

# Analisis Kinerja Algoritma Data Mining pada Klasifikasi Tingkat Obesitas dengan K-Fold Cross Validation dan AUC

**Diterima:**  
10 Juni 2024  
**Revisi:**  
10 Juli 2024  
**Terbit:**  
1 Agustus 2024

<sup>1</sup>Heru Teguh Santoso, <sup>2</sup>Ferdian Ahmat Felmidi, <sup>3</sup>Amelia Nur Fadhila, <sup>4</sup>Aidina Ristyawan, <sup>5</sup>Erna Daniati

<sup>1-5</sup>Universitas Nusantara PGRI Kediri Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer

<sup>1</sup>[herusants22@gmail.com](mailto:herusants22@gmail.com), <sup>2</sup>[ferdifelmidi@gmail.com](mailto:ferdifelmidi@gmail.com),  
<sup>3</sup>[nf.amelian@gmail.com](mailto:nf.amelian@gmail.com), <sup>4</sup>[adinaristi@unpkediri.ac.id](mailto:adinaristi@unpkediri.ac.id),  
<sup>5</sup>[ernadaniati@unpkediri.ac.id](mailto:ernadaniati@unpkediri.ac.id)

**Abstrak**— Obesitas menjadi masalah kesehatan global yang serius dengan dampak signifikan terhadap kualitas hidup dan risiko penyakit kronis. Klasifikasi tingkat obesitas menggunakan data mining dapat membantu dalam pencegahan dan pengelolaan obesitas. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kinerja algoritma data mining seperti *Naive Bayes*, *K-Nearest Neighbors (KNN)*, *Decision Trees*, *Random Forest*, dan *C4.5* pada klasifikasi tingkat obesitas dengan *K-Fold Cross Validation* dan AUC. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* memiliki kinerja terbaik dengan akurasi 96% dengan standart deviasi antar lipatan 0,02 dan nilai AUC 1 atau sempurna dibandingkan algoritma lainnya. Penggunaan model *Random Forest* dapat memberikan rekomendasi yang lebih akurat dalam upaya pencegahan dan penanganan obesitas. Penelitian ini penting karena dapat membantu dalam deteksi dini dan penanganan obesitas secara lebih efektif.

**Kata Kunci**—Tingkat Obesitas; Klasifikasi; *Split Validation*, *Cross Validation*

**Abstract**— Obesity is becoming a serious global health problem with significant impact on quality of life and risk of chronic diseases. Classification of obesity levels using data mining can help in the prevention and management of obesity. This study aims to analyze the performance of data mining algorithms such as *Naive Bayes*, *K-Nearest Neighbors (KNN)*, *Decision Trees*, *Random Forest*, and *C4.5* on obesity level classification with *K-Fold Cross Validation* and AUC. The results showed that the *Random Forest* algorithm has the best performance with 95% accuracy with a standard deviation between folds of 0.02 and an AUC value of 1 or perfect compared to other algorithms. The use of the *Random Forest* model can provide more accurate recommendations in obesity prevention and treatment efforts. This research is important because it can help in the early detection and treatment of obesity more effectively.

**Keywords**—Obesity Levels; Classification; *Split Validation*; *Cross Validation*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



---

## Penulis Korespondensi:

Aidina Ristyawan,  
Sistem Informasi,  
Universitas Nusantara PGRI Kediri,  
Email : [adinaristi@unpkediri.ac.id](mailto:adinaristi@unpkediri.ac.id)  
ID Orcid: 0009-0003-2712-1507  
Handphone: 081232624460

---

## I. PENDAHULUAN

Obesitas adalah kondisi medis yang ditandai oleh penumpukan lemak tubuh yang berlebihan yang dapat meningkatkan risiko masalah kesehatan. Obesitas terjadi ketika jumlah kalori yang dikonsumsi melebihi jumlah kalori yang dibakar oleh tubuh [1]. Obesitas kini menjadi masalah kesehatan yang serius di seluruh dunia. Menurut WHO (*World Health Organization*), lebih dari 1,9 miliar orang dewasa berusia 18 tahun ke atas mengalami kelebihan berat badan, dengan 600 juta di antaranya mengalami obesitas. Data dari Survei Kesehatan dan Morbiditas Nasional menunjukkan bahwa perempuan lebih mungkin mengalami obesitas dibandingkan laki-laki, dengan prevalensi 29,6% pada perempuan dibandingkan dengan 25% pada laki-laki[2]. Penyebab obesitas sangat beragam, termasuk faktor biologis, perkembangan, lingkungan, perilaku, dan genetik.

