

Penerapan Algoritma Naïve Bayes Pada Klasifikasi Status Gizi Balita di Posyandu Desa Kalitengah

Harliana*¹, Dewi Anggraini²

^{1,2} Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas Ilmu Eksakta, Univeritas Nahdlatul Ulama Blitar
e-mail: *¹harliana@unublitar.ac.id, ²dewiangga0712@gmail.com

Abstrak

Diberbagai wilayah Indonesia masalah kekurangan gizi pada balita masih banyak dijumpai. hal ini dikarenakan kurangnya asupan gizi dari makanan dengan kandungan energi dan protein yang cukup. Kurangnya asupan gizi pada balita akan mengakibatkan gangguan pertumbuhan fisik, mental, kecerdasan yang tidak maksimal, dan rentan terhadap penyakit bahkan menyebabkan kematian. Untuk melihat status gizi pada balita dapat dilihat melalui aktivitas fisik dan mental yang baik. Berdasarkan data Posyandu Desa kalitengah tahun 2022 terdapat 40% balita berstatus gizi kurang, 57% gizi baik (normal), 2,85% gizi lebih (obesitas). Berdasarkan data tersebut perlu dilakukan penelitian tentang klasifikasi penentuan status gizi balita agar tidak terjadi peningkatan kasus gizi pada balita. Tujuan penelitian ini adalah memudahkan dalam mendapatkan informasi status gizi balita apakah termasuk kategori gizi kurang, gizi baik(normal), gizi lebih (obesitas), sehingga dapat membantu posyandu dalam melakukan penanganan kasus gizi balita. Penelitian ini akan menggunakan metode Algoritma Naïve Bayes dalam melakukan klasifikasi status balita berdasarkan variabel yang digunakan seperti, jenis kelamin, tinggi badan, berat badan dan status. Data yang digunakan dalam penelitian diperoleh dari posyandu Desa kalitengah melalui observasi dan wawancara. Hasil pengujian menunjukkan bahwa metode Naïve Bayes dapat diimplementasikan pada penentuan status gizi balita terhadap 14 data testing dan memiliki nilai akurasi sebesar 87,33%.

Kata kunci—Status Gizi, Klasifikasi, Naïve Bayes, Posyandu Desa Kalitengah

Abstrack

In various regions of Indonesia, the problem of malnutrition in children under five is still common. This is due to a lack of nutritional intake from foods with sufficient energy and protein content. Lack of nutritional intake in toddlers will result in impaired physical, mental growth, intelligence that is not optimal, and is susceptible to disease and even causes death. To see the nutritional status of toddlers, it can be seen through good physical and mental activity. Based on data from Kalitengah Village Posyandu in 2022, 40% of children under five are undernourished, 57% are well nourished (normal), 2.85% are overweight (obesity). Based on these data, it is necessary to conduct research on the classification of the determination of the nutritional status of children under five so that there is no increase in cases of malnutrition in children under five. The purpose of this study is to make it easier to obtain information on the nutritional status of children under five, whether it is in the categories of undernutrition, good nutrition (normal), over nutrition (obesity), so that it can assist posyandu in handling cases of under-five nutrition. This study will use the Naïve Bayes Algorithm to classify the status of toddlers based on the variables used, such as gender, height, weight and status. The data used in the study were obtained from the Posyandu in Kalitengah Village through observation and interviews. The test results show that the Naïve Bayes method can be implemented in determining the nutritional status of toddlers on 14 testing data and has an accuracy value of 87,33%.

