

Penerapan KNN dan ANN pada klasifikasi status gizi balita berdasarkan indeks antropometri

Gina Purnama Insany¹, Indra Yustiana², Sri Rahmawati^{*3}

Email: ¹gina.purnama@nusaputra.ac.id, ²indra.yustiana@nusaputra.ac.id, ³sri.rahmawati_ti19@nusaputra.ac.id

^{1,2,3}Teknik Informatika, Teknik, Komputer dan Desain, Universitas Nusa Putra

Diterima: 08 Juli 2023 | Direvisi: 14 Agustus 2023 | Disetujui: 28 Agustus 2023

©2020 Program Studi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer,
Universitas Muhammadiyah Riau, Indonesia

Abstrak

Permasalahan terkait pemenuhan gizi balita masih menjadi PR di Indonesia. Data survei status gizi balita di Indonesia (SSGBI) tahun 2021 menunjukkan prevalensi stunting di Indonesia mencapai 24,4%, wasted mencapai 7,1%, dan underweight mencapai 17,0%. Angka balita penderita stunting di Indonesia masih melebihi ambang batas yang ditetapkan WHO, yaitu sebesar 20%. Meskipun menurun setiap tahunnya, permasalahan gizi buruk di Indonesia masih tinggi. Karena itu, salah satu hal penting untuk menurunkan tingkat malnutrisi adalah dengan mengetahui pertumbuhan dan perkembangan balita, yang dimana dapat dilakukan dengan pencatatan dan pengelompokan gizi balita. Salah satu cara untuk mengelompokkan data adalah dengan klasifikasi. Dalam penelitian ini algoritma yang digunakan adalah algoritma K-Nearest Neighbor (k-NN) dan Artificial Neural Network (ANN). Algoritma K-Nearest Neighbors (k-NN) merupakan sebuah algoritma untuk melakukan pengelompokan berdasarkan posisi (jarak) suatu data dari data lainnya. Sedangkan arsitektur dan operasi algoritma sistem komputasi jaringan saraf tiruan didasarkan oleh pemahaman kita tentang sel saraf otak biologis. Berdasarkan pengukuran antropometri, pengukuran status gizi balita dilakukan dengan variabel umur, jenis kelamin, berat badan (BB) dan tinggi badan (TB). Hasil penelitian menunjukkan algoritma ANN, k-NN dengan $k = 3$ pada dataset BB/U, BB/TB, dan TB/U, k-NN dengan $k = 5$ pada dataset TB/U, k-NN dengan $k = 7$ pada dataset TB/U memiliki nilai akurasi yang paling optimum (99%) dengan nilai error yang kecil (0.007). Model disimpan dan dimuat ke dalam *web app* dengan 3 kategori status gizi yaitu Berat Badan/Umur, Berat Badan/Tinggi Badan, dan Tinggi Badan/Umur.

Kata kunci: status gizi, klasifikasi, k-NN, ANN

Implementation of KNN and ANN to the classification of the nutritional status of toddlers based on anthropometric indices

Abstract

Health problems related to nutritional status is still a big deal in Indonesia. Data from the survey on the nutritional status of toddlers in Indonesia (SSGBI) in 2021 shows that the prevalence of stunting in Indonesia has reached 24.4%, wasted has reached 7.1%, and underweight reaching 17.0%. The number of toddlers suffering from stunting in Indonesia still exceeds the threshold set by WHO, which is 20%. Even though it is decreasing every year, the problem of malnutrition in Indonesia is still high. Therefore, recording and grouping nutrition under five to determine the growth and development and nutrition of children under five in order to reduce the level of malnutrition becomes very important. One way to group data is by classification. In this study the algorithm used is the K-Nearest Neighbor (KNN) and Artificial Neural Network algorithms. The K-Nearest Neighbors (k-NN) algorithm is an algorithm for grouping based on the position (distance) of a data from other data. While the architecture and operation of the algorithm of the artificial neural network computing system are based on our understanding of biological brain nerve cells. Based on anthropometric measurements, the nutritional status of toddlers is measured using the variables age, sex, weight (BB) and height (TB). The results showed the ANN algorithm, k-NN with $k = 3$ on the BB/U, BB/TB, and TB/U dataset, k-NN with $k = 5$ on the TB/U dataset, k-NN with $k = 7$ on the dataset TB/U has the most optimum accuracy value (99%)

with a small error value (0.007). The model is saved and loaded into a web app with 3 nutritional status categories, namely Weight/Age, Weight/Height, and Height/Age.

