

## **KLASIFIKASI STATUS GIZI BALITA MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES CLASSIFICATION DI KELURAHAN PADASUKA CIOMAS BOGOR**

**Muhammad Lutfi<sup>1</sup>, Nana Suryana<sup>2</sup>, Isep Saepudin<sup>3</sup>, Adam Husain<sup>4</sup>, Sri Handayani<sup>5</sup>**

Program Studi Sistem Informasi, Universitas Kebangsaan Republik Indonesia, Bandung

Email : [mylutfi44@gmail.com](mailto:mylutfi44@gmail.com)<sup>1</sup>, [nsuryana@ukri.ac.id](mailto:nsuryana@ukri.ac.id)<sup>2</sup>, [isep810@stikomelrahma.ac.id](mailto:isep810@stikomelrahma.ac.id)<sup>3</sup>,

[adam.hsn89@gmail.com](mailto:adam.hsn89@gmail.com)<sup>4</sup>, [srihandayani@fasos.ukri.ac.id](mailto:srihandayani@fasos.ukri.ac.id)<sup>5</sup>

### **ABSTRAK**

Pertumbuhan dan perkembangan merupakan indikator penting dalam kehidupan manusia, yang menunjukkan tingkat kesehatan seseorang dan bervariasi antar individu. Salah satu langkah strategis dalam meningkatkan kualitas kesehatan, khususnya pada anak usia dini, adalah melalui pengelolaan status gizi. Status gizi mencerminkan keseimbangan antara asupan nutrisi dan kebutuhan tubuh, yang berperan dalam menjaga imunitas dan menunjang pertumbuhan optimal.

Di tingkat layanan kesehatan masyarakat seperti Posyandu, status gizi balita biasanya ditentukan melalui metode antropometri dengan pendekatan berat badan menurut umur (BB/U). Meski demikian, proses pengukuran secara manual sering kali menghadirkan inkonsistensi, baik dari sisi teknis maupun interpretasi hasil. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, penelitian ini mengadopsi pendekatan data mining dengan memanfaatkan algoritma Naïve Bayes Classification (NBC) dalam upaya meningkatkan akurasi klasifikasi status gizi.

Melalui penerapan metode ini, diharapkan kader Posyandu di wilayah Kelurahan Padasuka, Kecamatan Ciomas, Kabupaten Bogor dapat terbantu dalam melakukan identifikasi status gizi balita secara lebih tepat, objektif, dan berbasis data, serta mendukung penyediaan informasi yang lebih andal dalam pengambilan keputusan terkait intervensi gizi. **Kata kunci** : Status Gizi Balita, Pengukuran Antropometri, Naive Bayes Classifier, Data Mining, Posyandu, Prediksi Gizi.

### **ABSTRACT**

*Growth and development are key indicators of human health, varying from one individual to another. Improving nutritional status is one of the essential strategies to enhance health quality, particularly during early childhood. Nutritional status reflects the balance between nutrient intake and the body's requirements, playing a vital role in maintaining immune function and supporting optimal physical growth.*

*At the community health service level, such as Posyandu, the nutritional status of toddlers is typically assessed using anthropometric measurements, specifically the weight-for-age (W/A) index. However, manual measurement processes often lead to inconsistencies due to technical inaccuracies and misinterpretations. To address this issue, this study employs a data mining approach using the Naïve Bayes Classification (NBC) algorithm to improve the accuracy of nutritional classification.*

*The implementation of this method is expected to assist Posyandu health cadres in Padasuka Subdistrict, Ciomas District, Bogor Regency in accurately identifying the nutritional status of toddlers. Ultimately, this approach aims to support more reliable, data-driven decisions in community-based nutrition interventions.*

**Keywords:** *Child Nutritional Status, Anthropometric Measurement, Naive Bayes Classifier, Data Mining, Nutrition Classification, Community Health Post*

## 1. PENDAHULUAN

Pertumbuhan dan perkembangan balita merupakan aspek fundamental dalam kehidupan anak, di mana tingkat pertumbuhan dan kualitas kondisi kesehatannya sangat bervariasi antar individu. Status gizi memainkan peran kunci dalam memastikan kualitas tersebut menunjukkan seberapa baik asupan nutrisi memenuhi kebutuhan tubuh serta memengaruhi daya tahan dan proses pertumbuhan normal. Kekurangan gizi bisa menyebabkan imunitas menurun dan meningkatkan risiko *stunting* atau malnutrisi kronis pada anak usia dini [1].