Karena prevalensi obesitas yang terus meningkat, obesitas telah menjadi masalah kesehatan yang dihadapi oleh negara-negara di seluruh dunia, terutama di daerah perkotaan. Data menunjukkan bahwa dalam empat puluh tahun terakhir, jumlah orang yang kelebihan berat badan dan obesitas telah meningkat. Di tahun 2014, 39 % pria dan 40 % wanita berusia lebih dari 18 tahun kelebihan berat badan, sementara tingkat kelebihan berat badan pada tahun 1975 hanya 21% pada pria dan 23% pada wanita. Jadi, hampir 2 miliar orang dewasa di seluruh dunia kelebihan berat badan. [3].

Berkembangnya ilmu pengetahuan dan teknologi informasi memberikan peluang besar dalam pembuatan model data mining yang dapat membantu mengklasifikasikan tingkat obesitas secara lebih efisien. Data mining, sebagai cabang ilmu komputer, memiliki kemampuan untuk menganalisis sekumpulan data dan mengidentifikasi pola, tren, serta faktor risiko yang tersembunyi [4]. Dengan penerapan data mining, pengklasifikasian tingkat obesitas dapat dilakukan secara lebih efisien dan akurat.

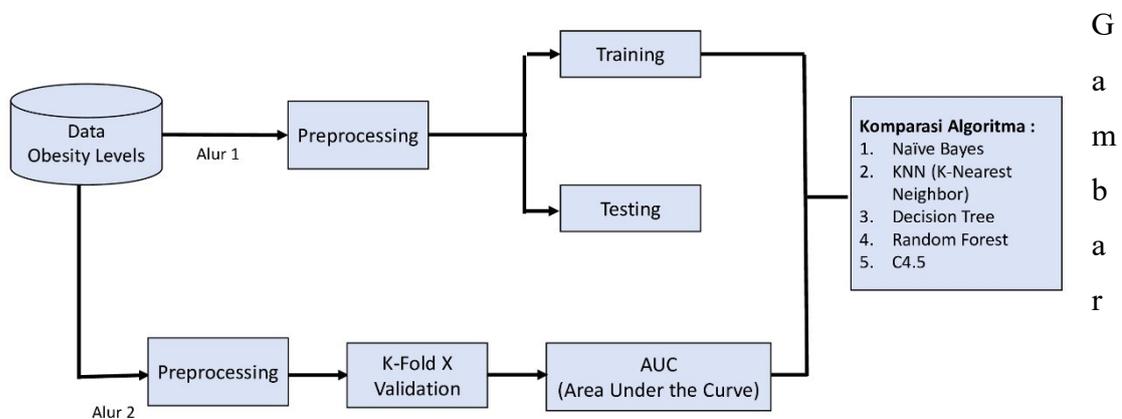
Dalam penelitian ini, penulis menggunakan beberapa algoritma data mining untuk mengolah data obesitas, seperti *Naive Bayes*, *K-Nearest Neighbors (KNN)*, *Decision Trees*, *Random Forest*, dan *C4.5*. Masing-masing algoritma memiliki kelebihan dan kekurangannya, sehingga perbandingan antar algoritma sangat diperlukan untuk menentukan algoritma yang paling cocok untuk klasifikasi penyakit obesitas. Selain perbandingan antar algoritma data mining, penulis juga membandingkan algoritma berdasarkan *K-Fold cross validation* dan *AUC*.

Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan akurasi dataset obesitas level menggunakan lima algoritma data mining, *K-Fold cross validation* dan *AUC*, lima algoritma tersebut yaitu *Naive Bayes*, *KNN*, *Decision Trees*, *Random Forest*, dan *C4.5*. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat membantu meningkatkan akurasi analisis data dan memberikan kontribusi pada upaya mengatasi masalah obesitas di Indonesia.

## II. METODE

Metodologi penelitian yang diterapkan adalah *Knowledge Discovery in Database (KDD)*, yaitu metode untuk memperoleh pengetahuan dari database yang ada [5]. Dalam database terdapat tabel - tabel yang saling berhubungan / berelasi. Hasil pengetahuan yang diperoleh dalam proses tersebut dapat digunakan sebagai basis pengetahuan (*knowledge base*) untuk keperluan pengambilan keputusan. Dalam penelitian ini, penulis menggunakan beberapa algoritma data mining untuk mengklasifikasikan tingkat obesitas, yaitu algoritma *Naive Bayes*, *K-Nearest Neighbors (KNN)*, *Decision Trees*, *Random Forest*, dan *C4.5*.

Penelitian ini dilakukan secara bertahap, alur penelitian dapat dipresentasikan sebagai gambar berikut :



### 1. Alur penelitian

#### A. Dataset

Untuk pengambilan data, peneliti memanfaatkan dataset publik yang tersedia di Kaggle (<https://www.kaggle.com/>). Penulis menggunakan dataset *Obesity Levels* (<https://www.kaggle.com/datasets/fatemehmehrpavar/obesity-levels>), yang berisi estimasi tingkat obesitas berdasarkan pola makan. Himpunan data ini terdiri dari 17 atribut dan 2.111

record [6]. Penjelasan mengenai atribut dataset *obesity levels* dapat dipresentasikan pada tabel berikut :

Tabel 1. Atribut Obesity Levels

No	Atribut	Deskripsi
1.	Age	Usia responden dalam tahun
2.	Gender	Jenis kelamin responden (Laki-laki/Perempuan)
3.	Height	Tinggi badan responden dalam cm
4.	Weght	Berat badan responden dalam kg
5.	CALC	Frekuensi konsumsi alkohol
6.	FAVC	Konsumsi makanan tinggi kalori
7.	FCVC	Konsumsi sayur dalam porsi per hari
8.	NCP	Jumlah makan tiap hari
9.	SCC	Konsumsi makanan yang sering dikonsumsi
10.	SMOKE	Kebiasaan merokok (Ya/Tidak)
11.	CH2O	Konsumsi air dalam liter per hari
12.	Family_history_weight	Riwayat obesitas dalam keluarga (Ya/Tidak)
13.	FAF	Aktivitas fisik dalam minggu terakhir
14.	TUE	Waktu yang dihabiskan untuk penggunaan teknologi dalam sehari (jam)
15.	CAEC	Konsumsi makanan di antara makan utama (ngemil)
16.	MTRANS	Cara transportasi yang digunakan (Mobil, Motor, Bis, Sepeda, Berjalan)
17	NObeyesdad	Tingkat obesitas (Normal, Overweight, Obese, dan Extreme Obesity)

#### B. Preprocessing

Sebelum memulai analisis, peneliti melakukan preprocessing data dengan mencari missing value pada dataset yang dihasilkan. Langkah ini sangat penting karena nilai yang hilang dapat memengaruhi kesimpulan analisis dan menimbulkan bias [7]. Kemudian, dataset dibagi menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing. Data training digunakan untuk melatih model pembelajaran mesin, sedangkan data testing digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dilatih.

#### C. Komparasi Algoritma

Penelitian ini menggunakan lima algoritma yang berbeda pada tahap perbandingan algoritma, yaitu algoritma *Naive Bayes*, *KNN*, *Decision Trees*, *Random Forest*, dan *C4.5*. masing-masing algoritma memiliki kelebihan dan kekurangannya.