Keywords: nutritional status, classification, k-NN, ANN

1. PENDAHULUAN

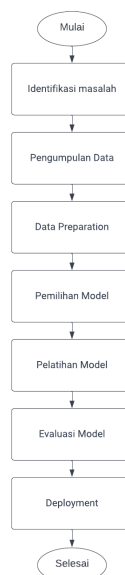
Di Indonesia, masalah pemenuhan gizi balita masih menjadi masalah. Menurut data Survei Status Gizi Balita di Indonesia (SSGBI) tahun 2021, prevalensi stunting menyentuh angka 24,4%, prevalensi *wasted* sebanyak 7,1%, dan prevalensi *underweight* sebanyak 17,0%. Persentase balita di Indonesia yang mengalami *stunting* masih di atas ambang batas maximal WHO yaitu 20%. Gizi buruk merupakan masalah yang signifikan di Indonesia, meskipun setiap tahun mengalami penurunan. Di kabupaten Sukabumi sendiri, berdasarkan dataset dinas Kesehatan tahun 2019, jumlah balita penderita gizi buruk mencapai 26.009 balita [1].

Kurangnya nutrisi di awal kehidupan dapat mengganggu perkembangan mental dan kognitif serta meningkatkan risiko infeksi, kematian, dan morbiditas. Defisit gizi anak-anak dapat bertahan untuk waktu yang sangat lama dan melampaui masa kanak-kanak [2]. Karena itu, penting bagi orang tua untuk mengetahui status gizi dari anaknya, agar resiko anak terkena malnutrisi dapat di cegah.

Pengukuran antropometri balita yang meliputi umur, jenis kelamin, berat badan (BB), dan tinggi badan (TB) digunakan untuk mengetahui status gizi balita [3]. Salah satu cara untuk mencatat atau mengelompokan status gizi adalah dengan klasifikasi, dimana pada penelitian ini, d proses klasifikasi akan dilakukan dengan menggunakan Algoritma *K-Nearest Neighbors* dan *Artificial Neural Network*. Algoritma *K-Nearest Neighbors* merupakan sebuah algoritma yang digunakan untuk melakukan klasifikasi terhadap suatu objek yang didasarkan pada kedekatan posisi (jarak) suatu data dengan k tetangga terdekatnya pada data latih. Jumlah data lath harus lebih kecil dari nilai k, dan nilai k harus ganjil dan lebih dari satu [4]. *K-Nearest Neighbors* termasuk algoritma *supervised learning*. Algoritma Artificial Neural Network (ANN) adalah jenis sistem komputasi yang dimana desain dan fungsinya dipengaruhi oleh pemahaman tentang sel saraf otak biologis. Jaringan syaraf tiruan (JST) adalah model matematika dan komputer untuk fungsi perkiraan non-linier, kategorisasi data, pengelompokan regresi non-parametrik, atau sebagai simulasi sejumlah model saraf biologis [5].

2. METODE PENELITIAN

Tahapan-tahapan yang dilakukan oleh peneliti ditunjukkan pada gambar di bawah:



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Pada Gambar 1 terdapat beberapa tahapan umum dalam penelitian menggunakan machine learning yang terdiri dari:

1. Penentuan Masalah atau Tujuan

Pada tahap ini dilakukan identifikasi masalah atau tujuan yang diinginkan pada penelitian ini. Permasalahan yang ada adalah terkait gizi balita yang masih perlu penanganan, jika status gizi balita diketahui, maka penanganan terkait permasalahan gizi pada balita tersebut dapat dilakukan dengan efisien. Karena itu, sistem yang mampu memprediksi status gizi balita diperlukan. Pada penelitian ini, prediksi status gizi balita dilakukan dengan menggunakan algoritma machine learning, dengan input berupa berat badan, tinggi badan, umur, dan jenis kelamin.