Di posyandu, status gizi balita biasanya dinilai melalui pengukuran antropometri seperti indeks BB/U (Berat Badan menurut Umur) atau TB/U (Tinggi Badan menurut Umur). Namun pengukuran ini sering menimbulkan inkonsistensi akibat kesalahan dalam pencatatan atau pemahaman indikator, menurunkan akurasi penentuan status gizi [2]. Oleh sebab itu, pendekatan berbasis komputasi seperti *Naïve Bayes Classifier* (NBC) menjadi alternatif yang potensial untuk memperbaiki keandalan klasifikasi gizi balita.

Berbagai studi terbaru menunjukkan bahwa NBC menawarkan performa tinggi dalam klasifikasi status gizi dan *stunting*. Penelitian di daerah Jogorogo mencapai tingkat akurasi antara 91,80% hingga 91,84% pada data TB/U menggunakan NBC [3]; studi di Semarang mencatat akurasi 85,33% dalam prediksi status *stunting* [2]. Implementasi NBC di Magelang berdasarkan kerangka CRISP-DM juga menunjukkan hasil akurasi 80%, presisi 85%, dan recall 91% [4]. Selain itu, NBC diuji di Posyandu Anggrek Putih Seblak, Arga Makmur, dan Puskesmas di Limusnunggal memberikan akurasi antara 86,66% hingga 94,10% pada status BB/U atau BB/TB [5], [6].

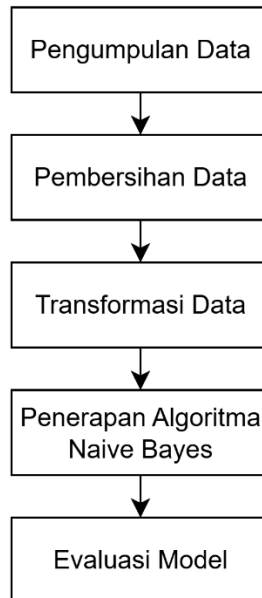
Studi lain di Puskesmas Cilandak dengan 958 data, mengaplikasikan NBC dan teknik *class weighting* serta PCA, menghasilkan akurasi sebesar 85,76%, meningkatkan performa terutama pada kelas minoritas [7]. Penelitian oleh Hariyanto et al. (JIPI 2024) juga menunjukkan bahwa NBC mampu memprediksi status *stunting* dengan akurasi 85%, presisi 82%, dan recall 87% pada dataset survei komunitas [8]. Dengan demikian, NBC terbukti layak dijadikan sistem dukungan keputusan di tingkat posyandu untuk mendukung kader dan ibu balita dalam memantau status gizi anak secara lebih objektif.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan dengan pendekatan kuantitatif menggunakan metode deskriptif analitik. Pendekatan ini bertujuan untuk memberikan gambaran sistematis mengenai pola klasifikasi status gizi pada balita, berdasarkan sejumlah variabel seperti usia, jenis kelamin, berat badan, serta tinggi badan. Teknik analisis data dilakukan menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier* yang diimplementasikan melalui perangkat lunak RapidMiner. Proses metodologi meliputi beberapa tahap, yaitu:

1. Pengumpulan Data  
Data dikumpulkan dari catatan posyandu dalam format *tabular*, meliputi atribut BB (berat badan), usia, dan status gizi (baik, kurang, buruk).
2. Pembersihan Data  
Data mentah dibersihkan dari nilai kosong, duplikat, atau *outlier*. Selanjutnya dilakukan normalisasi data jika diperlukan untuk meningkatkan kualitas *input* ke dalam model.
3. Transformasi Data  
Pada tahap ini data hasil *cleansing* di proses untuk di ubah menjadi format tertentu untuk selanjutnya di proses menggunakan *tool DataMiner*.
4. Penerapan Algoritma *Naïve Bayes*  
Metode *Naïve Bayes* dimanfaatkan dalam penelitian ini untuk membentuk model klasifikasi dengan mengacu pada perhitungan peluang dari setiap atribut terhadap masing-masing kelas yang dianalisis.
5. Evaluasi Model  
Evaluasi dilakukan dengan mengukur akurasi, presisi, dan *recall*. Nilai-nilai ini digunakan untuk menentukan tingkat keandalan sistem dalam mengklasifikasikan status gizi.

Gambaran umum dari proses penelitian divisualisasikan melalui *flowchart* yang memuat seluruh tahapan mulai dari *input* data, *preprocessing*, hingga evaluasi hasil klasifikasi.



Gambar 2.1. Alur metode penelitian implementasi Naive bayes

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Pengumpulan Data

Karakteristik responden dalam penelitian ini diklasifikasikan ke dalam beberapa variabel utama, yaitu jenis kelamin, usia, berat badan, dan tinggi badan. Pengelompokan ini dilakukan untuk memperoleh gambaran yang lebih rinci mengenai distribusi responden serta sebagai dasar dalam analisis status gizi balita yang dilakukan pada tahap selanjutnya.