*Naive Bayes* adalah algoritma yang didasarkan pada teorema Bayes, yang menyatakan bahwa kemungkinan terjadinya suatu peristiwa dapat diestimasi dengan mengalikan probabilitas peristiwa yang terkait dengan peristiwa itu dengan probabilitas peristiwa itu sendiri [8]. *KNN (K-Nearest Neighbor)* adalah algoritma klasifikasi *Machine Learning* yang memprediksi kelas suatu data berdasarkan kelas data yang paling dekat dengan data tersebut. Algoritma ini menghitung jarak antara data yang akan diprediksi dengan data yang sudah ada dalam dataset [9]. *Decision Trees* adalah metode kategorisasi untuk memperkirakan nilai target berdasarkan serangkaian kriteria. Setiap node di *Decision Tree* mewakili atribut, sedangkan cabang mewakili kemungkinan nilai atribut. Metode ini memilih atribut yang paling informatif pada setiap tingkat pohon keputusan untuk membagi data menjadi dua kelompok atau lebih [10]. *Random Forest* adalah pendekatan yang mengatasi *overfitting* dan menghasilkan akurasi klasifikasi yang tinggi. Algoritma ini menggabungkan temuan dari multiple *decision trees* untuk memberikan prediksi yang lebih umum dan dapat diterapkan pada data yang tidak diketahui. Dengan cara ini, *Random Forest* efektif dalam mengatasi masalah data yang tidak merata [11]. Algoritma *C4.5* bekerja dengan cara membagi *dataset* menjadi subset-subset yang lebih kecil berdasarkan nilai-nilai atribut, dengan tujuan untuk meminimalkan ketidakmurnian (*impurity*) dalam setiap subset. Proses ini dilakukan secara rekursif untuk membangun struktur pohon keputusan yang menggambarkan hubungan antara atribut dan label kelas [12]

#### D. Akurasi

Akurasi adalah cara menguji suatu algoritma berdasarkan tingkat kesamaan antara nilai prediksi dan aktual. Rumus menghitung akurasi yaitu:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

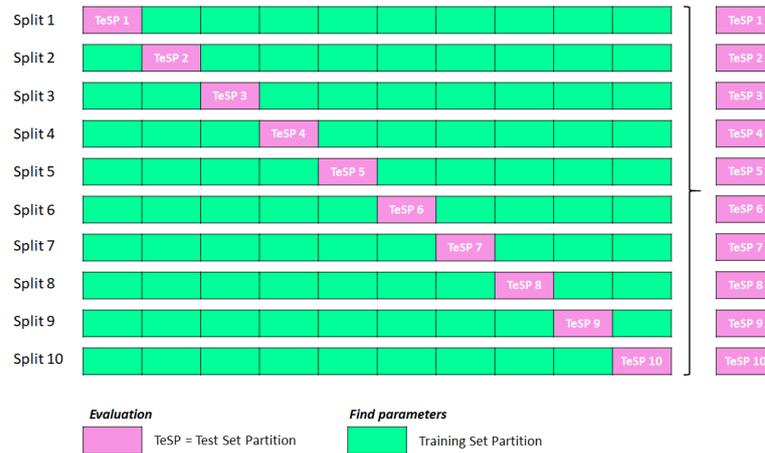
Gambar 2. Rumus akurasi [13]

Rumus di atas digunakan untuk menghitung akurasi dalam konteks klasifikasi. Akurasi membandingkan jumlah prediksi yang benar (*True Positive* dan *True Negative*) dengan jumlah total data yang diperiksa (*True Positive*, *True Negative*, *False Positive*, dan *False Negative*).

