

Penerapan K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Status Gizi Balita Di Puskesmas Karang Rejo

Asriani Nurfadillah^{1*}, Muhammad Fadlan², Anto³

^{1,2,3} Sistem Informasi, STMIK PPKIA Tarakanita Rahmawati, Tarakan, Kalimantan Utara
Email: ¹2150022@student.ppkia.ac.id, ²fadlan@ppkia.ac.id, ³anto@ppkia.ac.id

Abstrak

Permasalahan status gizi balita merupakan salah satu isu krusial dalam bidang kesehatan, terutama dalam upaya pencegahan stunting dan malnutrisi. Di Puskesmas Karang Rejo, penentuan status gizi balita masih dilakukan secara manual dengan mengandalkan perkiraan berdasarkan berat badan, sehingga proses klasifikasi menjadi kurang efisien dan berisiko menimbulkan ketidaktepatan dalam penilaian status gizi. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) sebagai metode klasifikasi status gizi balita yang lebih cepat dan akurat. Tahapan penelitian meliputi proses pengumpulan data, pengolahan data, serta penerapan algoritma K-NN. Data yang digunakan terdiri dari 100 data balita dengan variabel berat badan menurut umur (BB/U), tinggi badan menurut umur (TB/U), dan berat badan menurut tinggi badan (BB/TB) sebagai dasar penentuan status gizi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan algoritma K-NN dengan nilai k optimal sebesar 3 mampu menghasilkan klasifikasi status gizi yang sesuai dengan penilaian dokter. Evaluasi menggunakan Confusion Matrix pada data uji memperoleh tingkat akurasi sebesar 100%, dengan nilai presisi dan recall yang juga mencapai 100% pada setiap kategori status gizi. Temuan ini menunjukkan bahwa seluruh data uji dapat diklasifikasikan secara tepat. Oleh karena itu, penerapan metode ini diharapkan dapat membantu petugas kesehatan di Puskesmas Karang Rejo dalam melakukan diagnosis serta pemantauan status gizi balita secara lebih efektif dan efisien.

Kata Kunci: Balita, Gizi, Klasifikasi, K-Nearest Neighbor.

Application of K-Nearest Neighbor to Classify Toddler Nutritional Status at Karang Rejo Community Health Center

Abstract

The issue of nutritional status in toddlers is one of the crucial concerns in the health sector, particularly in efforts to prevent stunting and malnutrition. At Karang Rejo Public Health Center, the assessment of toddlers' nutritional status is still conducted manually by relying on weight-based estimation, which makes the classification process less efficient and increases the risk of inaccuracies in determining nutritional status. This study aims to apply the K-Nearest Neighbor (K-NN) algorithm as a faster and more accurate method for classifying toddlers' nutritional status. The research stages include data collection, data processing, and the application of the K-NN algorithm. The data used consist of 100 toddler records, including the variables of weight-for-age (BB/U), height-for-age (TB/U), and weight-for-height (BB/TB) as the basis for determining nutritional status. The results show that the application of the K-NN algorithm with an optimal k value of 3 is able to produce nutritional status classifications that are consistent with doctors' assessments. Performance evaluation using a Confusion Matrix on the test data yields an accuracy of 100%, with precision and recall values also reaching 100% for each nutritional status category. These findings indicate that all test data are classified correctly. Therefore, the application of this method is expected to assist healthcare workers at Karang Rejo Public Health Center in diagnosing and monitoring toddlers' nutritional status more effectively and efficiently.

Keywords: Classification, K-Nearest Neighbor, Nutritional Status, Toddlers.

I. PENDAHULUAN

Stunting merupakan kondisi di mana anak memiliki tinggi badan yang lebih rendah dibandingkan standar usianya akibat kekurangan gizi dalam jangka waktu yang lama. Kondisi ini bukan hanya mencerminkan masalah gizi buruk, tetapi juga dapat berdampak jangka panjang pada perkembangan fisik pada Balita. Stunting menjadi permasalahan kesehatan utama yang perlu ditangani secara serius di Indonesia. Di Kota Tarakan, stunting menjadi perhatian khusus pemerintah daerah, dimana kasus Balita yang terkena stunting tersebar di beberapa kelurahan di kota Tarakan. Namun pada tahun 2024 setelah Kota Tarakan di jabat oleh PJ Walikota angka prevalensi stunting terjadi penurunan dimana pada Triwulan pertama sebesar 3,99 persen atau 572 Balita stunting kemudian pada triwulan ke dua sebesar 3,84 persen atau 542 Balita dan pada triwulan ke tiga sebanyak 3,87 persen atau sebanyak 534 Balita stunting dengan persentase jumlah Balita yang di timbang dan di ukur sebanyak 13.785 Balita atau 96,88 persen [1].