Tabel 3.1 Karakteristik Responden

Karakteristik	Frekuensi	Persentase (%)
<b>Jenis Kelamin</b>		
Laki – laki	12	57.142
Perempuan	9	42.857
<b>Usia</b>		
Umur <16	3	14.285
Umur 16-30	7	33.333
Umur >30	11	52.380
<b>Berat Badan</b>		
BB <10	4	19.047
BB 11-20	16	76.190
BB >20	1	4.761
<b>Tinggi Badan</b>		
TB 50-100	18	85.714
TB >100	3	14.285
<b>Total</b>	<b>84</b>	<b>99.99</b>

#### a) Deskripsi Variabel X

Berdasarkan wawancara yang diperoleh, Posyandu Kelurahan Padasuka merupakan Posyandu yang awalnya tidak terintegrasi dengan kelurahan hingga sekarang telah menjadi Posyandu yang terintegrasi dengan Kelurahan dan Kecamatan, adapun Posko Posyandu dibangun pada setiap RW, dan total Posyandu ada 12. Adapun

aktivitasnya, penyuluhan Posyandu dibagi menjadi 2 aktivitas, ada balita dan juga lansia yang dilakukan pada hari yang sama di setiap RW, Posyandu balita dilakukan satu bulan sekali dan lansia setiap hari Sabtu dua minggu sekali.

Dalam praktiknya sehari-hari para Kader ketika menentukan status gizi pada balita terbiasa menggunakan antropometri, berdasarkan IMT yaitu data berat badan dan usia atau BB/U sebagai acuan, mengenai kesehatan gizi balita dilakukan pendataan secara manual berupa sebaran pengisian *form* oleh Kader dan untuk anak yang terindikasi/diketahui gizinya memiliki masalah adalah dengan melapor pada puskesmas terdekat dan kemudian baru akan dilakukan tindakan oleh petugas Puskesmas.

b) Deskripsi Variabel Y

Dalam proses penentuan status gizi balita, digunakan empat parameter utama yang berfungsi sebagai variabel input pada penerapan algoritma *Naïve Bayes Classifier*. Keempat parameter tersebut meliputi berat badan, tinggi badan, jenis kelamin, serta usia balita. Variabel-variabel ini dipilih karena secara langsung memengaruhi hasil klasifikasi status gizi dan telah umum digunakan dalam pengukuran antropometri di bidang kesehatan anak.

Sebelum memasuki tahap klasifikasi, data awal yang telah dikumpulkan melalui pengukuran lapangan dianalisis terlebih dahulu. Tujuan dari analisis awal ini adalah untuk memahami pola distribusi status gizi balita berdasarkan indikator berat badan menurut umur (BB/U), sehingga dapat memberikan gambaran awal terhadap kondisi gizi yang akan diklasifikasikan menggunakan metode selanjutnya. Berikut merupakan data awal yang diperoleh :

Tabel 3.2 Tabel klasifikasi status gizi

No	JK	Umur	BB(kg)	TB(cm)	Status Gizi
1	L	26	14.8	90.1	Lebih
2	L	35	12.8	86.6	Normal
3	L	5	7	63	Normal
4	P	52	14.5	100.9	Normal
5	P	30	10.3	86.2	Normal
6	P	32	12.5	95	Normal
7	L	38	12.3	91.2	Normal
8	P	45	12.2	95.5	Normal
9	L	31	12.9	87.5	Normal
10	L	31	11.2	85.5	Normal
11	P	15	9	77	Normal
12	L	5	5.5	59	Kurang
13	P	33	11	88.2	Normal
14	L	50	13.2	92	Normal
15	L	26	12.4	84.4	Normal
16	P	54	22.4	106	Lebih
17	L	18	10.4	80	Normal
18	L	17	8.9	74	Normal
19	L	26	10.5	84	Normal
20	P	16	11.4	85.5	Normal
21	P	50	15	101.6	?

3.2. Pembersihan Data

Tahap *data cleansing* atau pembersihan data menjadi langkah penting dalam proses *data mining*, karena berfungsi untuk menjamin bahwa data yang digunakan memiliki kualitas dan konsistensi yang layak untuk dianalisis. Dalam penelitian ini, data mentah yang diperoleh dari posyandu yang mencakup informasi usia, jenis kelamin, berat badan, dan tinggi badan balita masih ditemukan mengandung nilai-nilai yang tidak valid atau tidak lengkap. Oleh karena itu, diperlukan proses pembersihan agar data siap untuk diolah dengan metode klasifikasi yang digunakan..