#### E. Cross Validation

*Cross validation* atau dapat disebut estimasi rotasi adalah sebuah teknik validasi model untuk menilai bagaimana hasil statistik analisis akan menggeneralisasi kumpulan data independen. Teknik ini utamanya digunakan untuk melakukan prediksi model dan memperkirakan seberapa akurat sebuah model prediktif ketika dijalankan dalam praktiknya

[14]. Salah satu teknik dari validasi silang adalah *K-Fold cross validation*, yang mana memecah data menjadi K bagian set data dengan ukuran yang sama. Penggunaan *k-fold cross-validation* untuk menghilangkan bias pada data. Pelatihan dan pengujian dilakukan sebanyak K. Contoh simulasi *cross validation* dapat dipresentasikan pada gambar berikut :



Gambar 3. Simulasi *cross validation* [15]

F. *AUC (Area Under the Curve)*

*AUC (Area Under the Curve)* adalah suatu metrik yang digunakan dalam analisis statistik dan pembelajaran mesin untuk mengukur kinerja model prediksi. *AUC* menghitung area di bawah kurva *Receiver Operating Characteristic (ROC)*, yang menunjukkan tingkat probabilitas atau keakuratan dari model prediksi. Kurva *ROC* adalah representasi grafis dari kinerja model klasifikasi pada berbagai pengaturan ambang batas. *AUC* memiliki nilai antara 0 dan 1, dengan nilai yang lebih tinggi menunjukkan kinerja model yang lebih baik [16]. Nilai *AUC* dapat digunakan untuk menilai kualitas model prediksi, dengan nilai-nilai sebagai berikut:

<u>AUC Range</u>	<u>Classification Level</u>
0.90 - 1.00	Excellent
0.80 - 0.90	Good
0.70 - 0.80	Fair
0.60 - 0.70	Poor
0.50 - 0.60	Failure

Gambar 4. Nilai *AUC* [17]

### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam penelitian ini, peneliti menguji klasifikasi *Obesity Levels*. Langkah pertama yang diambil adalah mengumpulkan dataset dengan memanfaatkan dataset publik yang tersedia di Kaggle (<https://www.kaggle.com/>). Peneliti menggunakan dataset *Obesity Levels* (<https://www.kaggle.com/datasets/fatemehmehrpavar/obesity-levels>), yang mencakup estimasi tingkat obesitas berdasarkan pola makan. Dataset ini terdiri dari 17 atribut dan 2.111 record [6], penjelasan atribut dapat dilihat pada tabel 1.

Setelah data dikumpulkan, peneliti melakukan preprocessing dengan mencari *missing value* pada dataset yang dihasilkan. Langkah ini sangat penting karena nilai yang hilang dapat memengaruhi kesimpulan analisis dan menimbulkan bias. Pada penelitian ini, penulis membuat 2 alur untuk dibandingkan. Alur pertama adalah dataset dibagi menjadi dua bagian yaitu data training dan data testing, lalu dilanjutkan dengan komparasi algoritma dengan membandingkan algoritma untuk menguji lima algoritma yang digunakan dalam penelitian. Algoritma tersebut adalah *Naive Bayes*, *KNN*, *Decision Trees*, *Random Forest*, dan *C4.5*. Dari pengujian alur pertama diperoleh hasil yang dipresentasikan pada tabel berikut :

Tabel 2. Hasil komparasi algoritma dengan training dan testing

Algoritma	Akurasi
Naive Bayes	64 %
KNN (K-Nearest Neighbor)	82 %
Decision Tree	95%
Random Forest	95%
C4.5	96%

Sedangkan alur kedua adalah pengujian dengan *K-Fold cross validation* dan *AUC* tanpa proses *training* dan *testing*. Dalam *K-Fold Cross Validation*, data dibagi menjadi 10 bagian yang sama besar, kemudian model diuji dengan menggunakan 9 bagian sebagai data pelatihan dan bagian yang tersisa sebagai data uji. Proses ini diulangi untuk setiap bagian, sehingga model dapat diperiksa secara lebih akurat. Untuk penjelasan mengenai *K-Fold=10* dapat dilihat pada gambar 3. Selain *K-fold cross validation* diterapkan juga pengukuran *AUC* (*Area Under the Curve*), hal ini untuk mengevaluasi kinerja model prediksi. Proses pengukuran *AUC* melibatkan perhitungan luas area di bawah kurva *ROC* (*Receiver Operating Characteristic*), di mana nilai mendekati 1 menunjukkan akurasi yang lebih tinggi. Penjelasan mengenai nilai *AUC* dapat dilihat pada gambar 4. Hasil dari pengujian alur kedua dipresentasikan pada tabel berikut :