2. Pengumpulan Data

Tahap kedua adalah tahap pengumpulan data. Penelitian ini adalah study non-reative yang menggunakan data secondary. Penelitian ini tidak memerlukan respon dari responden atau responden tidak mengetahui bahwa data mereka diteliti. Tahap pengumpulan data terdiri dari 2 tahap, yaitu tahap identifikasi sumber data yang dibutuhkan dan pengumpulan data dari sumber yang sudah ditentukan. Data yang diperlukan pada penelitian ini berupa data balita yang terdiri dari atribut Umur, Jenis Kelamin, Tinggi Badan, Berat Badan, dan Status Gizi. Dataset diambil dari Puskesmas Kecamatan Nagrak yang terdiri dari 700 balita.

3. Data Preparation

Pada tahap ini, dilakukan *data cleaning* dan *processing*, memilih fitur-fitur yang relevan, dan melakukan transformasi kebentuk yang sesuai dengan data yang siap diolah menggunakan model atau algoritma.

4. Pemilihan Model

Pada tahap ini, pengklasifikasian status gizi balita akan dilakukan dengan menggunakan model yang telah dipilih dan diterapkan.. Model atau metode yang akan digunakan pada penelitian ini adalah *Artificial Neural Network* dan *k-Nearest Neighbours*. Pengolahan dan penyimpanan dengan kedua model tersebut dilakukan menggunakan *software jupyter notebook*. Setelah kedua model algoritma selesai dibuat, maka selanjutnya adalah menerapkan kedua model tersebut pada *web app* prediksi status gizi balita.

5. Pelatihan Model

Tahapan ini terdiri dari pelatihan model menggunakan *data training*, dan mengevaluasi model menggunakan data validasi.

6. Evaluasi Model

Jika pada tahap pelatihan model digunakan *data training*, maka pada pelatihan model data yang digunakan adalah *data testing*, lalu menentukan *evaluation matrix* yang sesuai. Pada tahap ini, dilakukan evaluasi terhadap model untuk mengetahui akurasi pada masing-masing algoritma *knn* dan *ANN*.

7. Deployment

Pada tahap ini, model digunakan untuk memecahkan masalah yang ingin dipecahkan, lalu setelahnya diimplementasikan model dalam bentuk sistem seperti *web app*. *Web app* yang dibuat merupakan *web app* prediksi status gizi balita, dimana nanti user menginput atribut berupa berat badan, tinggi badan, umur, dan jenis kelamin lalu kemudia sistem akan memprediksi balita tersebut masuk kategori status gizi yang mana.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap ini akan dijelaskan mengenai proses pengolahan dataset oleh algoritma ANN dan k-NN. setelahnya kemudian dilakukan evaluasi kinerja model ANN dan k-NN dalam prediksi status gizi balita. pengukuran kinerja model ini menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *f1*.

3.1. Pengumpulan Data

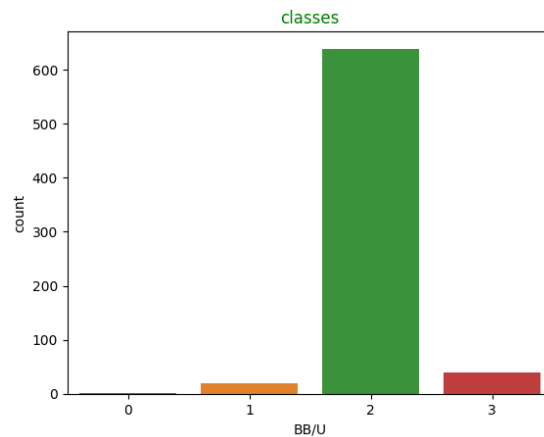
Di bawah ini adalah tabel untuk dataset berupa data balita yang digunakan pada penelitian ini:

Tabel 1. Dataset Gizi Balita Kecamatan Nagrak

Balita	Usia (Bulan)	Berat	Tinggi	JK	BB/U	TB/U	BB/TB
1	15	9,3	75	L	Berat Badan Normal	Normal	Gizi Baik
2	21	10,3	79,8	P	Berat Badan Normal	Normal	Gizi Baik
3	17	13	84	L	Risiko Lebih	Normal	Risiko Gizi Lebih
4	4	7	68	L	Berat Badan Normal	Normal	Gizi Baik
5	9	9,3	72	P	Berat Badan Normal	Normal	Gizi Baik
6	9	9	74	L	Berat Badan Normal	Normal	Gizi Baik
7	10	9,2	74	L	Berat Badan Normal	Normal	Gizi Baik
8	12	9,9	74	L	Berat Badan Normal	Normal	Gizi Baik
9	20	8,8	79	P	Berat Badan Normal	Normal	Gizi Baik
10	14	10	77	P	Berat Badan Normal	Normal	Gizi Baik

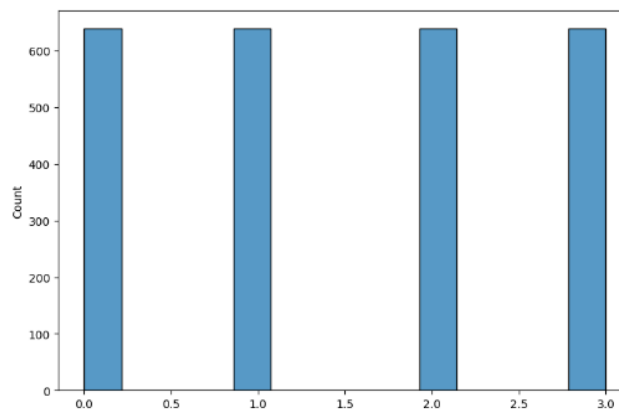
3.2. Preprocessing Data

Dataset yang berhasil terkumpul, kemudian diproses ke dalam bentuk data yang siap di olah [6]. Pada dataset balita dengan kategori BB/U di bawah ini, data awal berjumlah sebanyak 700 balita, dengan Gizi Baik/Normal sebanyak lebih dari 600 data, tentunya kelas tersebut memiliki jumlah yang sangat jauh dibandingkan dengan jumlah kelas lainnya seperti Gizi Kurang, Gizi Sangat Kurang, dan Risiko Gizi Lebih.



Gambar 2. Grafik ketidak seimbangan data awal pada dataset BB/U

Di bawah ini adalah grafik untuk kelas kategori BB/U setelah dilakukan penyeimbangan data menggunakan Teknik Random Over Sampling.



Gambar 3. Grafik kelas pada dataset BB/U setelah dilakukan Teknik oversampling

Pada Gambar 3 masing-masing kelas memiliki jumlah yang merata dibanding sebelumnya. Setelah data diseimbangkan, maka data siap diolah untuk proses selanjutnya yaitu normalisasi. Berikut adalah rumus normalisasi dengan *Z-score*:

$$x' = \frac{x - \bar{x}}{\sigma} \quad (1)$$

Berikut contoh perhitungan pada tabel atribut Umur:

$$\begin{aligned} \bar{x} = & (15 + 21 + 17 + 4 + 9 + 9 + 10 + 12 + 20 + 14 + 44 + 31 + 25 + 32 + 3 + 28 + 27 + 28 + 32 + 31 + 29 + 30 \\ & + 31 + 33 + 35 + 42 + 38 + 39 + 40 + 48 + 45 + 53 + 58 + 50 + 21 + 15 + 48 + 26 + 50 + 51 + 55 \\ & + 13 + 11 + 13 + 4 + 8 + 18 + 13 + 3 + 25) / 50 = 30,32142857 \end{aligned}$$