Tabel 3.3 Tabel hasil pembersihan data

No	JK	Umur	BB(kg)	TB(cm)	Status Gizi
1	L	26	14.8	90.1	Lebih
2	L	35	12.8	86.6	Normal
3	L	5	7	63	Normal
4	P	52	14.5	100.9	Normal
5	P	30	10.3	86.2	Normal
6	P	32	12.5	95	Normal
7	L	38	12.3	91.2	Normal
8	P	45	12.2	95.5	Normal
9	L	31	12.9	87.5	Normal
10	L	31	11.2	85.5	Normal
11	P	15	9	77	Normal
12	L	5	5.5	59	Kurang
13	P	33	11	88.2	Normal
14	L	50	13.2	92	Normal
15	L	26	12.4	84.4	Normal
16	P	54	22.4	106	Lebih
17	L	18	10.4	80	Normal
18	L	17	8.9	74	Normal
19	L	26	10.5	84	Normal
20	P	16	11.4	85.5	Normal
21	P	50	15	101.6	?

Untuk data ke 21 merupakan data yang akan diujikan berdasarkan 20 data sebelumnya, guna untuk melihat prediksi hasil *training* yang akan dilakukan.

### 3.3. Transformasi Data

Proses transformasi data merupakan tahapan esensial dalam data mining yang berfungsi untuk mengkonversi data mentah menjadi struktur yang lebih terorganisir dan sesuai dengan kebutuhan algoritma klasifikasi. Dalam penelitian ini, transformasi dilakukan dengan cara mengubah data numerik seperti usia, berat badan, dan tinggi badan ke dalam bentuk kategori berdasarkan interval nilai tertentu yang telah ditetapkan sebelumnya. Sebagai contoh, variabel usia balita diklasifikasikan menjadi tiga kelompok, yaitu kurang dari 16 bulan, antara 16 hingga 30 bulan, dan lebih dari 30 bulan.

Begitu pula dengan berat badan dan tinggi badan yang diklasifikasikan ke dalam rentang tertentu. Proses ini bertujuan untuk menyederhanakan variabel input sehingga lebih relevan dan efektif digunakan dalam metode klasifikasi *Naïve Bayes*.

Tabel 3.4 Tabel Data Kategori Transformasi

Kategori	Keterangan
Usia < 16	Kelompok balita yang tergolong dalam usia kurang dari 16 bulan sejak kelahiran
Usia 16–30	Balita yang berada pada rentang usia antara 16 hingga 30 bulan
Usia > 30	Anak balita yang telah memasuki usia lebih dari 30 bulan
Berat < 10 kg	Balita dengan berat tubuh yang tercatat di bawah 10 kilogram
Berat 10–20 kg	Rentang berat badan balita yang berkisar antara 10 hingga 20 kilogram
Berat > 20 kg	Balita dengan bobot tubuh melebihi angka 20 kilogram
Tinggi 50–100 cm	Tinggi badan anak yang terukur dalam rentang 50 sampai 100 sentimeter
Tinggi > 100 cm	Anak dengan tinggi badan yang melebihi 100 sentimeter

Berdasarkan kategori tersebut maka hasil dari pembersihan data sebelumnya di transformasikan untuk digunakan sebagai data *training*, hasilnya dapat dituangkan sebagai berikut :

Tabel 3.5 Tabel Hasil Transformasi Data

No	JK	Umur	BB(kg)	TB(cm)	Status Glzi
1	L	16-30	10-20	50-100	Lebih
2	L	>30	10-20	50-100	Normal
3	L	<16	<10	50-100	Normal
4	P	>30	10-20	>100	Normal
5	P	16-30	10-20	50-100	Normal
6	P	>30	10-20	50-100	Normal
7	L	>30	10-20	50-100	Normal
8	P	>30	10-20	50-100	Normal
9	L	>30	10-20	50-100	Normal
10	L	>30	10-20	50-100	Normal
11	P	<16	<10	50-100	Normal
12	L	<16	<10	50-100	Kurang
13	P	>30	10-20	50-100	Normal
14	L	>30	10-20	50-100	Normal
15	L	16-30	10-20	50-100	Normal
16	P	>30	>20	>100	Lebih
17	L	16-30	10-20	50-100	Normal
18	L	16-30	<10	50-100	Normal
19	L	16-30	10-20	50-100	Normal
20	P	16-30	10-20	50-100	Normal
21	P	>30	10-20	>100	?

Proses transformasi menghasilkan 21 data balita yang telah dikategorikan berdasarkan variabel umur, berat badan, tinggi badan, dan jenis kelamin. Dari jumlah tersebut, 20 data pertama digunakan sebagai *training* set untuk melatih model klasifikasi, sementara satu data terakhir (data ke-21) difungsikan sebagai testing set guna menguji akurasi model prediktif.