Tabel 3. Hasil *K-Fold cross validation* dan *AUC*

Algoritma	K-Fold cross validation	AUC
Naive Bayes	61 %	0.91
KNN (K-Nearest Neighbor)	88 %	0.97
Decision Tree	94 %	0.97
Random Forest	96 %	1
C4.5	95 %	0.97

Setelah dilakukan pengujian dengan dua alur yang berbeda, diperoleh hasil bahwa kedua pengujian tersebut menghasilkan algoritma dengan tingkat akurasi tinggi. Pada alur pertama, pengujian dilakukan dengan metode *training testing* yang diikuti dengan komparasi algoritma. Hasil menunjukkan bahwa algoritma *C4.5* memiliki tingkat akurasi tertinggi dibandingkan dengan empat algoritma lainnya, yaitu sebesar 96%. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma *C4.5* sangat efektif dalam mengklasifikasikan data.

Pada alur kedua, pengujian dilakukan menggunakan metode yang berbeda, dan hasilnya menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* memiliki akurasi tertinggi, yaitu sebesar 96%, dengan standar deviasi antar lipatan sebesar 0,02 dan nilai *AUC* sempurna (1). Meskipun algoritma *C4.5* pada alur pertama memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi, algoritma *Random Forest* pada alur kedua lebih baik karena memberikan hasil yang lebih konsisten dengan deviasi yang lebih rendah dan *AUC* yang sempurna. Jadi, meskipun algoritma *C4.5* pada alur pertama memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi, algoritma *Random Forest* pada alur kedua lebih unggul dalam hal konsistensi dan ketepatan hasil.

#### IV. KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *C4.5* pada alur pertama dan *Random Forest* pada alur kedua menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan tingkat obesitas. Meskipun algoritma *C4.5* pada alur pertama memberikan akurasi yang sedikit lebih tinggi, algoritma *Random Forest* pada alur kedua lebih baik dalam hal konsistensi dan akurasi pemisahan kelas. Hal ini terlihat dari hasil yang diperoleh yaitu tingkat akurasi sebesar 96%, dan nilai *AUC* yang sempurna yaitu 1. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, penggunaan algoritma *Random Forest* dalam alur *K-Fold cross validation* dan *AUC* terbukti lebih unggul dalam memberikan hasil yang lebih rinci dan akurat dalam klasifikasi tingkat obesitas.