Keywords— Nutritional status, Classification, Naive Bayes, Posyandu Kalitengah Village

1. PENDAHULUAN

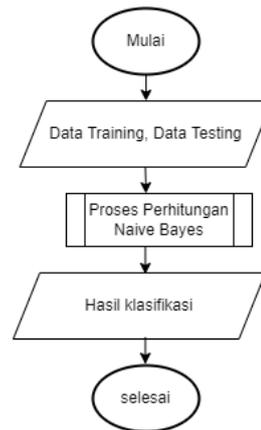
Diberbagai wilayah Indonesia masalah kekurangan gizi pada balita masih banyak dijumpai. Berdasarkan hasil Riset Kesehatan Dasar (RISKESDAS) menurut indikator BB/U menunjukkan secara nasional prevalensi gizi kurang-buruk pada tahun 2007 adalah 18,8% dan tahun 2010 sebesar 17,9%, dibandingkan hasil tahun sebelumnya pada tahun 2013 terjadi peningkatan prevalensi gizi buruk-kurang sebesar 19,6% yang terdiri dari 5,7% gizi buruk dan 13,9% gizi kurang[1][2]. Hal ini merupakan suatu keadaan balita dikarenakan kurangnya

asupan gizi dari makanan dengan kandungan energi dan protein yang cukup. Kurangnya asupan gizi pada balita akan mengakibatkan gangguan pertumbuhan fisik, mental, kecerdasan yang tidak maksimal, dan rentan terhadap penyakit bahkan menyebabkan kematian[3]. Pemenuhan asupan gizi digunakan untuk meningkatkan kesehatan tubuh, sehingga tubuh dapat menjalankan aktifitas fisik dan mental secara baik, aktifitas fisik dan mental yang baik pada balita dapat dilihat dari status gizinya[4]. Status gizi balita dapat dikategorikan baik apabila setiap komponennya terpenuhi, seperti pemenuhan nutrisi seimbang, pola makan teratur dan memilih jenis makanan yang tepat sehingga akan mendapatkan hasil pertumbuhan dan perkembangan balita yang optimal[5][6]. Sama halnya di posyandu Desa Kalitengah, berdasarkan data posyandu Desa Kalitengah tahun 2022 terdapat jumlah balita yang mengalami gizi kurang 40%, gizi baik (normal) 57,14%, gizi lebih (obesitas) 2,85%.

Dilihat dari data tersebut, klasifikasi penentuan status gizi balita dibutuhkan sebagai pencegahan agar tidak terjadi peningkatan kasus gizi kurang pada balita. Oleh karena itu, perlu diadakan penelitian tentang klasifikasi penentuan status gizi balita. Penelitian ini bertujuan untuk memudahkan dalam mendapatkan informasi status gizi balita apakah termasuk kategori gizi kurang, gizi baik(normal), gizi lebih (obesitas), sehingga dapat membantu posyandu dalam melakukan penanganan kasus gizi balita. Algoritma K-NN pernah digunakan untuk menentukan status gizi balita dengan menggunakan 25 data uji dan menghasilkan nilai akurasi $K = 3$ mempunyai nilai akurasi 88% dan nilai $K = 5$ mempunyai nilai akurasi 84%[7]. Penelitian lainnya algoritma Fuzzy K-Nearest Neighbor (FK-NN) dalam menentukan status gizi balita menghasilkan nilai akurasi sebesar 84,37%[8]. Berbeda dengan dua penelitian tersebut, pada penelitian ini diharapkan bisa meningkatkan akurasi melalui metode algoritma naive bayes. Metode Naive Bayes merupakan metode klasifikasi yang sangat efektif dalam mendapatkan hasil yang tepat dan efisien[9]. Penggunaan metode algoritma naive bayes dipilih karena mempunyai akurasi dan kecepatan yang sangat kuat ketika diaplikasikan kedalam basis data dengan jumlah data yang besar[10].

