

Penggunaan Decision Tree dalam Penentuan Faktor yang Mempengaruhi Status Gizi Buruk Balita di Kelurahan Tamamaung

*Tithania Indah Permata Hati¹, Rahman², Adhy Rizaldy³

^{1,2,3} Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, UIN Alauddin Makassar

Jl. H.M. Yasin Limpo No. 36 Samata, Kab. Gowa, 92118, Telp: 0411-841879

Email: ¹tithania.indah@gmail.com, ²adhy.rizaldy@uin-alauddin.ac.id,

³rahman.mallawing@uin-alauddin.ac.id

ABSTRACT

This study aims to evaluate the use of Decision Tree algorithms in determining the nutritional status of children based on Posyandu activity reports. Malnutrition poses serious risks for developing children, including weakened immune systems, long-term developmental delays, and high mortality rates. By applying the Decision Tree algorithm to classify the nutritional status of toddlers, this research seeks to identify nutritional status, which can then be addressed by health centers (Puskesmas). Using attributes such as weight (W), age (A), and height (H), aligned with child anthropometric indices, the Decision Tree method will be utilized to determine the factors influencing nutritional status in toddlers. The application of this method will facilitate the identification of at-risk toddlers, enabling timely prevention and intervention. Testing through k-fold cross-validation yielded an accuracy of 79.43%, a recall of 53.1%, and a precision of 76.6%. The results indicate that, out of 350 data points, the most significant factor affecting children's nutritional status is weight.

Keywords: malnutrition; toddlers; classification; decision tree; health center

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk menguji penggunaan *Decision Tree* dalam penentuan status gizi anak berdasarkan pelaporan data kegiatan posyandu. Gizi buruk memiliki risiko yang serius untuk anak yang sedang berkembang, seperti sistem kekebalan tubuh yang lemah, keterlambatan perkembangan jangka panjang, dan tingkat risiko kematian yang tinggi. Klasifikasi status gizi balita dengan algoritma *decision tree* dapat mengidentifikasi status gizi anak yang kemudian dapat ditindaklanjuti oleh pihak puskesmas. Dengan menggunakan atribut berat badan (BB), umur (U), dan tinggi badan (TB), yang disesuaikan dengan indeks antropometri anak, metode *decision tree* akan diterapkan untuk menentukan faktor yang berpengaruh dalam penentuan status gizi pada balita. Penggunaan metode ini akan memudahkan menemukan balita yang berisiko gizi buruk untuk memulai pencegahan dan intervensi yang tepat karena berdasarkan uji coba menggunakan *k-fold cross validation*, nilai akurasi yang didapatkan adalah 79.43%, nilai recall adalah 53.1% dan nilai presisi adalah 76.6%. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa dari 350 data yang digunakan, faktor terbesar yang mempengaruhi status gizi anak adalah berat badan.

Kata kunci: gizi buruk; balita; klasifikasi; *decision tree*; puskesmas

1. PENDAHULUAN

Penurunan angka gizi buruk adalah salah satu prioritas utama pemerintah karena gizi buruk merupakan penyebab kematian anak yang signifikan di berbagai negara (Putri Andayani & Afnuhazi, 2022). Berdasarkan Survei Status Gizi Indonesia (SSGI), dari 2021 hingga 2022, Indonesia mengalami peningkatan prevalensi anak dengan wasting atau gizi buruk sebesar 0,6%, meskipun angka stunting menurun sebesar 2,8% (Asriwati Amirah et al., 2023). Gizi buruk tidak hanya melibatkan kekurangan nutrisi, tetapi juga dapat meliputi kelebihan lemak atau gangguan pertumbuhan, yang semua ini memerlukan perhatian khusus dalam penanganannya (R. I. Lestari et al., 2023).

Pencegahan gizi buruk harus dimulai sejak seribu hari pertama kehidupan, yaitu dari awal kehamilan hingga dua tahun pertama setelah kelahiran (Yusuf & Ilmiyani, 2023). Ini penting karena gizi buruk dapat mempengaruhi berbagai aspek perkembangan anak, termasuk pertumbuhan fisik, mental, dan kognitif (Dona & Rifqi, 2022). Dampak dari kekurangan atau kelebihan nutrisi

meliputi gangguan perkembangan otak, penurunan kecerdasan, serta risiko penyakit infeksi dan gangguan kesehatan jangka panjang seperti diabetes atau penyakit jantung di kemudian hari (Nurul Husna & Izzah, 2021).