Selanjutnya adalah mencari nilai standar deviasinya, berikut adalah rumus untuk standar deviasi:

$$s = \sqrt{\frac{n \sum_{i=0}^n x_i^2 - (\sum_{i=0}^n x_i)^2}{n(n-1)}} \quad (2)$$

Keterangan:

n = jumlah data

$\sum_{i=0}^n x_i^2$ = jumlah dari tiap nilai yang dikuadratkan

$\sum_{i=0}^n x_i$ = jumlah dari tiap nilai

$$s = \sqrt{\frac{50 * 832595 - 450500625}{50(50 - 1)}} = 16,44441274$$

Setelah rata-rata dan standar deviasi telah dihitung, maka Langkah selanjutnya adalah memasukan nilai-nilai tersebut ke dalam persamaan 8.

$$x' = \frac{15 - 30,32142857}{16,44441274} = -0,93171029$$

Di bawah ini adalah contoh tabel dataset data balita, yaitu variabel usia (bulan) yang nilainya sudah dinormalisasikan.

Tabel 2. Variabel usia pada dataset balita yang telah dinormalilasi

Balita	Usia (Bulan)	Normalisasi
1	15	-0,93171029
2	21	-0,566844722
3	17	-0,810088434
4	4	-1,600630499
5	9	-1,296575859
6	9	-1,296575859
7	10	-1,235764931
8	12	-1,114143075
9	20	-0,62765565
10	14	-0,992521219

3.3. Pengolahan Dengan Menggunakan Algoritma Artificial Neural Network

Jaringan Syaraf Tiruan dapat diimplementasikan dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan pola, cuaca, prediksi, dan prediksi cuaca [7]. Proses kerja algoritma ANN terdiri dari 3 langkah, yaitu fase 1 *feedforward*, fase 2 *backpropagation*, dan fase 3 yaitu perubahan bobot. Data yang telah dikumpulkan kemudian ditranformasi menjadi data yang siap diolah, baru kemudian dilakukan training dan testing [8]. Pada penelitian ini, jaringan terdiri dari 3 *input*, 4 *hidden layer*, 4 *output* dengan *learning rate* 0.05 untuk dataset BB/U, 6 *output* untuk dataset BB/TB, dan 3 *output* untuk dataset TB/U. Masing-masing output disesuaikan dengan jumlah label atau kelas pada masing-masing dataset.

3.3. Pengolahan Dengan Menggunakan Algoritma k-Nearest Neighbours

Pada algoritma k-NN, pengimplementasian dilakukan dengan mencari jarak terpendek atau paling mirip antara *data training* dengan *data testing* [9]. Untuk menghitung jarak terpendek tersebut digunakan rumus *Euclidean Distance* pada persamaan (2) d bawah [10]:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (2)$$

Keterangan:

d_{ij} = jarak perhitungan kemiripan antara objek ke 1 dan ke 2.
 n = jumlah variabel klaster
 x_{ik} = nilai atau data objek ke i dalam variabel ke k .
 x_{jk} = nilai atau data objek ke j dalam variabel ke k

3.4. Evaluasi Hasil dan Model

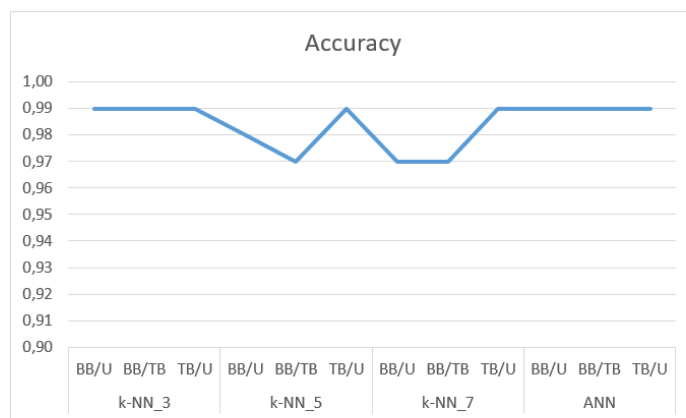
Berikut adalah tabel perbandingan dari *classification report* pada ke 2 model untuk seluruh dataset:

Tabel 3. Tabel Perbandingan Classification Report pada kedua algoritma

Model	Presicion	Recall	f1-score	Support	Error Rate	Accuracy
K = 3 BB/U	0.99	0.99	0.99	512	0.008	0.99
K = 5 BB/U	0.98	0.98	0.98	512	0,021	0.98
K = 7 BB/U	0.98	0.97	0.97	512	0.03	0.97

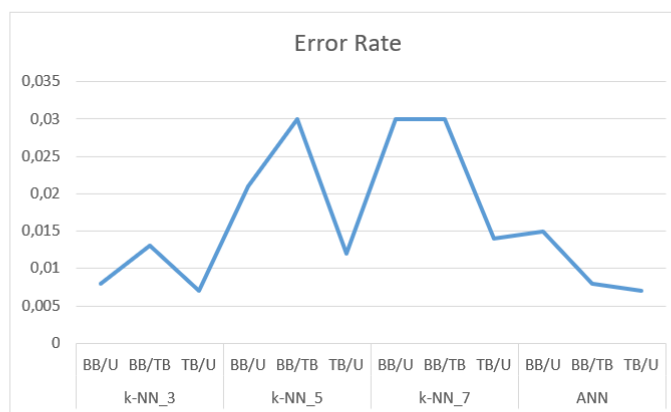
K=3 BB/TB	0.99	0.99	0.99	708	0.013	0.99
K=5 BB/TB	0.97	0.97	0.97	708	0.03	0.97
K=7 BB/TB	0.97	0.97	0.97	708	0,03	0.97
K = 3 TB/U	0.99	0.99	0.99	414	0.007	0.99
K = 5 TB/U	0.99	0.99	0.99	414	0,012	0.99
K = 7 TB/U	0.99	0.99	0.99	414	0.014	0.99
ANN BB/U	0.99	0.99	0.99	512	0,015	0.99
ANN BB/TB	0.99	0.99	0.99	708	0,008	0.99
ANN TB/U	0.99	0.99	0.99	414	0,007	0.99

Pada Tabel 2 dapat dilihat bahwa akurasi yang paling tinggi diperoleh dari algoritma k-NN dengan k=3 pada dataset BB/U, k-NN dengan k=3 pada dataset TB/U, dan ANN pada dataset dengan kategori TB/U dan BB/TB dengan *error rate* sebesar (0,007) dan (0,008). Hal ini menunjukkan bahwa penelitian ini memiliki akurasi yang cukup baik. Visualisasi untuk hasil performa pada Tabel 2 ditampilkan pada grafik di bawah ini:



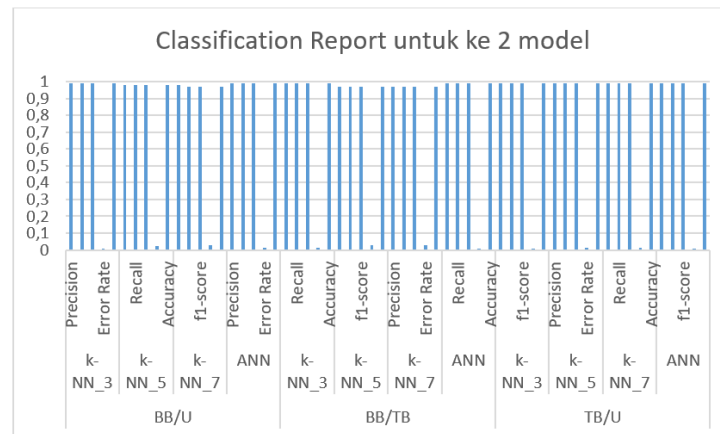
Gambar 4. Visualisasi Hasil Akurasi

Pada Gambar 4, algoritma ANN dan juga algoritma k-NN dengan k = 3 memiliki tingkat akurasi yang paling tinggi dengan tingkat akurasi mencapai (0.99).