2. METODE PENELITIAN

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini didapatkan dari data Posyandu Desa Kalitengah melalui proses observasi dan wawancara. Observasi dilakukan untuk mengetahui prevalensi status gizi balita di Posyandu, sedangkan wawancara dilakukan untuk mengetahui tujuan dari penelitian yang peneliti lakukan. Setelah dataset didapatkan maka data tersebut akan menjadi data yang digunakan dalam variabel perhitungan. Sebelum dataset digunakan perlu dilakukan *transformation* pada data yang digunakan untuk merubah variabel (atribut dan label) menjadi bentuk yang akan memudahkan dalam klasifikasi dengan memberikan bobot pada setiap variabel. Langkah penelitian ini berawal dari analisis kebutuhan dari data yang diperoleh dari posyandu Desa Kalitengah. Dari data yang diperoleh kemudian menentukan variabel yang sesuai dari data yang ada. Berdasarkan data yang diperoleh, jumlah balita yang mengalami gizi kurang, gizi baik(normal), gizi lebih(obesitas) memiliki perbandingan yang tidak merata, dimana jumlah balita yang mengalami gizi kurang adalah 40%, balita yang mengalami gizi baik (normal) 57,14%, sedangkan balita yang mengalami gizi lebih (obesitas) adalah 2,85%. Berdasarkan Gambar 1. Alur penelitian diatas menjelaskan tahapan-tahapan yang akan dilakukan untuk melaksanakan penelitian terhadap masalah yang ada. Diawali dengan input data training dan data testing yang diperoleh dari Posyandu Desa kalitengah. Selanjutnya dilakukan proses perhitungan Naive Bayes yang diawali dengan melakukan perhitungan jumlah kelas/label pada data training, kemudian menghitung probabilitas jumlah kasus yang sama dengan kelas yang sama lalu mengalikan semua variabel kelas. Dari data yang telah dilakukan perhitungan kemudian memilih nilai yang terbesar sebagai kelas hasil klasifikasi status gizi balita.



Gambar 1. Alur Penelitian

Tabel 1 adalah rangkuman dari variabel (atribut dan label) yang akan digunakan. Setelah mengetahui variabel yang akan digunakan, maka dilakukan perhitungan dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes untuk melakukan klasifikasi penentuan status gizi balita. Keuntungan menggunakan algoritma ini adalah jumlah data training yang digunakan berjumlah kecil dalam menentukan estimasi parameter yang diperlukan dalam proses pengklasifikasian[11].

Tabel 1. Variabel yang akan digunakan

Data Input	Jenis
Jenis Kelamin	Atribut
Tinggi Badan	Atribut
Berat Badan	Atribut
Status	Label

*Sumber: Posyandu Desa Kalitengah

Berikut alur perhitungan Naïve Bayes, yaitu[12]

1. Langkah pertama pembacaan dataset (data training dan data testing)
2. Langkah kedua adalah menghitung jumlah kelas/label dari data training yang digunakan dalam penelitian.
3. Langkah ketiga adalah menghitung probabilitas jumlah kasus kelas. Rumus menghitung probabilitas dapat dilihat pada persamaan (1).

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

Keterangan :

- X : Data dengan class yang belum diketahui
 - H : Hipotesis data X merupakan suatu class spesifik
 - P(H|X) : Probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi
 - P(H) : Probabilitas hipotesis H (prior probability)
 - P(X|H) : Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H
 - P(X) : Probabilitas dari X
4. Kalikan semua variable kelas
 5. Bandingkan hasil perkelas kemudian tentukan klasifikasi data berdasarkan nilai probabilitas terbesar

Selanjutnya untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi yaitu menggunakan rumus *Confusion matrix* [9]. Rumus *Confusion matrix* ditunjukkan pada persamaan (2) sampai dengan (4)

$$\text{Nilai Akurasi} = \frac{TP+TN}{\text{Total}} \quad (2)$$

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

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

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Data Training

Data Training merupakan bahan baku informasi yang didapatkan berdasarkan data yang ada di lapangan yang digunakan untuk memprediksi atau menjalankan fungsi dari sebuah algoritma [10]. Data training pada penelitian ini dapat dilihat pada **Tabel 2**.