Penyebab utama gizi buruk termasuk pola makan yang tidak seimbang, layanan antenatal yang kurang memadai, keterbatasan akses pangan bergizi, sanitasi yang buruk, dan penyakit infeksi (Afrika et al., 2022). Kurangnya pemahaman orang tua mengenai pentingnya gizi seimbang juga berkontribusi pada masalah ini (Kartika et al., 2021). Oleh karena itu, upaya penurunan angka gizi buruk memerlukan pendekatan multidimensional yang melibatkan pendidikan masyarakat dan perbaikan akses terhadap layanan kesehatan dan pangan (Meko et al., 2022).

Posyandu memainkan peran penting dalam upaya pencegahan dan penanganan gizi buruk di Indonesia. Posyandu melakukan pemantauan kesehatan balita secara rutin dan memberikan penyuluhan kepada orang tua dan ibu hamil jika diperlukan (Vinci et al., 2022). Data dari posyandu digunakan untuk mengevaluasi status gizi dan merancang intervensi yang

sesuai. Peningkatan akurasi dalam identifikasi kasus gizi buruk dapat dicapai dengan menggunakan metode yang tepat, seperti algoritma decision tree.

Penelitian serupa yang membahas mengenai klasifikasi data bayi menggunakan *decision tree* diantaranya, penelitian yang dilakukan oleh (Bulkisah et al., 2024) di posyandu Gunung Maligas yang menggunakan atribut tinggi badan (TB), berat badan (BB), umur (U) dan status gizi menghasilkan akurasi sebesar 99.16%. Menurut (Ula et al., 2022) nilai atribut akan berpengaruh pada gizi anak seperti atribut jenis kelamin (JK), BB, TB dan umur yang menghasilkan akurasi sebesar 85.25% sedangkan penelitian yang dilakukan oleh (Zami et al., 2022) menyatakan bahwa penggunaan delapan atribut akan mendapatkan hasil akurasi sebesar 98%.

Berdasarkan penelitian sebelumnya maka penggunaan atribut menjadi satu poin utama guna dapat memastikan akurasi hasil klasifikasi gizi bayi menggunakan *decision tree*. Namun dalam penelitian ini hanya akan menggunakan sebanyak tiga atribut yaitu umur, tinggi badan dan berat

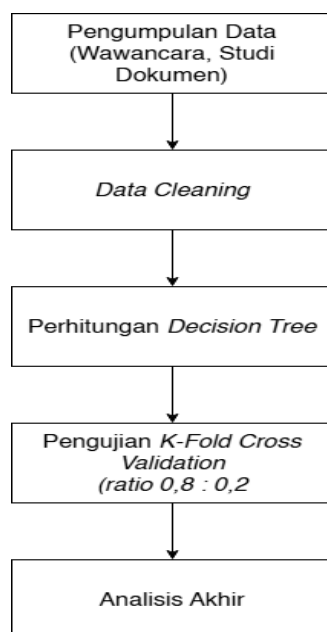
badan. Hal ini didasarkan pada standar antropometri anak yang menjadi landasan penentuan status gizi anak yang dilakukan oleh pihak posyandu.

Penelitian ini bertujuan untuk merancang sistem informasi berbasis website yang mengintegrasikan algoritma decision tree untuk mengidentifikasi kemungkinan terjadinya gizi buruk pada balita. Decision tree adalah metode klasifikasi yang efektif dalam memproses data diskrit dan mengidentifikasi pola berdasarkan atribut antropometri anak, seperti berat badan (BB), umur (U), dan tinggi badan (TB) (W. Lestari & Sumarlinda, 2023). Sistem ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi deteksi gizi buruk dan mendukung upaya pencegahan yang lebih efektif di Posyandu.