Adapun rincian data pada entri ke-21 adalah sebagai berikut:

1. Jenis Kelamin: Perempuan
2. Usia: 50 bulan, diklasifikasikan sebagai Usia > 30 bulan
3. Berat Badan: 15 kg, dikategorikan ke dalam 10–20 kg
4. Tinggi Badan: 101,6 cm, termasuk dalam kelompok Tinggi > 100 cm

Data tersebut kemudian dimasukkan sebagai *input* ke dalam algoritma *Naïve Bayes Classifier* untuk dilakukan klasifikasi terhadap status gizinya berdasarkan parameter yang telah ditentukan dari data training sebelumnya. Proses ini bertujuan untuk mengetahui apakah balita pada data ke-21 termasuk dalam kategori status gizi Kurang, Normal, atau Lebih.

### 3.4. Penerapan Algoritma *Naïve Bayes*

Dalam tahap penerapan, algoritma *Naïve Bayes* digunakan sebagai pendekatan klasifikasi untuk memprediksi status gizi anak balita dengan memanfaatkan data yang telah dibersihkan serta ditransformasikan ke dalam format yang sesuai. Proses kerja algoritma ini melibatkan perhitungan nilai probabilitas dari setiap kemungkinan kelas yakni Normal, Kurang, atau Lebih berdasarkan atribut masukan yang mencakup jenis kelamin, usia, berat badan, dan tinggi badan. Hasil perhitungan probabilitas tersebut menjadi dasar dalam menentukan kelas status gizi yang paling mungkin sesuai dengan karakteristik data yang dianalisis.

```

Mulai - Pseudocode Naïve Bayes
// MASUKAN //
X ← Data yang akan diklasifikasikan (label belum diketahui)
H ← Hipotesis bahwa X termasuk dalam salah satu kelas tertentu

// MENGHITUNG PROBABILITAS TOTAL UNTUK X //
P(X) ← Probabilitas keseluruhan dari data X (jumlah total kelas)

// MENGHITUNG PROBABILITAS KONDISIONAL //
P(X|H) ← Probabilitas X terjadi jika diketahui termasuk kelas H (jumlah atribut per
kelas / total kelas)

// MENGHITUNG PROBABILITAS AKHIR MENGGUNAKAN TEOREMA BAYES
//
P(H|X) ← Nilai akhir probabilitas data termasuk ke dalam kelas H, dihitung dengan
rumus:
      P(H|X) = [P(X|H) * P(H)] / P(X)
Selesai - Pseudocode Naïve Bayes

```

Gambar 3.1. Tahapan aktualisasi perhitungan kualitas gizi balita

Pada tahap ini, dilakukan penerapan algoritma *Naïve Bayes* untuk menentukan klasifikasi status gizi balita berdasarkan data yang telah melalui tahapan *cleansing* dan transformasi. Salah satu data uji yang dianalisis memiliki atribut sebagai berikut:

- a) Jenis Kelamin: Perempuan
- b) Usia: 50 bulan, termasuk dalam kategori umur > 30 bulan
- c) Berat Badan: 15 kg, dikategorikan dalam rentang 10–20 kg
- d) Tinggi Badan: 101,6 cm, masuk kategori > 100 cm

Langkah-langkah klasifikasi dilakukan melalui proses probabilistik sebagai berikut:

1. Menentukan Probabilitas Awal Setiap Kelas (Prior Probability) Pada tahap ini, dihitung proporsi masing-masing kelas status gizi dari total 20 data latih yang tersedia. Hasil perhitungan menunjukkan:
  - a) Peluang balita memiliki status gizi Normal:  $P(Y = \text{Normal}) = 17/20$
  - b) Peluang berstatus Kurang gizi:  $P(Y = \text{Kurang}) = 1/20$
  - c) Peluang berstatus Gizi Lebih:  $P(Y = \text{Lebih}) = 2/20$
2. Menghitung Probabilitas Kondisional untuk Setiap Atribut Terhadap Kelas Selanjutnya, untuk masing-masing atribut (jenis kelamin, umur, berat badan, tinggi badan), dilakukan perhitungan probabilitas kemunculannya dalam setiap kelas:
  - a. Jenis Kelamin = Perempuan:
    - 1) Dalam kelas Normal: 7 dari 17 →  $7/17$
    - 2) Dalam kelas Kurang: 0 dari 1 →  $0/1$
    - 3) Dalam kelas Lebih: 1 dari 2 →  $1/2$
  - b. Umur > 30 bulan:
    - 1) Dalam kelas Normal: 9 dari 17 →  $9/17$
    - 2) Dalam kelas Kurang: tidak tersedia data valid → dianggap 0
    - 3) Dalam kelas Lebih: 1 dari 2 →  $1/2$
  - c. Berat Badan 10–20 kg:
    - 1) Dalam kelas Normal: 14 dari 17 →  $14/17$
    - 2) Dalam kelas Kurang: tidak ada data valid →  $0/0$
    - 3) Dalam kelas Lebih: 1 dari 2 →  $1/2$
  - d. Tinggi Badan > 100 cm:
    - 1) Dalam kelas Normal: 1 dari 17 →  $1/17$
    - 2) Dalam kelas Kurang: tidak ada data → 0
    - 3) Dalam kelas Lebih: 1 dari 2 →  $1/2$
3. Mengalikan Probabilitas dari Semua Atribut dalam Setiap Kelas Untuk memperoleh nilai akhir setiap kelas, seluruh probabilitas atribut dikalikan. Hasilnya:
  - a. Untuk kelas Normal:  $P = 7/17 \times 9/17 \times 14/17 \times 1/17 \approx 0.411 \times 0.529 \times 0.823 \times 0.058 \approx 0.010$