Tabel 2. Data Training Status Gizi Balita

No	Jenis Kelamin	Tinggi	Berat	StatusGizi
1	L	96	13	Normal
2	L	85	10,2	Normal
3	L	75	11,6	Normal
..
..
33	P	92	10,5	Kurang
34	P	86	9	Kurang
35	P	86	17,5	Obesitas

Data testing

Data testing merupakan bahan baku untuk membantu proses penelitian dan digunakan untuk melihat keakuratan dari sebuah informasi [10]. Data testing dapat dilihat pada **Tabel 3**.

Tabel. 3 Data Testing Status Gizi balita

No	Jenis Kelamin	Tinggi	Berat	StatusGizi
1	L	96	13	Normal
2	L	85	10,2	Normal
..
..
13	L	106	16,2	Normal
14	P	78,7	9,3	Kurang

Pemberian Bobot Pada Setiap Variabel

Untuk mempermudah dalam pengklasifikasian maka dilakukan pemberian bobot pada setiap variabel (atribut dan label). Berikut tabel pemberian bobot :

a. Jenis Kelamin

Nilai bobot berdasarkan jenis kelamin terdapat pada **Tabel 4**.

Tabel 4. Jenis Kelamin

No	Kriteria Jenis Kelamin	Nilai Bobot
1	L	2
2	P	3

b. Tinggi Badan

Nilai bobot berdasarkan tinggi badan terdapat pada **Tabel 5**.

Tabel 5. Tinggi Badan

No	Kriteria Tinggi Badan	Nilai Bobot
1	TB 50-100	2
2	TB > 100	3

c. Berat Badan

Nilai bobot berdasarkan berat badan terdapat pada **Tabel 6**.

Tabel 6. Berat Badan

No	Kriteria Berat Badan	Nilai Bobot
1	BB \leq 10	2
2	BB 11- 20	3
3	BB > 20	4

d. Status

Nilai bobot berdasarkan status terdapat pada **Tabel 7**.

Tabel 7. Status

No	Kriteria Status	Nilai Bobot
1	Kurang	2
2	Normal	3
3	Obesitas	4

Implementasi Naïve Bayes

Pada Penelitian ini akan menggunakan dataset yang berjumlah 135 data, dimana data tersebut memiliki 20 balita berstatus gizi kurang, 101 balita berstatus gizi baik (normal), 14 gizi lebih (obesitas). Berikut langkah perhitungan status gizi balita menggunakan algoritma Naïve Bayes yaitu menghitung jumlah kelas/label dari data training status gizi balita. Hasil perhitungan jumlah kelas/label terangkum pada tabel 8

Tabel 8. Hasil perhitungan jumlah kelas

Kelas	Nilai
Kurang	0,4
Normal	0,57142857
Obesitas	0,02857143

Selanjutnya yaitu menghitung probabilitas jumlah kasus per kelas yang ada. Berikut hasil perhitungan terdapat pada **Tabel 9**.

Tabel 9. Hasil perhitungan probabilitas jumlah kasus per kelas

P JK	Kurang	Normal	Obesitas
LAKI-LAKI	0,42857143	0,5	0
PEREMPUAN	0,57142857	0,5	1

P TB	Kurang	Normal	Obesitas
LAKI-LAKI	1	0,8	1
PEREMPUAN	0	0,2	0

P BB	Kurang	Normal	Obesitas
LAKI-LAKI	1	0,45	0
PEREMPUAN	0	0,55	1

Selanjutnya mengalikan semua variabel kelas dan membandingkan hasil per kelas kemudian menentukan klasifikasi data berdasarkan nilai probabilitas terbesar. Berikut hasil pengalihan semua variabel terdapat pada **Tabel 10**.

Tabel 10. Hasil Perhitungan Pengalihan semua Variabel dan Hasil Klasifikasi

Klasifikasi	Kurang	Normal	Obesitas
Normal	0	0,031428571	0
Normal	0	0,031428571	0
Normal	0	0,031428571	0
Kurang	0,171428571	0,102857143	0
Kurang	0,171428571	0,102857143	0
Kurang	0,228571429	0,102857143	0
Normal	0	0,125714286	0,028571429
Kurang	0,171428571	0,102857143	0
Normal	0	0,125714286	0
Normal	0	0,125714286	0,028571429
Kurang	0,171428571	0,102857143	0
Normal	0	0,031428571	0
Normal	0	0,031428571	0
Kurang	0,228571429	0,102857143	0

Hasil pengujian yang dilakukan menggunakan algoritma Naïve Bayes berdasarkan 14 datatesting ditunjukkan pada **Tabel 11**.