2. METODE

Analisis data melibatkan pengumpulan, pemilahan, penjelasan, dan pemecahan masalah. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari Puskesmas Tamamaung yang merupakan data hasil kegiatan posyandu yang dilakukan pada bulan Oktober 2023. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 350 data dengan 4 (empat) atribut yaitu umur (U), tinggi

badan (TB), berat badan (BB) dan status gizi. Pengujian menggunakan metode K-fold cross validation, yang membagi data menjadi k subset untuk melatih dan menguji model secara bergantian. Hasil dari k iterasi ini dirata-ratakan untuk memberikan estimasi kinerja model. Tahapan penelitian dapat di lihat di Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

Pengujian data dilakukan dengan menggunakan metode *decision tree* yang akan membentuk pohon keputusan berdasarkan variabel umur (U), berat badan (BB), dan tinggi badan (TB). Variabel umur akan dibagi ke dalam 5 (lima) kelas yaitu 0-12 bulan, 13-24 bulan, 25-36 bulan, 37-48 bulan dan 49-60 bulan. Data yang telah di pilah itu kemudian dimasukkan ke dalam rumus

untuk menemukan *entropy*. *Entropy* sendiri merupakan ukuran seberapa acak isi dari suatu kelas (Ananta Dwi Prayoga Alwy et al., 2023). *Entropy* akan bernilai 0 jika isi kelas 100% homogen dan bernilai 1 jika isi kelas sepenuhnya acak. Rumus *entropy* seperti Persamaan 1.

$$Entropy(S) = \sum_{i=1}^n -p_i \log_2 p_i \quad (1)$$

Nilai S adalah total keseluruhan data yang digunakan, nilai n merupakan jumlah tiap kelas dalam *dataset*, p_i adalah proporsi dalam kelas i . Nilai p_i didapat dari membagi jumlah data yang masuk ke dalam kelas S (S_i). Setelah nilai *entropy* ditentukan maka dilanjutkan dengan menentukan nilai *information gain*. Rumus *information gain* dapat dilihat di Persamaan 2.

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{i=1}^n \frac{|S_i|}{|S|} Entropy(S_i) \quad (2)$$

Nilai S adalah data sampel yang digunakan, nilai A merujuk kepada atribut, nilai $|S_i|$ adalah jumlah sampel dari i, dan nilai $|S|$ merupakan jumlah sampel data. Dilanjutkan dengan menentukan *split info* dengan rumus di Persamaan 3.

$$SplitInfo(S, A) = - \sum_{i=1}^n \frac{S_i}{S} \log_2 \frac{S_i}{S} \quad (3)$$

Nilai S adalah himpunan data, nilai A adalah atribut, $|S_i|$ adalah jumlah sampel i , dan nilai $|S|$ adalah jumlah sampel data. Langkah terakhir adalah dengan menentukan *gain ratio* dengan menggunakan Persamaan 4 berikut.

$$GainRatio(S, A) = \frac{Gain(S, A)}{SplitInfo(S, A)}$$

(4)

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Analisa Data

Data yang digunakan berasal dari kegiatan posyandu pada bulan Oktober 2023, yang mencakup nama bayi, jenis kelamin, tanggal lahir, nama orang tua, berat badan (BB), dan tinggi badan (TB). Umur (U), berat badan (BB), tinggi badan (TB), dan status gizi. Setelah dilakukan *data cleaning*, atribut yang akan digunakan adalah umur (U), berat badan (BB), dan tinggi badan (TB) serta status gizi sebagai label. Data ini kemudian digunakan untuk mengevaluasi status gizi anak. Untuk meningkatkan akurasi identifikasi status gizi anak maka data akan dibagi ke dalam 5 fase berdasarkan usia.

Tabel 1. Pembagian Usia

Fase	Usia (bulan)
Fase 1	0-12
Fase 2	13-24
Fase 3	28-36
Fase 4	37-48
Fase 5	49-60

Setelah pengelompokan atribut umur selesai, data kemudian dimasukkan kedalam rumus dan kemudian menghasilkan data sebagai berikut.

Tabel 2. Nilai Entropy Atribut Kelas

Atribut	Interval	Entropy
Total		1.197604229
Umur	0-12	1.077502092
	13-24	1.314775131
	25-36	0.953468187
	37-48	0.893432471
	49-60	1.458188275
TB	Stunted	2.23612741
	Normal	1.875131049
	Tinggi	0
BB	Underweight	2.25199033
	Normal	1.875131049
	Overweight	1.921185497