Puskesmas Karang Rejo Tarakan sebagai salah satu pusat kesehatan masyarakat menghadapi beberapa tantangan. Salah satu tantangan utama adalah ketergantungan pada metode penilaian langsung oleh dokter dalam menentukan status gizi Balita. Proses klasifikasi status gizi Balita menggunakan pencatatan pada buku sering kali tidak efisien dan berisiko terjadi kesalahan, yang pada akhirnya dapat menyebabkan keterlambatan intervensi gizi serta penanganan yang tidak sesuai dengan kondisi Balita.

Klasifikasi merupakan proses penting dalam pengelompokan data berdasarkan ciri-ciri tertentu. Dalam kasus kesehatan Balita, klasifikasi ini sangat krusial untuk mengetahui status gizi pada Balita. Dalam konteks penelitian ini, klasifikasi akan digunakan untuk memetakan status gizi pada Balita ke dalam beberapa kategori seperti, gizi baik, gizi kurang, dan gizi buruk. Melalui proses klasifikasi yang tepat, petugas kesehatan diharapkan dapat mengambil langkah-langkah intervensi yang sesuai guna mencegah terjadinya stunting pada Balita [2], [3], [4].

Metode K-Nearest Neighbor (K-NN) merupakan salah satu algoritma klasifikasi, dimana data baru diklasifikasikan berdasarkan kedekatannya dengan data yang sudah ada. Dalam K-NN, pengukuran jarak memainkan peran penting dalam menentukan kedekatan antara data baru dan data yang sudah ada. Melalui penerapan algoritma ini, penentuan status gizi balita diharapkan dapat dilakukan dengan lebih cepat dan tepat dibandingkan metode penilaian secara langsung. Kondisi tersebut memungkinkan pemberian intervensi gizi yang dibutuhkan dapat dilakukan lebih dini pada balita yang memerlukannya, sehingga upaya pencegahan risiko stunting dapat dilaksanakan secara lebih efektif [5].

Oleh karena itu, dalam penelitian ini algoritma K-Nearest Neighbor (K-NN) diharapkan dapat menjadi alternatif yang tepat dalam pengembangan klasifikasi status gizi balita di Puskesmas Karang Rejo. Penerapan algoritma ini diharapkan mampu mempermudah proses identifikasi status gizi balita secara lebih cepat dan akurat, sehingga dapat membantu tenaga medis dalam mengambil keputusan yang tepat dalam penanganan permasalahan gizi pada balita. Selain itu, hasil klasifikasi yang dihasilkan diharapkan dapat menjadi dasar dalam perencanaan intervensi gizi yang lebih terarah dan tepat

asaran, guna mendukung upaya peningkatan kesehatan dan pencegahan stunting pada balita secara berkelanjutan.

II. METODOLOGI PENELITIAN

A. Klasifikasi

Klasifikasi adalah suatu proses di mana objek yang ada dikelompokkan ke dalam bagian atau kelas tertentu berdasarkan karakteristik atau atribut yang dimilikinya. Proses ini melibatkan pembangunan model yang dapat memprediksi kelas suatu objek berdasarkan data yang tersedia [6]. Dalam klasifikasi, terdapat beberapa tugas yang terkait dengan pengembangan model untuk memprediksi variabel berdasarkan dataset yang terpisah dan jelas. Selain itu, klasifikasi dapat diterapkan menggunakan berbagai metode, seperti *Decision Tree*, *Naïve Bayes*, *Rule-Based*, atau *K-Nearest Neighbor* [7].