- b. Untuk kelas Kurang: Karena ada atribut dengan nilai probabilitas 0, maka:  
 $P = 0 \times 0 \times 0 \times 0 = 0$
- c. Untuk kelas Lebih:  
 $P = 1/2 \times 1/2 \times 1/2 \times 1/2 = 0.5 \times 0.5 \times 0.5 \times 0.5 = 0.0625$
4. Menentukan Hasil Klasifikasi Berdasarkan Nilai Probabilitas Tertinggi  
 Dari perhitungan di atas, diperoleh bahwa kelas dengan nilai probabilitas paling tinggi adalah Gizi Lebih dengan skor 0.0625. Maka, sistem klasifikasi menyimpulkan bahwa balita dengan karakteristik yang telah disebutkan (perempuan, usia 50 bulan, berat badan 15 kg, dan tinggi 101,6 cm) masuk dalam kategori status gizi lebih. Proses ini menunjukkan bagaimana pendekatan probabilistik dari *Naïve Bayes* dapat digunakan untuk membuat keputusan klasifikasi berbasis data secara objektif dan sistematis.

### 3.5. Evaluasi Model

#### a) Uji Validitas

Validitas data dievaluasi dengan membandingkan nilai korelasi hasil perhitungan ( $r$  hitung) terhadap nilai referensi ( $r$  tabel). Apabila nilai  $r$  hitung lebih besar dari  $r$  tabel, maka data tersebut dianggap memenuhi kriteria valid.

Tabel 3.6 Tabel Hasil Uji Validitas

No. Item	$r$ hitung	$r$ table	Keputusan
1	1	0.514	Valid
2	0.689	0.514	Valid
3	0.926	0.514	Valid
4	0.927	0.514	Valid
5	1	0.514	Valid

#### b) Uji Reliabilitas

Sebuah instrumen pengukuran dapat dinyatakan memiliki tingkat reliabilitas yang tinggi apabila alat tersebut mampu memberikan hasil yang stabil dan konsisten setiap kali digunakan untuk mengukur suatu variabel yang sama, sehingga dapat dipercaya dalam menghasilkan data yang sesuai dengan tujuan pengukuran. Konsistensi ini menunjukkan bahwa instrumen tersebut mampu mengurangi kesalahan acak dalam proses pengumpulan data.

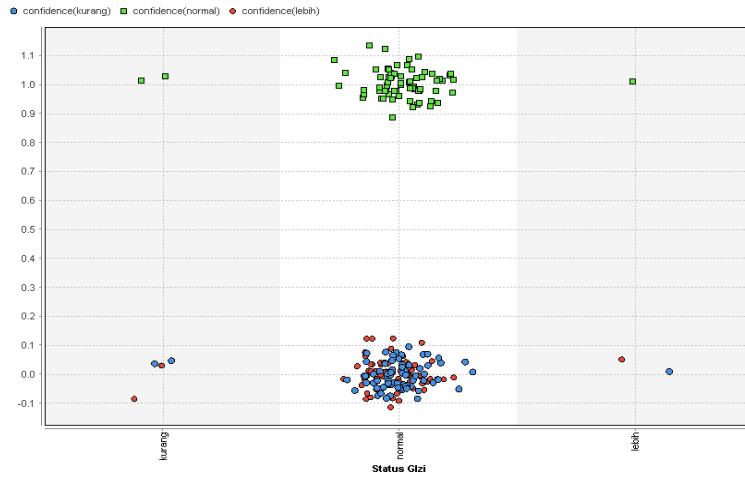
Tabel 3.7 Tabel Hasil Uji Reliabilitas

Variabel	Jumlah balita	Koefisien <i>Cronbach Alpha</i>
Status Gizi Balita	21	0.733