Tabel 11. Hasil Perhitungan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes

NO	JENIS KELAMIN	TINGGI	BERAT	HASIL		SESUAI
				RIIL	NB	
1	P	102	12,9	Normal	Normal	Y
2	P	102	14,7	Normal	Normal	Y
3	L	105	16,2	Normal	Normal	Y
4	L	79,2	9,6	Kurang	Kurang	Y

5	L	89,1	10,9	Kurang	Kurang	Y
6	L	90	9,3	Kurang	Kurang	Y
7	P	86	17,5	Obesitas	Normal	T
8	P	63	6,7	Kurang	Kurang	Y
9	L	98	15,6	Normal	Normal	Y
10	P	95	12,5	Normal	Normal	Y
11	P	65	7	Kurang	Kurang	Y
12	P	102	14	Normal	Normal	Y
13	P	81	10,2	Normal	Normal	Y
14	P	78,7	9,3	Kurang	Kurang	Y

Berdasarkan hasil pengujian diatas terdapat perbandingan terhadap data riil dengan hasil perhitungan naïve bayes. Dari 114 data testing diperoleh hasil bahwa terdapat 13 data yang sesuai antara data riil dengan perhitungan naïve bayes dan 1 data yang tidak sesuai dari data riil dengan perhitungan naïve bayes. Dari hasil perhitungan menggunakan algoritma naïve bayes diatas kemudian dapat dihitung nilai akurasi dengan menggunakan rumus *Confusion matrix*. Tabel 12 adalah perhitungan nilai akurasi dari data testing yang digunakan.

Tabel. 12 Hasil Pengujian Akurasi

Klasifikasi NB	Class		
	Kurang	Normal	Obesitas
Kurang	6	0	0
Normal	0	7	1
Obesitas	0	0	0

$$\text{Akurasi} = (\text{TP} + \text{TN}) / \text{Total} = 87,33\%$$

$$\text{Precision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP}) = 65\%$$

$$\text{Recall} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN}) = 73\%$$

Berdasarkan data tersebut, diketahui bahwa:

- Akurasi akan menjawab berapa persen balita yang mampu diberikan informasi mengenai status gizinya apakah termasuk gizi kurang, gizi baik dan gizi lebih melalui sistem yang dibuat sebesar 87,33%.
- precision sebesar 65% akan menjawab hasil klasifikasi yang mampu memprediksi benar positif bila dibandingkan dengan keseluruhan hasil yang diprediksi positif atau dengan kata lain Naïve Bayes mampu mengklasifikasi keseluruhan status gizi balita yang benar dari keseluruhan balita yang diprediksi status gizinya.
- Sedangkan prosentasi nilai recall merepresentasikan nilai sensitifitas yang merupakan hasil rasio prediksi benar positif bila dibandingkan dengan keseluruhan data yang memang benar positif, atau dengan kata lain recall akan menjawab pernyataan jumlah prosentase balita yang diklasifikasikan status gizinya dibandingkan dengan keseluruhan balita yang sebenarnya.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian pada klasifikasi status gizi balita yang dilakukan pada 35 dataset melalui proses observasi dan wawancara di posyandu Desa Kalitengah diketahui bahwa algoritma *Naïve Bayes* mampu menunjukkan hasil yang tinggi dalam melakukan klasifikasi status gizi balita. Hal ini dapat dilihat pada hasil akurasi yang dihasilkan oleh algoritma naïve bayes adalah 87,33%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. Yulmaniati, N. Hurul Ainun, and M. Jailani, "Pemanfaatan Hasil Pangan Lokal Dalam Upaya Pencegahan Stunting di Desa Bandar Baru, Kecamatan Sibolangit, Sumatera Utara," *Reslaj Relig. Educ. Soc. Laa Roiba J.*, vol. 5, no. 5, pp. 2396–2401, 2022, doi: 10.47467/reslaj.v5i5.2238.
- [2] D. Annisha and S. Novayanti, "Pengembangan Handout Stunting Sebagai Upaya Meningkatkan Pemahaman Konsep Mahasiswa Pendidikan Jasmani UNIKI," *J. Paedagogy*, vol. 9, no. 4, p. 724, 2022, doi: 10.33394/jp.v9i4.5868.
- [3] A. Asmaryadi *et al.*, "Layanan Informasi Dalam Pencegahan Stunting Di Desa Manyabar Jae," *MARPOKAT - J. Pengabd. Kpd. Masy.*, vol. 2, no. 1, pp. 34–47, 2023.
- [4] C. Christina *et al.*, "Pola Asuh Orangtua Dan Kurangnya Gizi Anak Penyebab Stunting Di Desa Karangduwur, Kalikajar, Wonosobo," *J. Pengabd. Masy. Madani*, vol. 2, no. 2, pp. 188–195, 2022, doi: 10.51805/jpmm.v2i2.88.
- [5] D. S. Siagian and N. Nurmaliza, "Keragaman Makanan Terhadap Pertumbuhan Pada Balita Di Kota Pekanbaru Tahun 2017," *JOMS (Journal Midwifery Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 55–59, 2018.
- [6] Iola vita Loka, M. Martini, M. Margaretha, and S. Relina, "Hubungan Pola Pemberian Makan dengan Perilaku Sulit Makan pada Anak Usia Pra Sekolah (3-6)," *Keperawatan Suaka Intan (JKSI)*, vol. 3, no. 2, pp. 1–10, 2018, doi: 10.51143/jksi.v3i2.108.
- [7] R. Wahyudi, M. Orisa, and N. Vendyansyah, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbors Pada Klasifikasi Penentuan Gizi Balita (Studi Kasus Di Posyandu Desa Bluto)," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 750–757, 2021, doi: 10.36040/jati.v5i2.3738.
- [8] S. D. Nugraha, R. R. M. Putri, and R. C. Wihandika, "Penerapan Fuzzy K-Nearest Neighbor (FK-NN) Dalam Menentukan Status Gizi Balita," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 1, no. 9, pp. 925–932, 2017.
- [9] S. A. Setyawan, A. Sanjaya, and W. C. Utomo, "Sistem Informasi Klasifikasi Tingkat Resiko Kehamilan pada Posyandu Ploso," *INOTEK*, vol. 7, no. Agustus, pp. 701–709, 2023, doi: 10.29407/inotek.v7i2.3487.
- [10] Fanni Rahma Sari, Fadhilah Fitri, Atus Amadi Putra, and Dony Permana, "Comparison of Naive Bayes Method and Binary Logistics Regression on Classification of Social Assistance Recipients Program Keluarga Harapan (PKH)," *UNP J. Stat. Data Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 82–89, 2023, doi: 10.24036/ujsds/vol1-iss2/24.
- [11] M. F. Rifai, H. Jatnika, and B. Valentino, "Penerapan Algoritma Naïve Bayes Pada Sistem Prediksi Tingkat Kelulusan Peserta Sertifikasi Microsoft Office Specialist (MOS)," *Petir*, vol. 12, no. 2, pp. 131–144, 2019, doi: 10.33322/petir.v12i2.471.
- [12] Y. Yuliana, P. Paradise, and K. Kusriani, "Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Ispa Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier Berbasis Web," *CSRID (Computer Sci. Res. Its Dev. Journal)*, vol. 10, no. 3, p. 127, 2021, doi: 10.22303/csrid.10.3.2018.127-138.