B. Status Gizi

Status gizi mencerminkan keseimbangan zat gizi dalam tubuh. Penilaiannya dapat dilakukan melalui pengukuran antropometri, salah satunya indeks tinggi badan menurut umur (TB/U). Indeks TB/U menunjukkan tinggi anak pada usia tertentu dan digunakan untuk mengidentifikasi masalah gizi kronis akibat kondisi jangka panjang, seperti kemiskinan, pola hidup tidak sehat, dan kurangnya asupan makanan. Penentuan indeks ini menggunakan Z-score, yaitu penyimpangan tinggi badan anak dari standar pertumbuhan WHO [8].

C. Balita

Balita adalah anak usia 1–5 tahun (12–59 bulan). Pada usia ini, anak rentan terkena penyakit, termasuk akibat kekurangan atau kelebihan gizi. Pertumbuhan balita mulai melambat, sementara kemampuan motorik, fungsi tubuh, dan perkembangan dasar mulai terbentuk. Masa bayi hingga tiga tahun pertama merupakan periode paling krusial karena perkembangan otak berlangsung pesat, membentuk jaringan saraf yang memengaruhi kecerdasan, kemampuan bergerak, berbicara, belajar, dan bersosialisasi di masa depan [9].

D. K-Nearest Neighbor (KNN)

Algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) adalah sebuah teknik yang digunakan dalam melakukan klasifikasi objek berdasarkan data latih yang memiliki jarak paling dekat dengan objek tersebut [10]. Jarak antara titik-titik biasanya dihitung menggunakan metrik Euclidean [11].

E. Proses K-Nearest Neighbor (KNN)

Algoritma KNN berfungsi dengan mengandalkan jarak paling pendek antara sampel uji dan sampel latih untuk menentukan tetangga terdekatnya. Setelah mengidentifikasi tetangga-tetangga terdekat, kelas yang paling sering muncul di antara tetangga tersebut digunakan sebagai prediksi untuk sampel uji [12][10]. Berikut langkah-langkah dalam menghitung metode K-Nearest Neighbor:

- Menentukan K
- Menghitung jarak antara data training dan data testing

Perhitungan jarak yang paling umum dipakai pada perhitungan pada algoritma KNN adalah menggunakan perhitungan jarak Euclidean. Rumusnya adalah sebagai berikut:

$$euc = \sqrt{(\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2)} \tag{1}$$

dimana :

- pi = Sample data / data training
- qi = data uji / data testing
- i = variabel data
- n = dimensi data

- c. Mengurutkan jarak yang terbentuk
- d. Menentukan jarak terdekat sampai urutan K
- e. Memasangkan kelas yang bersesuaian
- f. Mencari jumlah kelas dari tetangga yang terdekat dan tetapkan kelas tersebut sebagai kelas data yang akan dievaluasi.

F. Confusion Matrix

Confusion Matrix merupakan alat evaluasi untuk menilai kinerja model klasifikasi. Metode ini membandingkan hasil prediksi algoritma dengan kelas sebenarnya [5]. Tabel confusion matrix dapat dilihat pada pada Tabel 1.

Tabel 1. Confusion Matrix

PREDICTED	ACTUAL	
	TRUE	FALSE
TRUE	TP (True Positif)	FP (False Positif)
FALSE	TN (True Negatif)	FN (False Negatif)

Pada tabel tersebut terdapat empat istilah yang digunakan untuk merepresentasikan hasil proses klasifikasi pada Confusion Matrix, yaitu:

- True Positive (TP) yang menunjukkan data positif yang berhasil diprediksi dengan benar.
- True Negative (TN) yang merepresentasikan data negatif yang diprediksi secara tepat.
- False Positive (FP) yang merupakan kesalahan tipe I, yaitu data negatif namun diprediksi sebagai data positif.
- False Negative (FN) yang merupakan kesalahan tipe II, yaitu data positif tetapi diprediksi sebagai data negatif.

Pada praktiknya, Confusion Matrix digunakan untuk menghitung nilai akurasi, presisi, dan recall sebagai metrik evaluasi kinerja model klasifikasi.

a. Akurasi

Akurasi menggambarkan tingkat ketepatan model dalam mengklasifikasikan data.

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \tag{2}$$

b. Presisi

Presisi menunjukkan tingkat ketepatan model dalam memprediksi data positif dibandingkan dengan seluruh data yang diprediksi sebagai positif.

