

# PERBANDINGAN METODE NAÏVE BAYES DAN K-NEAREST NEIGHBOR DALAM MENGLASIFIKASI STATUS PERTUMBUHAN ANAK STUNTING (STUDI KASUS : POSYANDU CEMARA)

Miftahul Jannah<sup>1</sup>, Mhd Arief Hasan<sup>2\*</sup>, Muhammad Al Fajar<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Lancang Kuning

<sup>2</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Lancang Kuning

<sup>3</sup>Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Lancang Kuning

<sup>1</sup>miftahuljannahriau@gmail.com, <sup>2\*</sup>m.arif@unilak.ac.id, <sup>3</sup>muhammadalfajar218@gmail.com

## Abstract

*This abstract discusses the use of classification methods in identifying categories of child growth as normal or abnormal, particularly in the context of stunted child growth at Posyandu Cemara. Stunting, a chronic nutritional problem, can lead to growth disturbances in children and shorter stature compared to their peers. This study employs the Naïve Bayes and K-Nearest Neighbor classification methods. Naïve Bayes uses probability calculations and statistics, while K-Nearest Neighbor is a classification method that determines the category of objects based on the closest distance in the learning data. The experimental results show that Naïve Bayes achieves an accuracy of 71.25%, precision of 66%, and recall of 11%. Meanwhile, K-Nearest Neighbor achieves an accuracy of 66.67%, precision of 82%, and recall of 75%. These findings provide insights into the performance of the two classification methods in the context of classifying stunted child growth. Further discussion involves the practical implications of these research findings and suggestions for further research development in this field. Keywords: Accuracy, Bayes, Classification, Growth Category, Stunted Child/*

## Abstrak

Abstrak ini membahas penggunaan metode klasifikasi dalam mengidentifikasi kategori pertumbuhan anak sebagai normal atau tidak normal, terutama dalam konteks pertumbuhan anak stunting di Posyandu Cemara. Stunting, yang merupakan masalah gizi kronis, dapat menyebabkan gangguan pertumbuhan pada anak dan tinggi badan yang lebih rendah dibandingkan dengan anak-anak seusianya. Penelitian ini menggunakan metode klasifikasi Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor. Naïve Bayes menggunakan perhitungan probabilitas dan statistik, sementara K-Nearest Neighbor adalah metode klasifikasi yang menentukan kategori objek berdasarkan data pembelajaran dengan jarak paling dekat. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa Naïve Bayes menghasilkan akurasi sebesar 71.25%, presisi sebesar 66%, dan recall sebesar 11%. Sementara itu, K-Nearest Neighbor memberikan akurasi sebesar 66.67%, presisi sebesar 82%, dan recall sebesar 75%. Temuan ini memberikan wawasan tentang performa dua metode klasifikasi dalam konteks klasifikasi pertumbuhan anak stunting. Diskusi selanjutnya melibatkan implikasi praktis dari hasil penelitian ini dan saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya di bidang ini.

Kata kunci: Akurasi, Bayes, Klasifikasi, Kategori Pertumbuhan, Anak Stunting

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

## 1. Pendahuluan

"Puskesmas memiliki peran penting dalam memantau status pertumbuhan anak dengan menggunakan Kartu Menuju Sehat (KMS). Tujuannya adalah untuk meningkatkan kesehatan anak melalui pemanfaatan akses pelayanan kesehatan yang tepat. Proses ini melibatkan pengukuran antropometri sesuai prosedur Posyandu, dengan tujuan menilai status pertumbuhan anak setiap bulan sehingga pertumbuhan anak dapat dipantau dengan baik. Meskipun demikian, seringkali terjadi kekeliruan dalam menentukan status pertumbuhan anak melalui pengukuran antropometri, terutama dalam menilai panjang badan atau tinggi badan anak usia 0 hingga 60 bulan (PB/U atau TB/U) yang tercatat dalam Kartu Menuju Sehat (KMS). Hasilnya kemudian di sesuaikan berdasarkan buku rujukan Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), tetapi informasi ini tidak memberikan gambaran rinci apakah

anak tersebut normal, tinggi, pendek, atau sangat pendek.