## UCAPAN TERIMA KASIH

Puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa, karena atas berkat dan rahmat-Nya, penulis dapat menyelesaikan jurnal ini dengan baik. Penulis mengucapkan terima kasih kepada Bapak/Ibu Dosen Pembimbing Universitas Nusantara PGRI Kediri yang telah memberikan dukungan, bimbingan, dan bantuan selama proses penulisan jurnal ini.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] F. Z. Burhan, S. Susetyowati, and M. Julia, "Obesitas sebagai faktor risiko penurunan aktivitas fisik vs. penurunan aktivitas fisik sebagai faktor risiko obesitas," *Jurnal Gizi Klinik Indonesia*, vol. 20, no. 2, p. 64, Oct. 2023, doi: 10.22146/ijcn.86821.
- [2] Q. F. Zahari, N. A. S. Prashanti, S. Salsabella, J. Jumiatmoko, R. Hafidah, and N. E. Nurjannah, "Kemampuan Fisik Motorik Anak Usia Dini dengan Masalah Obesitas," *Jurnal Obsesi : Jurnal Pendidikan Anak Usia Dini*, vol. 6, no. 4, pp. 2844–2851, Feb. 2022, doi: 10.31004/obsesi.v6i4.1570.
- [3] "740-Article Text-6827-1-10-20200430".
- [4] A. Ardiansyah, A. T. Zy, and A. Nugroho, "Ciptaan disebarluaskan di bawah Lisensi Creative Commons Atribusi 4.0 Internasional. Implementasi Data Mining Algoritma Apriori Pada Sistem Persediaan Obat (Studi Kasus Klinik Pratama Keluarga Kesehatan)," *Journal of Information System, Applied, Management, Accounting and Research*, vol. 7, no. 3, pp. 2598–8700, 2023, doi: 10.52362/jisamar.v7i3.1163.
- [5] S. Agustin *et al.*, "Optimasi Feature Selection Menggunakan Algoritma Neural Network Untuk Klasifikasi Brain Stroke," *Jurnal Penelitian Rumpun Ilmu Teknik (JUPRIT)*, vol. 2, no. 3, pp. 66–74, 2023, doi: 10.55606/juprit.v2i3.2009.
- [6] F. Mehrparvar, "Obesity Levels," Kaggle.com.
- [7] S. Wahyuni, M. Zarlis, Solikhun, D. Jollyta, M. Safii, and I. Sulistianingsih, "Implementation of MD Heuristic Method for Classifying Numerical Data in Data Preprocessing," in *Journal of Physics: Conference Series*, Institute of Physics Publishing, Sep. 2019. doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012060.
- [8] J. V. Wie and M. Siddik, "Penerapan Metode Naïve Bayes Dalam Mengklasifikasi Tingkat Obesitas Pada Pria," *JOISIE Journal Of Information System And Informatics Engineering*, vol. 6, no. Desember, pp. 69–77, 2022, [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/>,
- [9] J. Homepage, S. Kenia, P. Loka, and A. Marsal, "MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science Comparison Algorithm of K-Nearest Neighbor and Naïve Bayes Classifier for Classifying Nutritional Status in Toddlers Perbandingan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Naïve Bayes Classifier Untuk Klasifikasi Status Gizi Pada Balita," vol. 3, pp. 8–14, 2023.
- [10] R. Puspita and A. Widodo, "Perbandingan Metode KNN, Decision Tree, dan Naïve Bayes Terhadap Analisis Sentimen Pengguna Layanan BPJS," *Jurnal Informatika Universitas Pamulang*, vol. 5, no. 4, p. 646, Dec. 2021, doi: 10.32493/informatika.v5i4.7622.
- [11] I. Alhabib, A. Faqih, and F. Dikananda, "Komparasi Metode Deep Learning, Naïve Bayes dan Random Forest untuk Prediksi Penyakit Jantung," *INFORMATICS FOR EDUCATORS AND PROFESSIONALS*, vol. 6, no. 2, pp. 176–185, 2022.
- [12] H. I. Islam, M. Khandava Mulyadien, U. Enri, U. Singaperbangsa, and K. Abstract, "Penerapan Algoritma C4.5 dalam Klasifikasi Status Gizi Balita," *Jurnal Ilmiah Wahana Pendidikan*, vol. 8, no. 10, pp. 116–125, 2022, doi: 10.5281/zenodo.6791722.
- [13] L. Afifah, "Apa itu Confusion Matrix di Machine Learning?," [ilmudatapy.com](http://ilmudatapy.com).
- [14] R. Rizqi Robbi Arisandi, B. Warsito, and A. Rachman Hakim, "Aplikasi naïve bayes classifier (nbc) pada klasifikasi status gizi balita stunting dengan pengujian k-fold cross validation," vol. 11, no. 1, pp. 130–139, 2022, [Online]. Available: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- [15] Phyo Phyo Kyaw Zin, "Nested Cross-Validation & Cross-Validation Series – Part 1," [drzinph.com](http://drzinph.com).
- [16] P. J. Oroh, H. I. S. Wungow, and J. N. A. Engka, "Latihan Fisik Pada Pasien Obesitas," *JURNAL BIOMEDIK (JBM)*, vol. 13, no. 1, p. 34, Mar. 2021, doi: 10.35790/jbm.13.1.2021.31773.

- [17] F. Irawan, "List of AUC ranges and their classification levels according to Gorunescu," [www.researchgate.net](http://www.researchgate.net).