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \tag{3}$$

c. Recall

Recall atau sensitivitas menggambarkan kemampuan model dalam menemukan kembali seluruh data yang benar-benar termasuk dalam kelas positif.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{4}$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya terkait status gizi balita, penelitian ini mengambil 100 data gizi balita periode agustus 2024 pada puskesmas dimana proses pembagian data menjadi data training dan data testing. Dari 100 dataset yang digunakan, dengan metode *cross-validation* menggunakan nilai *k* sebesar 3. Dengan demikian, pada setiap tahap, 80 data digunakan sebagai data training, sementara 20 sisanya dialokasikan untuk data testing. Berikut tahapan yang dilakukan dalam penelitian ini.

1. Menentukan Kelas dan Bobot

Pada tabel Antropometri terdapat kelas dan bobot yang digunakan untuk menilai status gizi Balita. Dimana di dalamnya terdapat kelas sebagai berikut: pada indeks (BB/U) kelas nya Normal, Kurang, Sangat Kurang dan Resiko lebih. Lalu pada indeks (TB/U) kelasnya normal, sama tinggi, pendek, dan sangat pendek. Pada indeks (BB/U) kelas normal bobot 5, kelas kurang bobot 4, kelas sangat kurang memiliki nilai bobot 3 dan kelas resiko lebih bobot 2. Pemberian nilai bobot diberikan langsung oleh dokter. Kelas indeks BB/U dan bobot dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Kelas Index BB/U dan bobot

Kelas	Nilai Bobot
Normal	5
Kurang	4
Sangat Kurang	3
Resiko Lebih	2

Pada indeks (TB/U) untuk kelas normal bobot 5, kelas sama tinggi bobot 4, kelas Pendek bobotnya 3 dan kelas sangat pendek bobotnya 2 yang lebih jelas dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Kelas Index TB/U dan bobot

Kelas	Nilai Bobot
Normal	5
Sangat Tinggi	4
Pendek	3
Sangat Pendek	2

2. Kelas Status Gizi

Pada penelitian ini penentuan status gizi Balita ditentukan melalui indeks (BB/TB) yang dimana di dalamnya terdapat 3 kelas yaitu gizi baik, gizi kurang dan gizi buruk yang dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Kelas Status Gizi

No.	Kelas Gizi
1	Gizi Baik
2	Gizi Kurang
3	Gizi Kurang

3. Data Balita

Data implementasi program menggunakan data sampel sebanyak 100 data Balita, yang dimana merupakan rekam medis dalam waktu atau periode bulan Agustus 2024, yang sudah memiliki hasil output status gizi Balita berdasarkan indeks (BB/TB). Akan tetapi data Balita ke 81 sampai 100 indeks (BB/TB) atau status gizinya di kosongkan sebagai data uji dalam penelitian ini, dan data Balita 1 sampai 80 digunakan sebagai data training. Terdapat pada tabel 5.

Tabel 5. Data Balita

No.	Kode Balita	BB/U	TB/U	BB/TB
1.	B001	3	3	Gizi Kurang
2.	B002	3	2	Gizi Buruk
3.	B003	5	5	Gizi Baik
4.	B004	5	2	Gizi Baik
5.	B005	5	5	Gizi Baik
6.	B006	3	3	Gizi Kurang
7.	B007	5	5	Gizi Baik
8.	B008	4	2	Gizi Baik
9.	B009	5	5	Gizi Baik
10.	B010	2	2	Gizi Baik
11.	B011	5	5	Gizi Baik
12.	B012	5	5	Gizi Baik
13.	B013	4	2	Gizi Baik
14.	B014	5	5	Gizi Baik
15.	B015	2	5	Gizi Lebih
16.	B016	5	5	Gizi Baik
17.	B017	3	3	Gizi Kurang
18.	B018	5	5	Gizi Baik
19.	B019	4	2	Gizi Baik
20.	B020	5	5	Gizi Baik
...
100.	B100	3	2	?