Penelitian sebelumnya oleh Adrian Sastria Putra (2018) berjudul "Klasifikasi Status Pertumbuhan Anak Menggunakan Naïve Bayes Classification," dengan sampel 17 anak selama 2 tahun pengukuran, menunjukkan akurasi sebesar 93.1%, yang dapat dikategorikan sebagai hasil yang baik untuk pengujian status pertumbuhan anak. Seorang peneliti lain, Kevin Martha Rasepta, dalam penelitiannya yang berjudul "Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Metode Modified K-Nearest Neighbor," berhasil mengklasifikasikan status pertumbuhan anak dengan tingkat akurasi sebesar 90% [1][2].

Meskipun telah ada penelitian sebelumnya yang menggunakan metode klasifikasi untuk mengevaluasi status pertumbuhan anak, belum ada perbandingan langsung antara metode Naïve Bayes dan K-Nearest

Neighbor dalam konteks anak stunting di Posyandu Cemara. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan judul "Perbandingan Metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor dalam Mengklasifikasi Status Pertumbuhan Anak Stunting"[3], [4]. Tujuan utama penelitian ini adalah untuk menilai tingkat akurasi perbandingan klasifikasi status pertumbuhan anak di Posyandu Cemara. Dengan melakukan perbandingan ini, diharapkan penelitian dapat memberikan kontribusi berharga untuk pemahaman lebih lanjut tentang metode klasifikasi yang paling efektif dalam mengidentifikasi status pertumbuhan anak stunting, serta memberikan wawasan praktis untuk peningkatan pemantauan kesehatan anak di tingkat komunitas."

## 2. Metode Penelitian

### 2.1. Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah dalam penelitian ini berfokus pada klasifikasi status pertumbuhan anak stunting di Posyandu Cemara. Pengukuran antropometri yang saat ini digunakan sering kali tidak memberikan ketepatan dalam menentukan status pertumbuhan anak, menciptakan potensi kekeliruan yang dapat menghambat upaya pencegahan dan intervensi yang sesuai. Selain itu, metode konvensional seperti yang terdokumentasi dalam Kartu Menuju Sehat (KMS) mungkin tidak memberikan informasi yang cukup rinci, sehingga diperlukan pendekatan klasifikasi yang lebih canggih[1], [4], [5].

Penelitian ini mengidentifikasi pentingnya membedakan dengan jelas antara anak yang mengalami stunting dan yang tidak, mengingat dampak serius yang dapat ditimbulkan pada pertumbuhan anak. Dengan memanfaatkan metode klasifikasi seperti Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor, penelitian ini bertujuan untuk mengatasi ketidakpastian dan potensi kekeliruan dalam mengidentifikasi status pertumbuhan anak. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi penting dalam meningkatkan pemahaman tentang metode mana yang lebih efektif dan akurat untuk klasifikasi ini, dengan tujuan akhir meningkatkan pemantauan dan intervensi kesehatan anak di tingkat Posyandu Cemara..

### 2.2. Studi Literatur:

Studi literatur dalam penelitian ini menjadi landasan teoritis yang penting untuk mendukung pemahaman dan pengembangan metodologi. Rujukan pada literatur dari jurnal-jurnal ilmiah menjadi langkah kritis dalam mengidentifikasi kerangka kerja konseptual dan memahami pendekatan yang telah diterapkan dalam penelitian sebelumnya terkait klasifikasi status pertumbuhan anak. Literatur tersebut memberikan wawasan yang diperlukan untuk merancang metode penelitian yang lebih baik dan memudahkan proses analisis data. Dengan memanfaatkan temuan dan konsep-konsep dari literatur ilmiah, penelitian ini dapat memperkaya metode klasifikasi yang diterapkan,

sehingga memberikan kontribusi yang lebih substansial terhadap pemahaman mengenai status pertumbuhan anak stunting di Posyandu Cemara.

### 2.3. Pengumpulan dan Analisis Data:

Pengumpulan dan analisis data dalam penelitian ini dilakukan melalui beberapa langkah sistematis. Pertama, data diperoleh dari Posyandu Cemara dengan cara mengumpulkan informasi dari 200 dataset dan melakukan wawancara dengan kepala Posyandu. Selanjutnya, data tersebut dianalisis dan diolah untuk membentuk pola yang dapat diimplementasikan menggunakan metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor[6][7].