Hasil perhitungan tersebut akan digunakan untuk menentukan pembentukan cabang. Atribut umur pada interval 49-60 menunjukkan nilai entropi tertinggi, yang mengindikasikan adanya ketidakpastian yang tinggi dalam kategori tersebut. Sebaliknya, interval 37-48 memiliki data yang lebih homogen, ditandai dengan nilai entropi terendah. Pada atribut TB, kategori normal menunjukkan nilai entropi yang rendah, yang mencerminkan bahwa data lebih terfokus pada kategori ini. Sementara itu, atribut BB dengan kategori underweight memiliki nilai entropi tertinggi, yang menandakan adanya ketidakpastian yang tinggi dalam kategori tersebut. Nilai entropi yang telah ditentukan kemudian digunakan untuk menghitung nilai *information gain*, *split info*, dan *gain*

ratio. Perhitungan ini bertujuan untuk meningkatkan akurasi dalam pembentukan model pohon keputusan. Penentuan *information gain* berfungsi untuk mengukur kualitas atribut dalam mengurangi entropi pada klasifikasi. Sementara itu, *split info* membantu dalam mengidentifikasi atribut yang terlalu kompleks, sehingga dapat mencegah pengambilan keputusan yang tidak efektif. Hasil dari perhitungan adalah sebagai berikut

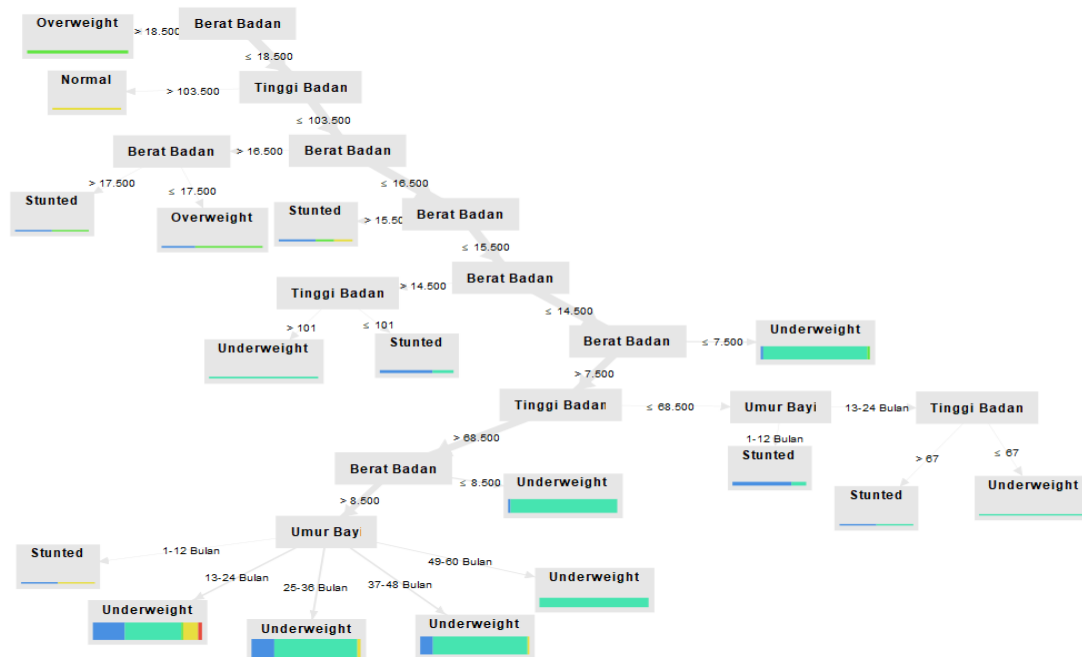
Tabel 3. Hasil Perhitungan Akhir			
Atribut	Info Gain	Split Info	Gain Ratio
Umur	0.0526127	2.2575237	0.0233055
	8	8	3
TB	0.7295792	0.6875190	1.0611768
	4	2	0
BB	-	-	8.5907229
	0.6303595	0.0733767	5

Tabel 3 menunjukkan hasil perhitungan akhir untuk pembentukan model pohon keputusan. Atribut TB pada *information gain* memiliki nilai tertinggi yang menunjukkan kemampuan atribut tersebut dalam membedakan kelas. Sebaliknya, atribut umur memberikan kontribusi minim dengan nilai yang kecil dan atribut BB menunjukkan nilai negatif yang mengindikasikan bahwa atribut akan menambah ketidakpastian dalam klasifikasi.