4. Menghitung Jarak Euclidien

Langkah pertama dalam metode KNN, perhitungan Euclidean distance tetap dilakukan seperti pada k-nearest neighbor (KNN) konvensional. Euclidean distance antara dua titik ruang dimensi dihitung, pada penelitian ini dilakukan perhitungan data testing pada data balita 81 - 100, data balita 1 - 80 sebagai data training. Perhitungan ini dilakukan pada semua data training dengan menggunakan persamaan (1) seperti berikut.

$$\begin{aligned}
 euc &= \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \\
 &= \sqrt{(3 - 3)^2 + (3 - 3)^2} \\
 &= 0,000
 \end{aligned}$$

Lakukan perhitungan jarak antara data uji dengan seluruh data latih, kemudian urutkan hasil perhitungan jarak tersebut dari nilai terkecil hingga terbesar. Jarak dengan nilai paling kecil ditempatkan pada urutan pertama, dan proses pengurutan dilakukan hingga seluruh data memperoleh peringkat, sehingga diperoleh hasil seperti pada Tabel 6.

Tabel 6. Data Testing 1 (B081) dan Data Training 1 s.d 80

No.	BB/U	TB/U	Jarak Data	Urutan
1.	3	3	0,000	1
2.	3	2	1,000	13
3.	5	5	2,828	37
4.	5	2	2,236	30
5.	5	5	2,828	37
6.	3	3	0,000	1
7.	5	5	2,828	37
8.	4	2	1,414	25
9.	5	5	2,828	37
10.	2	2	1,414	28
11.	5	5	2,828	37
12.	5	5	2,828	37
13.	4	2	1,414	25
14.	5	5	2,828	37
15.	5	5	2,828	37
16.	5	5	2,828	37
17.	3	3	0,000	1
18.	5	5	2,828	37
19.	4	2	1,414	25
20.	5	5	2,828	37
...
80.	5	5	2,828	36

Pada Tabel 6, berdasarkan perhitungan jarak antara data uji dan data latih ke-1 hingga ke-80, kemudian dipilih nilai K yang telah ditentukan, yaitu sebanyak 3 tetangga terdekat. Dengan demikian, diperoleh hasil klasifikasi sebagaimana disajikan pada Tabel 7 berikut.

Tabel 7. Nilai K=3 Data Testing 1 dan Data Training 1 s.d 80

No.	Kode Balita	BB/U	TB/U	Jarak Data	Kelas
1.	B001	3	3	0,000	Gizi Kurang
6.	B006	3	3	0,000	Gizi Kurang
17.	B017	3	3	0,000	Gizi Kurang

Prosedur yang sama diterapkan pada data uji ke-2 (B082) hingga data uji ke-20 (B100). Hasil klasifikasi untuk seluruh data uji tersebut disajikan pada Tabel 8 berikut.

Tabel 8. Hasil Data Testing Keseluruhan

No.	Kode Balita	BB/U	BT/U	Kelas
1.	B081	Sangat Kurang	Pendek	Gizi Kurang
2.	B082	Normal	Normal	Gizi Baik
3.	B083	Kurang	Sangat Pendek	Gizi Baik
4.	B084	Kurang	Normal	Gizi Baik
5.	B085	Kurang	Sangat Pendek	Gizi Baik
6.	B086	Normal	Normal	Gizi Baik
7.	B087	Normal	Normal	Gizi Baik
8.	B088	Normal	Normal	Gizi Baik
9.	B089	Kurang	Pendek	Gizi Baik
10.	B090	Normal	Pendek	Gizi Baik
11.	B091	Normal	Normal	Gizi Baik
12.	B092	Normal	Normal	Gizi Baik
13.	B093	Normal	Normal	Gizi Baik
14.	B094	Sangat Kurang	Sangat Pendek	Gizi Buruk
15.	B095	Sangat Kurang	Pendek	Gizi Kurang
16.	B096	Kurang	Pendek	Gizi Baik
17.	B097	Normal	Normal	Gizi Baik
18.	B098	Normal	Normal	Gizi Baik
19.	B099	Normal	Normal	Gizi Baik
20.	B100	Sangat Kurang	Sangat Pendek	Gizi Buruk

Berdasarkan informasi yang ditunjukkan pada Tabel 8, dari total 20 data uji diperoleh hasil klasifikasi dengan kategori gizi baik sebanyak 16 data, gizi kurang sebanyak 2 data, dan gizi buruk sebanyak 2 data.