Formulanya sebagai berikut :

- Naïve Bayes: Dalam konteks klasifikasi status pertumbuhan anak stunting, rumus perhitungan Naïve Bayes didasarkan pada probabilitas. Dalam notasi matematika:

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

di mana  $X$  adalah data dengan kelas yang belum diketahui,  $H$  adalah hipotesis data kelas,  $P(H)$  adalah probabilitas hipotesis  $H$ ,  $P(X|H)$  adalah probabilitas  $X$  berdasarkan kondisi pada hipotesis, dan  $P(X)$  adalah probabilitas  $X$ .

- Untuk mengukur jarak antara dua data, rumus Euclidean Distance digunakan:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^m (x_{i_{ar}} - x_{j_{ar}})^2}$$

di mana  $(x_i, x_j)$  adalah jarak Euclidean  $x_i$  adalah record ke- $i$ ,  $x_j$  adalah record ke- $j$ ,  $x_{i_{ar}}$  adalah data ke- $r$  dari  $x_i$ ,  $x_{j_{ar}}$  adalah data ke- $r$  dari  $x_j$ , dan  $n$  adalah jumlah independent variable. Rumus ini berlaku jika hanya ada satu variabel independen.

### 2.4. Pengolahan Data:

Pengolahan data merupakan langkah berikutnya setelah pengumpulan dan analisis data. Pada tahap ini, data yang telah dianalisis diubah dari bentuk mentah menjadi informasi yang lebih terstruktur, dipilih berdasarkan kebutuhan penelitian, dan disusun menjadi suatu dataset yang dapat digunakan dalam proses klasifikasi. Proses seleksi data dilakukan untuk memastikan bahwa dataset yang dihasilkan mencerminkan karakteristik yang relevan dengan penelitian[8].

Sebagai contoh, jika variabel-variabel tertentu memiliki dampak yang lebih besar dalam menentukan status pertumbuhan anak, maka variabel-variabel tersebut akan diberikan prioritas selama proses pengolahan data. Dengan melakukan pengolahan data secara cermat, penelitian ini berusaha untuk memastikan bahwa dataset yang dihasilkan dapat memberikan kontribusi yang maksimal dalam mendukung analisis klasifikasi menggunakan metode

Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor. Langkah ini penting untuk memastikan keakuratan dan relevansi hasil klasifikasi pada tahap selanjutnya[9].

#### 2.4. Pengujian menggunakan RapidMiner:

Pengujian dilakukan menggunakan RapidMiner dengan membagi data menjadi dua bagian: data latih dan data uji. Data latih digunakan sebagai rujukan dalam perhitungan algoritma, sedangkan data uji digunakan untuk menilai prediksi dan penentuan keakuratan algoritma.

Perbandingan dilakukan terhadap algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor dengan menghitung nilai akurasi[10].

#### 2.5. Perbandingan Algoritma:

Perbandingan algoritma pada tahapan ini dilakukan perbandingan nilai precision, recall dan accuracy pada masing-masing algoritma di setiap kasus. Setelah itu, dilakukan rekapitulasi hasil dari masing-masing algoritma sehingga dapat diambil kesimpulan mengenai algoritma terbaik untuk setiap kasus.

#### 2.6. Kesimpulan dan Rekomendasi:

Kesimpulan merupakan hasil akhir dari penelitian yang dirumuskan berdasarkan data yang terkumpul, dan sejalan dengan rumusan masalah. Sedangkan saran berisi ulasan yang diajukan peneliti untuk dipertimbangkan agar permasalahan yang ada dapat di sempurnakan oleh peneliti selanjutnya.

### 3. Hasil dan Pembahasan

Penelitian ini menghadirkan pemahaman mendalam tentang aplikasi metode klasifikasi, khususnya Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor (K-NN), dalam mengidentifikasi status pertumbuhan anak stunting di Posyandu Cemara Muara Fajar. Dengan melibatkan tahapan praproses data, konversi variabel, perhitungan probabilitas, dan pengujian menggunakan RapidMiner, penelitian ini memberikan gambaran menyeluruh tentang proses analisis data. Hasil perbandingan akurasi, presisi, dan recall antara Naïve Bayes dan K-NN secara jelas menggambarkan keunggulan metode Naïve Bayes dalam mengklasifikasikan status pertumbuhan anak, membuka pintu untuk pemahaman lebih lanjut mengenai potensi penerapan metode klasifikasi dalam pemantauan kesehatan anak di Posyandu.