Gambar 5. Visualisasi tingkat *Error Rate*

Pada Gambar 5, algoritma k-NN dengan k = 7 pada dataset BB/U, dan k-NN dengan k = 5 dan k = 7 pada dataset BB/TB memiliki tingkat *error rate* paling tinggi, yaitu (0.3), sedangkan k-NN dengan k=3 pada dataset BB/U, k-NN dengan k=3 pada dataset TB/U, dan ANN pada dataset dengan kategori TB/U dan BB/TB memiliki *error rate* paling rendah sebesar (0,007) dan (0,008).



Gambar 6. Classification Report untuk ke 2 model

Pada Gambar 6, algoritma ANN dan k-NN dengan k=3 memiliki tingkat akurasi yang paling tinggi, algoritma ANN dan algoritma k-NN dengan k=3 juga memberikan nilai *recall*, *error rate*, dan *accuracy* yang optimal.

3.5 Implementasi Sistem

Berikut adalah hasil implementasi algoritma ANN dan k-NN pada *web app* prediksi gizi balita.

1. Halaman Home

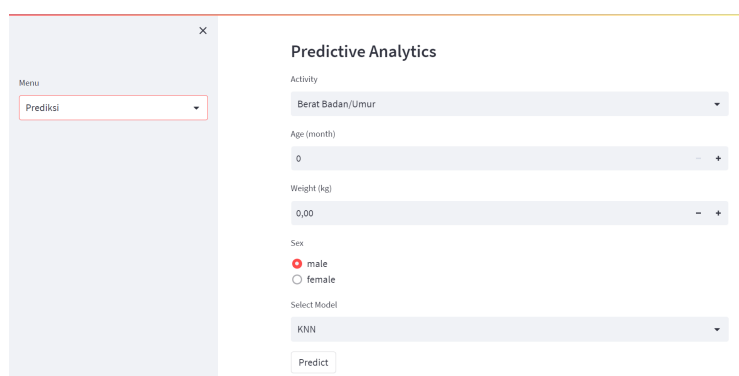
Halaman *home* atau halaman utama, adalah halaman yang muncul ketika *website* pertama kali dijalankan. Halaman *home* pada *website* ini memuat pengertian status gizi, macam-macam indeks antropometri, dan juga pengertian algoritma *k-NN* dan *ANN*. Halaman home dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Tampilan Halaman Home

2. Halaman Prediksi

Halaman ini merupakan halaman prediksi gizi dengan menggunakan model *machine learning* yang sudah dilatih dan disimpan. Pada halaman ini, akan ditampilkan 3 pilihan prediksi, yaitu prediksi status gizi balita berdasarkan indeks BB/U, indeks BB/TB, dan indeks TB/U. berikut adalah tampilan untuk halaman prediksi.



Gambar 8. Tampilan Halaman Prediksi

Pada halaman ini, user harus menginput 3 variabel yaitu, variabel usia dalam bulan, berat dalam kg, dan jenis kelamin.

Gambar 9. Tampilan Halaman Prediksi Berdasarkan Indeks BB/TB

Pada halaman ini user diminta untuk menginput variabel berat badan, tinggi badan, dan jenis kelamin

Gambar 10. Tampilan Halaman Prediksi dengan Kategori TB/U

Pada halaman ini, user harus menginput variabel tinggi badan, usia dalam bulan, dan jenis kelamin.