5. Hasil Analisa

Hasil analisis penerapan K-Nearest Neighbor (K-NN) untuk klasifikasi status gizi balita di Puskesmas Karang Rejo menunjukkan bahwa data latih awal terdiri dari 100 balita, yang kemudian dibagi menjadi 80 data untuk pelatihan dan 20 data untuk pengujian, sebagai rasio perbandingan dalam menentukan status gizi balita. Hasil klasifikasi K-NN menunjukkan kesesuaian dengan diagnosa yang diberikan oleh perawat, dimana rincian status gizi balita dapat dilihat pada Tabel 8.

Dengan adanya klasifikasi penentuan status gizi pada Balita ini, diharapkan dapat membantu tenaga medis dalam menentukan status gizi pada Balita secara cepat dan akurat. Langkah utama yaitu menentukan data Balita yang akan diolah, lalu memisahkan data training serta data testing, serta melakukan perhitungan jarak menggunakan euclidean distance, melakukan proses pengurutan menggunakan k=3, dimana meskipun ada lebih dari 10 data dengan jarak 0.000,

K-NN tetap hanya memilih 3 data terdekat saja karena pemilihan ini berdasarkan urutan dalam dataset atau bisa juga secara acak jika ada banyak kandidat dengan jarak yang sama. Dari hasil perhitungan tersebut didapatkan hasil klasifikasi penentuan status gizi pada Balita seperti yang terdapat dalam Tabel 9.

Tabel 9. Hasil analisa

No.	Kode Balita	Diagnosa KNN	Diagnosa Perawat	Ket.
1.	B081	Gizi Kurang	Gizi Kurang	Sama
2.	B082	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
3.	B083	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
4.	B084	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
5.	B085	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
6.	B086	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
7.	B087	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
8.	B088	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
9.	B089	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
10.	B090	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
11.	B091	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
12.	B092	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
13.	B093	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
14.	B094	Gizi Buruk	Gizi Buruk	Sama
15.	B095	Gizi Kurang	Gizi Kurang	Sama
16.	B096	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
17.	B097	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
18.	B098	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
19.	B099	Gizi Baik	Gizi Baik	Sama
20.	B100	Gizi Buruk	Gizi Buruk	Sama

Dari Tabel 9 dilakukan perhitungan evaluasi menggunakan metode confusion matrix (Akurasi, Presisi, Recall) sebagai berikut:

- a. Akurasi menggunakan persamaan (2)

$$Akurasi = \frac{TP}{Total\ Data} \times 100\%$$

$$Akurasi = \frac{20}{20} \times 100\% = 100\%$$

- b. Presisi menggunakan persamaan 3

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Gizi\ Baik = \frac{16}{16 + 0} = 1.00\ (100\%)$$

$$Gizi\ Kurang = \frac{2}{2 + 0} = 1.00\ (100\%)$$

$$\text{Gizi Buruk} = \frac{2}{2+0} = 1.00 \text{ (100\%)}$$

$$\text{Rata-rata Presisi} = 100\%$$

c. Recall menggunakan persamaan 4.

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Gizi Baik} = \frac{16}{16+0} = 1.00 \text{ (100\%)}$$

$$\text{Gizi Kurang} = \frac{2}{2+0} = 1.00 \text{ (100\%)}$$

$$\text{Gizi Buruk} = \frac{2}{2+0} = 1.00 \text{ (100\%)}$$

$$\text{Rata-rata Recall} = 100\%$$

Berdasarkan hasil pengolahan dan analisis data, diperoleh bahwa klasifikasi status gizi balita yang dilakukan menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN) menghasilkan keluaran yang selaras dengan diagnosis yang diberikan oleh dokter. Pengujian performa sistem melalui Confusion Matrix pada data uji menunjukkan tingkat akurasi sebesar 100%, dengan nilai presisi dan recall yang juga mencapai 100% pada setiap kategori status gizi. Temuan ini menandakan bahwa seluruh data uji dapat diklasifikasikan secara tepat tanpa terjadi kesalahan prediksi. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa penerapan metode KNN efektif dalam membantu serta mempermudah dokter dalam mengklasifikasikan status gizi balita, baik untuk kategori gizi kurang, gizi baik, maupun gizi buruk, dengan proses yang cepat dan hasil yang akurat.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilaksanakan, metode K-Nearest Neighbor (KNN) terbukti efektif dalam membantu tenaga medis mengelompokkan status gizi balita melalui perhitungan tingkat kemiripan data menggunakan Euclidean Distance. Pengujian yang dilakukan pada 20 data uji menunjukkan bahwa hasil klasifikasi sistem sepenuhnya konsisten dengan penilaian manual yang dilakukan oleh petugas kesehatan di Puskesmas Karang Rejo Tarakan. Penilaian performa sistem menggunakan Confusion Matrix menghasilkan tingkat akurasi sebesar 100%, serta nilai presisi dan recall yang juga mencapai 100% pada setiap kategori status gizi, yaitu gizi kurang, gizi baik, dan gizi buruk. Temuan ini mengindikasikan bahwa seluruh data uji berhasil diklasifikasikan secara tepat tanpa adanya kesalahan prediksi. Untuk pengembangan ke depan, disarankan agar metode KNN dikombinasikan dengan algoritma lain seperti Decision Tree atau Random Forest guna membandingkan kinerja model. Selain itu, klasifikasi status gizi diharapkan tidak