Instrumen yang digunakan dalam penelitian ini dapat dikategorikan reliabel berdasarkan hasil perhitungan nilai *Cronbach's Alpha* yang mencapai angka 0,733. Dalam pengujian reliabilitas, suatu alat ukur dikatakan memenuhi syarat apabila nilai *Cronbach's Alpha* yang dihasilkan melebihi ambang batas 0,50. Nilai ini menunjukkan bahwa instrumen mampu memberikan hasil yang konsisten dalam mengukur variabel yang dimaksud. Dengan demikian, variabel Y dinilai memiliki tingkat konsistensi internal yang baik karena nilai  $0,733 > 0,50$ , yang menandakan bahwa data yang diperoleh melalui instrumen tersebut cukup dapat dipercaya dan layak digunakan dalam proses analisis lebih lanjut

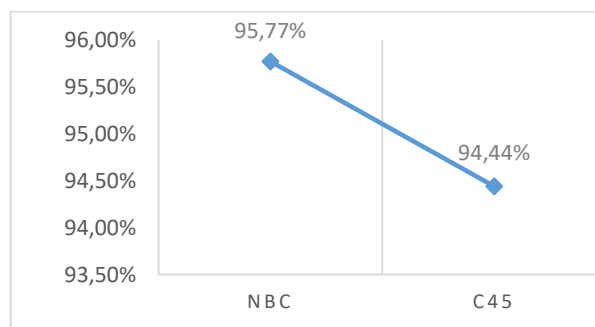
#### c) Hasil Analisa Statistik

Berdasarkan hasil pengolahan data menggunakan perangkat lunak RapidMiner, diperoleh informasi dari data pelatihan (training) dan data pengujian (testing) yang telah diproses. Hasil ini menunjukkan status gizi balita yang terklasifikasi ke dalam tiga kategori, yaitu gizi normal, kurang, dan lebih. Dari keseluruhan data yang dianalisis, mayoritas balita teridentifikasi berada dalam kategori gizi normal, yang menunjukkan distribusi status gizi yang paling dominan dalam penelitian ini.

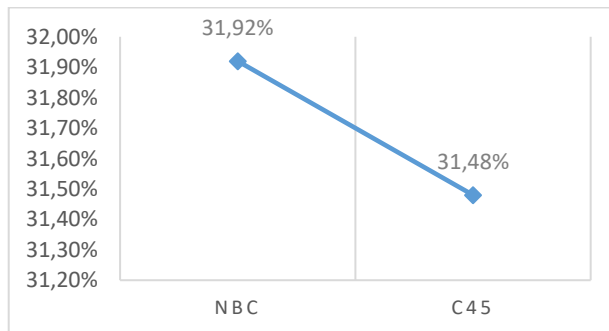


Gambar 3.2. Grafik Scatter Statistik Training

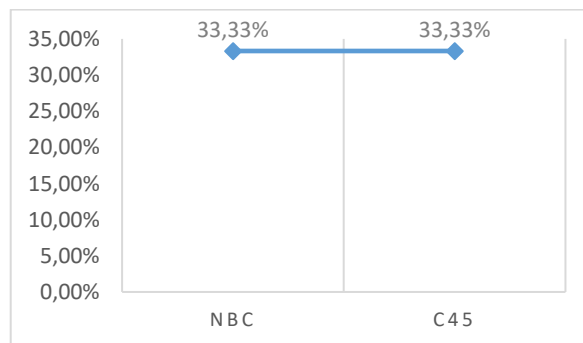
Selanjutnya untuk mengetahui tingkat *precision*, *recall* dan *accuracy* dari algoritma *Naive Bayesian* maka dibandingkan dengan hasil dari algoritma C45, berikut merupakan hasil perbandingan masing - masing:



Gambar 3.3. Grafik Perbandingan Akurasi



Gambar 3.4. Grafik Perbandingan Presisi



Gambar 3.5. Grafik Perbandingan Recall

#### d) Hasil Uji Hipotesis

Uji hipotesis pada penelitian ini dilakukan untuk mengevaluasi kesesuaian model klasifikasi Naïve Bayes dalam mengidentifikasi status gizi balita. Evaluasi tersebut didasarkan pada variabel-variabel masukan seperti usia, jenis kelamin, berat badan, dan tinggi badan, dengan tujuan untuk memastikan apakah model mampu memberikan hasil klasifikasi yang tepat dan representatif terhadap kondisi gizi balita.