Split info menunjukkan kompleksitas pembagian atribut. Atribut TB dan umur menunjukkan pembagian yang bermanfaat dengan hasil perhitungan yang positif. Sedangkan atribut BB memiliki nilai negatif yang menandakan bahwa pembagian ini tidak efektif.

Gain ratio mengindikasikan perihal efisiensi atribut dalam klasifikasi. Atribut TB menunjukkan efektifitas yang tinggi dalam meningkatkan akurasi klasifikasi. Atribut BB memiliki nilai *gain ratio* yang sangat tinggi (8.59092295) dengan *information gain* yang negatif sehingga menunjukkan hasil yang tidak konsisten.

Berdasarkan perhitungan diatas maka didapatkan nilai *gain ratio* dari tiga atribut. Nilai *gain ratio* tertinggi di dapatkan oleh atribut BB dan akan menjadi node akar dalam pohon keputusan. Nilai akan digunakan sebagai node akar yang kemudian dilanjut oleh nilai gain selanjutnya dan seterusnya sehingga dalam pembentukan pohon keputusan ini, atribut umur akan menjadi akar. Pembentukan pohon keputusan ini dapat dicapai dengan menggunakan aplikasi *RapidMiner*. Bentuk pohon keputusan yang lebih kompleks seperti pada Gambar 2.



Gambar 2 Pohon Keputusan

3.2. Pengujian Algoritma

Data yang telah di analisa kemudian akan dimasukkan ke *tools rapidminer* untuk di uji coba akurasi, presisi dan *recall* dari algoritma yang digunakan. Nilai k yang digunakan dalam pengujian kali ini adalah 10 dengan jumlah data adalah 350 dan dengan *rasio* 0.8 dan 0.2. Hasil pengujian data balita menggunakan metode *decision tree* menggunakan *K-fold cross validation* adalah sebagai berikut:

Berdasarkan hasil pengujian diatas maka nilai *accuracy* adalah 79.43%, nilai presisi sebesar 76.6% dan nilai *recall* sebesar 53.1%. Hasil ini lebih rendah ketimbang hasil penelitian

sebelumnya yang mendapatkan hasil 99.16%, 98%, dan 85.25%. Perbedaan atribut dan jumlah data menjadi faktor utama dalam perbedaan hasil pengujian ini.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisa dan kalkulasi di atas maka faktor utama yang menentukan terjadinya gizi buruk pada balita adalah berat badan. Data yang digunakan berjumlah 350 data dan mengambil 3 variabel yaitu umur (U), berat badan (BB) dan tinggi badan (TB). Status gizi diklasifikasikan kedalam 5 kategori gizi yaitu *overweight*, *underweight*, normal, *stunted* dan tinggi. Pengelompokan atribut umur juga dibagi kedalam 5 fase.

Metode *decision tree* dalam menentukan status gizi buruk balita menghasilkan nilai *accuracy* adalah 79.43%, nilai presisi sebesar 76.6% dan nilai recall sebesar 53.1%.