#### 3.1. Praproses Data

Pada tahap praproses data, dataset yang berasal dari Posyandu Cemara Muara Fajar diolah dengan melakukan serangkaian langkah untuk mempersiapkan data sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Data awal

yang diterima dalam format Excel (.xls) direkap dan diberi kode untuk memudahkan identifikasi variabel. Variabel-variabel utama yang diperhatikan meliputi Jenis Kelamin (C1), Umur (C2), dan Tinggi Badan (C3) pada data balita.

Selanjutnya, dilakukan konversi data pada variabel Jenis Kelamin, Umur, dan Tinggi Badan untuk memberikan nilai-nilai kategorikal yang akan digunakan dalam proses perhitungan. Misalnya, konversi data Jenis Kelamin dengan nilai P (Perempuan) dan L (Laki-laki) menjadi nilai numerik 1 dan 2.

Langkah ini memastikan bahwa data yang akan digunakan dalam analisis memiliki format dan representasi yang konsisten, membantu dalam meminimalkan potensi kesalahan dan meningkatkan akurasi hasil analisis. Praproses data yang cermat menjadi dasar yang kuat untuk tahap-tahap analisis selanjutnya dalam penelitian ini.

Tabel 1. Tabel Kode dan Keterangan

Kode dan Keterangan	
Kode pn	Keterangan
C1	Jenis kelamin
C2	Umur
C3	Tinggi Badan

Tabel di atas adalah data set yang berasal dari Posyandu Cemara Muara Fajar kemudian direkap dalam bentuk data yang tersimpan dalam bentuk Excel, yg sudah di beri kode C1 adalah Jenis kelamin, C2 untuk Umur dan C3 untuk tinggi badan.

Tabel 2. Tabel Konversi Data Jenis Kelamin

Kategori Jenis Kelamin	
Kategori	Nilai
P	1
L	2

Tabel di atas merupakan konversi data jenis kelamin yang telah ditentukan nilainya untuk kategori perempuan keterangannya bernilai 1, untuk kategori laki-laki bernilai 2.

Tabel 3. Tabel Konversi Data Umur

Kategori Umur	
Kategori	Nilai
Balita (1 Bln – 5 Bln)	1
Anak (5 Bln – 5 Thn)	2

Tabel di atas merupakan konversi data umur yang telah ditentukan nilainya untuk kategori balita 1

bulan sampai 5 bulan bernilai 1, untuk kategori anak 5 bulan sampai 5 tahun bernilai 2.

Tabel 4. Tabel Konversi Data Tinggi Badan

Kategori Tinggi Badan	
Kategori	Nilai
74 Cm – 96 Cm	1
95 Cm – 110 Cm	2

Tabel di atas merupakan konversi data tinggi badan yang telah ditentukan nilainya untuk kategori tinggi badan 74 cm sampai 96 cm bernilai 1, untuk kategori 95 cm sampai 110cm bernilai 2.

Tabel 5. Tabel Konversi Data Tinggi Badan

Label	Jumlah Data	Jumlah Seluruh Data	Probabilitas Kelas
Normal	127	200	0,635
Tidak Normal	37	200	0,36

Tabel di atas merupakan cara menghitung probabilitas jumlah data keseluruhan dari normal dan tidak normal

Tabel 6. Tabel Perhitungan Probabilitas Pada Jenis Kelamin

		Probabilitas Jenis Kelamin
Kategori 1	90	0,45
Kategori 2	110	0,55

Tabel di atas merupakan cara menghitung probabilitas pada umur untuk kategori 1 probabilitas jenis kelaminnya 0,45 dari 90, untuk kategori 2 probabilitasnya 0,55 dari 110'

Tabel 7. Tabel Perhitungan Probabilitas Pada Tinggi Badan

		Probabilitas Tinggi Badan
Kategori 1	30	0,15
Kategori 2	170	0,85

Tabel di atas merupakan cara menghitung probabilitas pada tinggi badan untuk kategori 1 probabilitas jenis kelaminnya 0,15 dari 30, untuk kategori 2 probabilitasnya 0,85 dari 170

Tabel 8. Tabel Nilai Probabilitas Kriteria Pada Jenis Kelamin

	N	TN	P(N)	P(TN)
Kategori 1	56	34	0,441	0,466
Kategori 2	71	34	0,559	0,466

Tabel di atas merupakan cara menghitung probabilitas kriteria pada jenis kelamin untuk kategori 1 normal 56, tidak normal 34, probabilitas normal 0,440945 dan probabilitas tidak normal 0,465753 probabilitas kategori 2 normal 71, tidak

normal 34, probabilitas normal 0,559055, probabilitas tidak normal 0,46753.