Tabel 3.8 Tabel Hasil Pengujian Regresi Linier

Variabel	$X^2$	Probabilitas	Keterangan
Status Gizi Balita	95.77	0.005	Signifikan

Hipotesis:

$H_0$ : Model regresi bentuk linier

$H_1$ : Model regresi bentuk non linier

Berdasarkan hasil perhitungan, diperoleh nilai *chi-square* ( $X^2$ ) sebesar 95,77 dengan *p-value* sebesar 0,005. Karena *p-value*  $< \alpha$  ( $0,005 < 0,05$ ), maka  $H_0$  (hipotesis nol) yang menyatakan bahwa model regresi tidak sesuai ditolak. Artinya,  $H_1$  diterima, sehingga dapat disimpulkan bahwa model klasifikasi Naïve Bayes secara statistik signifikan dan layak digunakan dalam memprediksi status gizi balita pada data yang diuji. Model ini mampu menangkap pola yang relevan antara variabel *prediktor* dengan status gizi, dan memberikan dasar yang kuat untuk pengambilan keputusan di tingkat Posyandu.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil membuktikan bahwa algoritma Naïve Bayes dapat digunakan secara efektif untuk mengklasifikasikan status gizi balita berdasarkan atribut jenis kelamin, usia, berat badan, dan tinggi badan. Dengan melakukan tahapan mulai dari pengumpulan, pembersihan, hingga transformasi data dan pelatihan model menggunakan RapidMiner, diperoleh akurasi klasifikasi sebesar 95,77%. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan *data mining* sederhana seperti Naïve Bayes mampu memberikan hasil yang akurat dan dapat membantu dalam pengambilan keputusan awal dalam pemantauan gizi balita di posyandu.

Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan pada jumlah data yang relatif sedikit dan variabel yang masih terbatas pada antropometri dasar. Oleh karena itu, disarankan agar penelitian selanjutnya menggunakan *dataset* yang lebih besar dan beragam, serta mempertimbangkan faktor tambahan seperti pola konsumsi, kondisi lingkungan, atau riwayat kesehatan. Selain itu, pengujian terhadap algoritma lain seperti Decision Tree atau Random Forest dapat menjadi pertimbangan untuk melihat efektivitas metode klasifikasi lainnya. Integrasi sistem ke dalam aplikasi sederhana juga dapat meningkatkan manfaat implementatif dari penelitian ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Hariyanto, M. Z. Sarwani dan Y. N. Aprilia, "Prediction of Stunting Nutritional Status in Toddlers Using Naïve Bayes Classifier Algorithm," *JIPi (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 10, no. 2, pp. 1111-1117, 2025.
- [2] W. C. Wahyudin, F. M. Hana dan A. Prihandono, "PREDIKSI STUNTING PADA BALITA DI RUMAH SAKIT KOTA SEMARANG MENGGUNAKAN NAIVE BAYES," *JURNAL ILMU KOMPUTER DAN MATEMATIKA*, vol. 4, no. 1, pp. 32 - 36, 2023.
- [3] S. Taufiq, "Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Algoritma Naive Bayes Berdasarkan Pengukuran Antropometri," *Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi (IPTEK)*, vol. 9, no. 1, pp. 1-5, 2025.
- [4] E. R. Arumi, S. A. Subrata dan A. Rahmawati, "Implementation of Naïve bayes Method for Predictor Prevalence Level for Malnutrition Toddlers in Magelang City," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, vol. 7, no. 2, pp. 201 - 207, 2023.
- [5] N. Chasanah, A. D. Indriyanti dan A. Faizah, "Sistem Penentuan Status Gizi Balita Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier (Studi Kasus Posyandu Anggrek Putih Seblak Desa Kwaron)," *Inovate : Jurnal Ilmiah Inovasi Teknologi Informasi*, vol. 6, no. 2, pp. 1-8, 2022.
- [6] R. A. Subhan, A. Asriyanik dan F. F. A. Zahra, "KLASIFIKASI STATUS GIZI BALITA BERDASARKAN TINGGI BADAN DAN BERAT BADAN MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES DI PUSKESMAS LIMUSNUNGGAL," *Synergy : Jurnal Ilmiah Multidisiplin*, vol. 1, no. 4, p. 217–223, 2024.
- [7] M. I. Kamil dan A. P. Wibowo, "Implementation of the Naive Bayes Classifier Algorithm for Classifying Toddler Nutritional Status," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 8, no. 2, p. 421–427, 2024.
- [8] F. Febriansyah, "Implementasi Metode Naive Bayes untuk Klasifikasi Kondisi Gizi Balita," *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, vol. 9, no. 2, pp. 61-70, 2024.