DAFTAR PUSTAKA

- Afrika, E., Amalia, R., Utama Saputra, A., & Minarti. (2022). Penyuluhan Peningkatan Pengetahuan (Eka Afrika, dkk. *Jurnal Pengabdian Cendekia*, 1(2), 2986–7002. <https://doi.org/10.5281/zenodo.8279246>
- Ananta Dwi Prayoga Alwy, M Syahid Nur Wahid, Bukhari Naufal Nur Ag, & M Miftach Fakhri. (2023). Klasifikasi Penyakit Pada Padi Dengan Ekstraksi Fitur LBP dan GLCM. *Journal of Deep Learning, Computer Vision and Digital Image Processing*, 1–10. <https://doi.org/10.61255/decoding.v1i1.51>
- Asriwati Amirah, Teguh Suharto, Yulita, Y., Hanna Yusrima Dalimunthe, & Sri Maryani Tanjung. (2023). Gemar Makan Olahan Ikan Lele Sebagai Upaya Peningkatan Gizi Anak Stunting di Kabupaten Labuhan Batu. *J-ABDI: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 3(2), 471–476. <https://doi.org/10.53625/jabdi.v3i2.6219>
- Bulkisah, S. B., Astuti, R., & Bahtiar, A. (2024). Implementasi Data Mining Algoritma Decision Tree Untuk Klasifikasi Status Gizi Balita Di Kecamatan Ciledug. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 29(1), 1–12. <https://doi.org/10.35760/ik.2024.v29i1.10346>
- Dona, D., & Rifqi, M. (2022). Penerapan Metode K-Means Clustering untuk Menentukan Status Gizi Baik dan Gizi Buruk Pada Balita (Studi Kasus Kabupaten Rokan Hulu). *Rabit: Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Univrab*, 7(2), 179–191. <https://doi.org/10.36341/rabit.v7i2.2171>
- Kartika, R. C., Selviyanti, E., Umbaran, D. P. A., Fitriyah, D., & Yuanta, Y. (2021). Peningkatan Pengetahuan Ibu Tentang Gizi Seimbang Untuk Mencegah Permasalahan Gizi Pada Balita di Kabupaten Jember. *Journal of Community Development*, 2(2), 91–96. <https://doi.org/10.47134/comdev.v2i2.52>
- Lestari, R. I., Rahayu, D., Budiati, E., Irianto, S. E., & Karyus, A. (2023). Analisis Faktor-Faktor Yang Berhubungan Dengan Kejadian Berat Badan Lahir Rendah Di Kabupaten Mesuji Tahun 2022. *An Idea Health Journal*, 3(02), 41–48. <https://doi.org/10.53690/ihj.v3i02.157>
- Lestari, W., & Sumarlinda, S. (2023). Studi Komparatif Model Klasifikasi Kerentanan Penyakit Jantung Menggunakan Algoritma Machine Learning. *SATIN - Sains Dan Teknologi Informasi*, 9(1), 107–115. <https://doi.org/10.33372/stn.v9i1.918>
- Meko, A. S., Nugraheni, S. A., & Kartini, A. (2022). Evaluasi Implementasi Upaya Penanggulangan Gizi Buruk pada Masa Pandemi Covid-19 di Puskesmas: Literature Review. *Media Publikasi Promosi Kesehatan Indonesia*, 5(6), 640–646. <https://doi.org/10.31934/mppki.v2i3>
- Nazanah, J. T. M. A., & Jambak, M. I. (2023). Pemanfaatan Algoritma Decision Tree ID3 Bagi Manajemen Bimbel Untuk Menentukan Faktor Kelulusan Pada Sekolah Kedinasan. *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer*, 3(6), 915–924. <https://doi.org/10.30865/klik.v3i6.791>

- Nurul Husna, L., & Izzah, N. (2021). Gambaran Status Gizi Pada Balita: Literature Review. *Seminar Nasional Kesehatan*, 385–392. <https://doi.org/https://doi.org/10.48144/prosiding.v1i.689>
- Putri Andayani, R., & Afnuhazi, R. (2022). Faktor-Faktor Yang Berhubungan Dengan Status Gizi Pada Balita. *Jurnal Kesehatan Mercusuar*, 5, 41–48. <https://doi.org/https://doi.org/10.36984/jkm.v5i2.309>
- Ula, M., Ulva, A. F., Mauliza, Ali, M. A., & Said, Y. R. (2022). Penerapan Machine Learning dalam Penentuan Klasifikasi Gizi Anak dengan Decision Tree. *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF)*, 3(5), 1457–1465. <https://doi.org/https://doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.5.599>
- Vinci, A. S., Bachtiar, A., & Parahita, I. G. (2022). Kajian Ilmiah Problema Kesehatan Efektivitas Edukasi Mengenai Pencegahan Stunting Kepada Kader: Systematic Literature Review. *Journal Endurance*, 7(1), 66–73. <https://doi.org/https://doi.org/10.31004/cdj.v4i6.22857>
- Yusuf, N. N., & Ilmiyani, S. N. (2023). Intervensi Gizi Spesifik Dalam Upaya Pencegahan Stunting dan Gizi Buruk Pada Balita di Dusun Sira Lauk. *Communnity Development Journal*, 4(2), 1147–1150. <https://doi.org/https://doi.org/10.31004/cdj.v4i2.12875>
- Zami, A. Z., Nurdiawan, O., & Dwilestari, G. (2022). Klasifikasi Kondisi Gizi Bayi Bawah Lima Tahun Pada Posyandu Melati Dengan Menggunakan Algoritma Decision Tree. *Jurnal Sistem Komputer Dan Informatika (JSON)*, 3(3), 305–310. <https://doi.org/10.30865/json.v3i3.3892>