Tabel 9. Tabel Nilai Probabilitas Kriteria Pada Umur

	N	TN	P(N)	P(TN)
Kategori 1	31	40	0,244	0,548
Kategori 2	96	33	0,756	0,452

Tabel di atas merupakan cara menghitung probabilitas kriteria pada umur untuk kategori 1 normal 31, tidak normal 40, probabilitas normal 0,244094 dan probabilitas tidak normal 0,547945 probabilitas kategori 2 normal 96, tidak normal 33, probabilitas normal 0,755906, probabilitas tidak normal 0,452055.

Tabel 10. Tabel Nilai Probabilitas Kriteria Pada Tinggi Badan

	N	TN	P(N)	P(TN)
Kategori 1	3	46	0,023	0,630
Kategori 2	124	27	0,977	0,370

Tabel di atas merupakan cara menghitung probabilitas kriteria pada tinggi badan untuk kategori 1 normal 3, tidak normal 46, probabilitas normal 0,023622 dan probabilitas tidak normal 0,630137 probabilitas kategori 2 normal 124, tidak normal 27, probabilitas normal 0,976378, probabilitas tidak normal 0,369863.

Tabel 11. Tabel Data Testing

No	Nama	C1	C2	C3	Kriteria
1	Mifta	2	2	1	?

Tabel di atas adalah contoh data testing sampel yang akan kita acari kriterianya apakah termasuk normal atau tidak normal

Tabel 12. Tabel Perhitungan Data Testing

	P(C1)	P(C2)	P(C3)	Kriteria
Mifta	1	2	1	?
Normal	0,459	0,045	0,045	0,014
Tidak Normal	0,507	0,702	0,023	0,011

Tabel di atas merupakan perhitungan data testing untuk mencari apakah nama Mifta termasuk kriteria normal atau tidak normal disini belum bisa kita tentukan apakah normal atau tidak normalnya

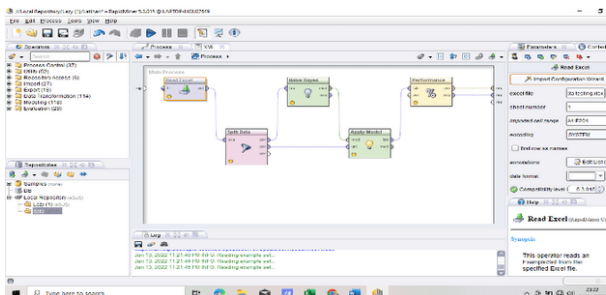
Tabel 13. Tabel Hasil Perhitungan Data Testing

	P(C1)	P(C2)	P(C3)	Kriteria
Mifta	2	2	1	Normal
Normal	0,441	0,244	0,024	0,003
Tidak Normal	0,466	0,548	0,063	0,016

Tabel di atas merupakan hasil dari perhitungan data testing ternyata Mifta termasuk kriteria normal

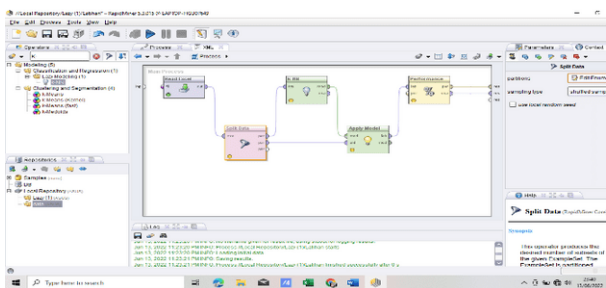
#### 4. Pengujian Metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor Menggunakan Rapid Miner

Gambar berikut ini adalah proses pengolahan data menggunakan metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk menghitung confidence dari kriteria dan kategori yang ada pada rapidminer. Pada pengujian akan dilakukan pembagian data training dan data testing dengan jumlah data keseluruhan adalah 200 data



Gambar 1.1 Proses Rapidminer yang dilakukan pada metode Naïve Bayes

Hasil proses perhitungan di lakukan pada rapidminer dengan presentase data training pertama 40%:60%, kedua 70%30%, ketiga 90%:10%.