hanya dibatasi pada tiga kategori, sehingga hasil penentuan status gizi dapat menjadi lebih variatif dan detail.

REFERENSI

- [1] M. E. Setiyawati, L. P. Ardhiyanti, E. N. Hamid, N. Ayu, T. Muliarta, and Y. J. Raihanah, "Studi Literatur: Keadaan Dan Penanganan Stunting Di Indonesia", doi: 10.37817/ikraith-humaniora.v8i2.
- [2] 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/>
- [3] S. Raysyah, V. Arinal, and D. I. Mulyana, "KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BUAH KOPI BERDASARKAN DETEKSI WARNA MENGGUNAKAN METODE KNN DAN PCA," *Sistem Informasi* |, vol. 8, no. 2, pp. 88–95, 2021.
- [4] 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.
- [5] L. Hakim, A. Sobri, L. Sunardi, and D. Nurdiansyah, "Prediksi penyakit jantung berbasis mesin learning dengan menggunakan metode k-nn," *Jurnal Digital Teknologi Informasi*, vol. 7, no. 2, p. 14, Feb. 2025, doi: 10.32502/digital.v7i2.9429.
- [6] F. Aziz, P. Ishak, and S. Abasa, "Klasifikasi Depresi Menggunakan Support Vector Machine: Pendekatan Berbasis Data Text Mining," *Journal Pharmacy and Application of Computer Sciences*, vol. 2, no. 2, pp. 33–38, 2024, doi: 10.59823/jopacs.v2i2.53.
- [7] D. Cahyanti, A. Rahmayani, and S. A. Husniar, "Analisis performa metode Knn pada Dataset pasien pengidap Kanker Payudara," *Indonesian Journal of Data and Science*, vol. 1, no. 2, pp. 39–43, 2020, doi: 10.33096/ijodas.v1i2.13.
- [8] H. D. S. Ferreira, "Anthropometric assessment of children's nutritional status: A new approach based on an adaptation of Waterlow's classification," *BMC Pediatr*, vol. 20, no. 1, Feb. 2020, doi: 10.1186/s12887-020-1940-6.
- [9] Y. Utami, R. Ratnawati, and S. Suhartiningsih, "PERAN PENTING POSYANDU BALITA DALAM MENINGKATAN STATUS GIZI IBU DAN ANAK DI DESA KERIK," *SWARNA: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, vol. 2, no. 7, pp. 779–783, Jul. 2023, doi: 10.55681/swarna.v2i7.756.
- [10] M. I. P. Putra, D. T. Murdiansyah, and A. Aditsania, "Implementasi Algoritma Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) untuk Klasifikasi Penyakit Kanker

- Payudara,” *eProceedings of Engineering*, vol. 6, no. 1, pp. 2431–2441, 2019.
- [11] M. A. Vahedifar, A. Akhtarshenas, M. Sabbaghian, M. M. Rafatpanah, and R. Toosi, “Information Modified K-Nearest Neighbor,” pp. 1–9, 2023.
- [12] R. Rahmadhani, A. Nazir, F. Syafrina, and L. Afriyanti, “Analisis Perbandingan Algoritma C4.5 dan Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) untuk Klasifikasi Jamur,” *Jurnal Sistem Komputer dan Informatika (JSON)*, vol. 5, no. 2, p. 226, 2023, doi: 10.30865/json.v5i2.7052.