB/PB.

Dengan demikian maka, sistem klasifikasi status gizi balita menggunakan metode *Baive Bayes Clasification* yang telah dibuat mampu menghasilkan status gizi yang akurat dengan menggunakan 4 parameter masukan, yaitu : umur, berat badan menurut umur, panjang badan menurut umur, dan berat badan menurut panjang badan. Sehingga metode ini dapat diimplementasikan guna menentukan status gizi balita.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Kesehatan, “SSGI Kementerian Kesehatan,” *Buana Ilmu*, vol. 2, no. 1, 2021, doi: 10.36805/bi.v2i1.301.
- [2] Kementerian Kesehatan, *PMK_No_2_Th_2020_ttg_Standar_Antropometri_Anak*, vol. 21, no. 1. Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2020.
- [3] N. Rahmawati and Y. Novianto, “Klasifikasi Kondisi Gizi Balita Menggunakan Metode Naive Bayes (Studi Kasus Posyandu Melati IV),” *J. Ilm. Mhs. Tek. Inform.*, vol. 2, no. 3, 2020.
- [4] Dinas Kesehatan Papua Barat, “Dinas Kesehatan Aceh,” *Profil Kesehat. Aceh 2019*, p. 85, 2019, [Online]. Available: WWW.DINKES.ACEHPROV.GO.ID
- [5] A. Sulistyawati, “Faktor Risiko Kejadian Gizi Buruk pada Balita Di Dusun Teruman Bantul,” *J. Kesehat. Madani Med.*, vol. 10, no. 1, pp. 13–19, 2019, [Online]. Available: <http://jurnal.akbiduk.ac.id/assets/doc/190214014918-3.FAKTOR-FAKTOR YANG BERHUBUNGAN DENGAN KEJADIAN STUNTING PADA BALITA.pdf>
- [6] R. Rustam, S. Rahmatullah, S. Supriyanto, and S. Wahyuni, “Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Produk Triplek Pada Pt Puncak Menara Hijau Mas,” *J. Inf. dan Komput.*, vol. 8, no. 2, pp. 75–86, 2020, doi: 10.35959/jik.v8i2.186.
- [7] J. Suntoro, “22-DATA MINING Algoritma dan Implementasi Menggunakan Bahasa Pemrograman PHP,” *DATA Min. Algoritma dan Implementasi Menggunakan Bhs. Pemrograman PHP*, vol. 9, no. 9, pp. 259–278, 2019.
- [8] Y. S. T. Allo, V. Sofica, N. Hasan, and M. Septiani, “Penggunaan Metode Naive Bayes Dalam Mengklasifikasi Pengangguran Pada Desa Bojong Kulur,” *Bianglala Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 30–35, 2022, doi: 10.31294/bi.v10i1.12333.
- [9] T. R. Shultz *et al.*, “Confusion Matrix,” *Encycl. Mach. Learn.*, pp. 209–209, 2011, doi: 10.1007/978-0-387-30164-8_157.
- [10] J. Xu, Y. Zhang, and D. Miao, “Three-way confusion matrix for classification: A measure driven view,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 507, pp. 772–794, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.06.064>.
- [11] Hasugian and Shidiq, “Language Record Structure,” *J. Chem. Inf. Model.*, vol. 53, no. 9, pp. 1689–1699, 2019.