Gambar 1.1 Proses Rapidminer yang dilakukan pada metode KNN

Hasil proses perhitungan di lakukan pada rapidminer dengan presentase data training pertama 40%:60%, kedua 70%30%, ketiga 90%:10%.

$$\text{Akurasi} = \frac{30+27}{30+8+15+27} = \frac{57}{80} = 0,7125\%$$

Dilihat dari pengujian pertama dengan hasil perhitungan diatas, nilai akurasi data testing dengan menggunakan metode Naïve Bayes adalah 0,71.25% .

$$\text{Presisi} = \frac{30}{15+30} = \frac{30}{45} = 0,666$$

Hasil nilai presisi dari metode Naïve Bayes adalah 66%

$$\text{Recall} = \frac{30}{30+27} = \frac{30}{57} = 0,111$$

Hasil recall dari metode Naïve Bayes adalah 11 % Metode KNN

$$\text{Penguujian pertama Akurasi} = \frac{37+16}{37+19+8+16} = \frac{53}{80} = 0,6625$$

Dilihat dari pengujian pertama dengan hasil perhitungan diatas, nilai akurasi data testing dengan menggunakan metode K-NN jika disederhanakan dalam persen adalah 0,66.25% .

$$\text{Presesi} = \frac{37}{8+37} = \frac{37}{45} = 0,822$$

Hasil nilai presesi dari metode K-NN adalah 82% Recall =  $\frac{37}{37+16}$

$$= \frac{37}{53} = 0,698$$

Hasil nilai recal dari metode K-NN adalah 69%

#### 5. Hasil Perbandingan Akurasi

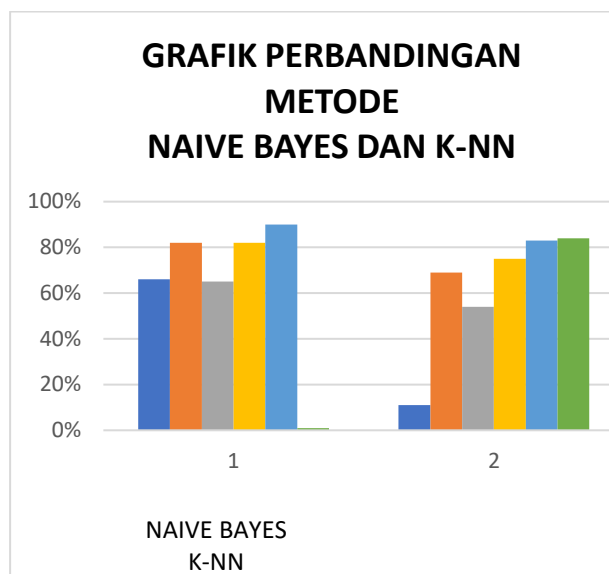
Berikut adalah hasil perbandingan akurasi antara metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor dalam klasifikasi status pertumbuhan anak stunting. Data akurasi ini memberikan gambaran tentang performa relatif kedua metode dalam mengidentifikasi kategori pertumbuhan anak sebagai normal atau tidak normal.

Tabel 34. Tabel Hasil Perbandingan Akurasi

Perbandingan 1	Akurasi	Presisi	Recall
Naïve Bayes	0,71.25%	66%	11%
K-NN	0,66.25%	82%	69%
Perbandingan 2	Akurasi	Presisi	Recall
Naïve Bayes	70.00%	65%	54%
K-NN	66.67%	82%	75%
Perbandingan 3	Akurasi	Presisi	Recall
Naïve Bayes	60.00%	90%	83%
K-NN	0,65.00%	1%	84%

Dari hasil pengujian di atas bahwa hasil dari perbandingan antara metode naïve bayes dan K-NN, telah didapatkan akurasinya tertinggi pada pengujian pertama adalah metode naïve bayes dengan accuracy sebesar 70.00%, persisi 65% dan recall 54% dan

metode K-NN adalah yang terendah yaitu dengan accuracy 66.67%, persisi 825 dan recal 75%.