4. KESIMPULAN

1. Berdasarkan hasil perhitungan pada algoritma *machine learning* yang sudah dilakukan, secara garis besar dapat disimpulkan bahwa kedua model memiliki hasil akurasi yang baik. Pada penelitian ini, algoritma ANN dengan *learning rate* 0.05, k-NN_3 pada dataset BB/U, BB/TB, dan TB/U, k-NN_5 pada dataset TB/U, k-NN_7 pada dataset TB/U memiliki nilai akurasi yang paling optimum (99%) dengan nilai error yang kecil (0.007) yaitu k-NN_3 pada dataset TB/U dan ANN pada dataset TB/U, sedangkan model k-NN_5 pada dataset BB/TB dan k-NN_7 pada dataset BB/U dan BB/TB memiliki nilai akurasi yang paling kecil (97%) dengan nilai error yang paling besar (0.03).
2. Sistem *web app* prediksi status gizi balita menggunakan *machine learning* ini dibangun menggunakan *framework* streamlit, dengan tahapan metode waterfall. Pada sistem ini, *user* harus terlebih dahulu menginput parameter yang dibutuhkan sesuai kategori status gizi yaitu BB/U, BB/TB, dan TB/U. *User* dapat memilih model mana yang akan digunakan untuk memprediksi status gizi, yaitu algoritma k-NN dan ANN.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Dinas Kesehatan, "Jumlah Balita Berdasarkan Kategori Balita Gizi Buruk di Jawa Barat," <https://opendata.jabarprov.go.id/>, 2019. <https://opendata.jabarprov.go.id/id/dataset/jumlah-balita-berdasarkan-kategori-balita-gizi-buruk-di-jawa-barat> (accessed Jan. 04, 2023).
- [2] G. S. Papotot, R. Rompies, and P. M. Salendu, "Pengaruh Kekurangan Nutrisi Terhadap Perkembangan Sistem Saraf Anak," *Jurnal Biomedik:JBM*, vol. 13, no. 3, p. 266, Apr. 2021, doi: 10.35790/jbm.13.3.2021.31830.
- [3] MENTERI KESEHATAN REPUBLIK INDONESIA, "PENILAIAN STATUS GIZI ANAK," 2020.
- [4] E. Triwira Lestari and J. Adhiva, "SENTIMAS: Seminar Nasional Penelitian dan Pengabdian Masyarakat Implementation Naive Bayes Classifier Algorithm and K-Nearest Neighbor For Obesity Nutritional Status of Children with Disabilities Implementasi Algoritma Naive Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Status Gizi Obesitas Anak Disabilitas," *SENTIMAS: Seminar Nasional Penelitian dan Pengabdian Masyarakat*, pp. 1–11, 2022, [Online]. Available: <https://journal.irpi.or.id/index.php/sentimas>
- [5] E. Rolimarch Pratama and J. B. B. Darmawan, "KLASIFIKASI STATUS GIZI BALITA MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION," 2021.
- [6] A. Oktian Permana and Sudin Saepudin, "Perbandingan algoritma k-nearest neighbor dan naïve bayes pada aplikasi shopee," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 4, no. 1, pp. 25–32, Apr. 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4474.
- [7] Ahmad Kalhor, "An introduction to artificial neural networks," *Hardw. Archit. Deep Learn*, 2020.
- [8] Erizke Aulya Pasel, Y. Yuhandri, and G. W. N. Nurcahyo, "The Implementation of Artificial Neural Networks to measure the correlation of teacher's workload to the number of own learning media," *Jurnal CoSciTech (Computer Science and Information Technology)*, vol. 4, no. 1, pp. 272–282, May 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4757.
- [9] M. A. A. T. M. Gina Purnama Insany, "Using Machine Learning Techniques and Wi-Fi Signal Strength for Determining Indoor User Location," 2022.
- [10] R. K. Dinata, H. Akbar, and N. Hasdyna, "Algoritma K-Nearest Neighbor dengan Euclidean Distance dan Manhattan Distance untuk Klasifikasi Transportasi Bus," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 12, no. 2, pp. 104–111, Aug. 2020, doi: 10.33096/ilkom.v12i2.539.104-111.