Gambar 5.21 Grafik Perbandingan Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor

Dari gambar di atas dapat disimpulkan bahwa metode Naive Bayes lebih unggul dibandingkan dengan metode K-Nearest Neighbor. Sehingga dapat disimpulkan bahwa perbedaan keduanya sangat jauh.

### Kesimpulan

Dari hasil penjelasan di atas, dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode akurasi untuk metode Naive Bayes menghasilkan nilai yang bervariasi tergantung pada persentase pembagian data uji dan data latih. Pada pengujian pertama dengan persentase 40:60%, nilai akurasi Naive Bayes adalah 71,25%, meningkat menjadi 70,00% pada pengujian kedua dengan persentase 70:30%, dan kembali menurun menjadi 66,00% pada pengujian ketiga dengan persentase 90:10%. Sementara itu, metode K-NN menghasilkan akurasi sebesar 66,25% pada pengujian pertama, 66,67% pada pengujian kedua, dan 65,00% pada pengujian ketiga. Dengan demikian, dari ketiga pengujian tersebut, metode Naive Bayes menunjukkan akurasi yang lebih tinggi

dibandingkan dengan metode K-NN pada platform RapidMiner.

### Daftar Pustaka

- [1] M. Y. Titimeidara and W. Hadikurniawati, "Implementasi Metode Naive Bayes Classifier Untuk Klasifikasi Status Gizi Stunting Pada Balita," *J. Ilm. Inform.*, vol. 9, no. 01, pp. 54–59, 2021.
- [2] R. R. Arisandi, B. Warsito, and A. R. Hakim, "Aplikasi naive bayes classifier (nbc) pada klasifikasi status gizi balita stunting dengan pengujian k-fold cross validation," *J. Gaussian*, vol. 11, no. 1, pp. 130–139, 2022.
- [3] M. Hutasoit, K. D. Utami, and N. F. Afriyiliani, "Kunjungan antenatal care berhubungan dengan kejadian stunting," *J. Kesehat. Samodra Ilmu*, vol. 11, no. 1, pp. 38–47, 2020.
- [4] S. Lonang and D. Normawati, "Klasifikasi Status Stunting Pada Balita Menggunakan K-Nearest Neighbor Dengan Feature Selection Backward Elimination," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 1, pp. 49–56, 2022.
- [5] W. C. Wahyudin, "Klasifikasi Stunting Balita Menggunakan Naive Bayes Dengan Seleksi Fitur Forward Selection," *J. ILMU Komput. DAN Mat.*, vol. 1, no. 1, pp. 71–74, 2020.
- [6] S. Zhang, X. Li, M. Zong, X. Zhu, and D. Cheng, "Learning k for kNN Classification," *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, vol. 8, no. 3, Jan. 2017, doi: 10.1145/2990508.
- [7] W. E. Pratiwi *et al.*, "Classification of Orange Fruit Using Convolutional Neural Network, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor and Naive Bayes Methods Based on Color Analysis," in *2023 International Conference on Computer Science, Information Technology and Engineering (ICCoSITE)*, 2023, pp. 484–488. doi: 10.1109/ICCoSITE57641.2023.10127775.
- [8] Y. Wang, H. Wang, and Z. Xin, "Efficient Detection Model of Steel Strip Surface Defects Based on YOLO-V7," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 133936–133944, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3230894.
- [9] N. Nasution, F. Feldiansyah, A. Zamsuri, and M. A. Hasan, "Synthetic Minority Oversampling Technique for Efforts to Improve Imbalanced Data in Classification of Lettuce Plant Diseases," *J. Teknol. DAN OPEN SOURCE*, pp. 31–40, Feb. 2023, doi: 10.36378/jtos.v6i1.2883.
- [10] H. Sunaryanto, M. A. Hasan, and G. Guntoro, "Classification Analysis of Unilak Informatics Engineering Students Using Support Vector Machine (SVM), Iterative Dichotomiser 3 (ID3), Random Forest and K-Nearest Neighbors (KNN)," *IT J. Res. Dev.*, vol. 7, no. 1, pp. 36–42, Aug. 2022, doi: 10.25299/itjrd.2022.8912.