

# ANALISIS STATUS GIZI BALITA MENGGUNAKAN METODE JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION

Kinanti Sekar Arum<sup>1</sup>, Relita Kurnia Cahyawati<sup>2</sup>, Fadilla Fadwa Kusuma Agustin<sup>3</sup>,  
Rajnaparamitha Kusumastuti<sup>4</sup>

Prodi S1 Informatika, STMIK Amikom Surakarta  
Sukoharjo Indonesia

Email: <sup>1</sup>[kinanti.10236@mhs.amikomsolo.ac.id](mailto:kinanti.10236@mhs.amikomsolo.ac.id),  
<sup>2</sup>[relita.10257@mhs.amikomsolo.ac.id](mailto:relita.10257@mhs.amikomsolo.ac.id), <sup>3</sup>[fadilla.10322@mhs.amikomsolo.ac.id](mailto:fadilla.10322@mhs.amikomsolo.ac.id),  
<sup>4</sup>[rajna@dosen.amikomsolo.ac.id](mailto:rajna@dosen.amikomsolo.ac.id)

## Abstract

*Malnutrition is a serious global health problem. This research uses a backpropagation artificial neural network to develop a nutritional status prediction model. This model is expected to be able to identify individuals at high risk of experiencing malnutrition based on related risk factors. This research succeeded in developing an artificial neural network model that is accurate in predicting nutritional status based on anthropometric data of 500 individuals. This model shows the best performance in classifying nutritional status based on body weight for age, with a very small error rate. With epoch 500 and test 70%. Resulting in an MAE of 0.044. This research shows the potential of using backpropagation in identifying individuals at high risk of malnutrition using body weight and age. This model can be used as a screening tool for target populations at high risk for nutritional interventions, thereby improving public health outcomes.*

**Keywords:** Artificial neural network, Backpropagation, MSE, Nutritional status, Prediction

## Abstraksi

*Malnutrisi merupakan masalah kesehatan global yang serius. Penelitian ini menggunakan jaringan saraf tiruan backpropagation untuk mengembangkan model prediksi status gizi. Model ini diharapkan dapat mengidentifikasi individu yang berisiko tinggi mengalami malnutrisi berdasarkan faktor-faktor risiko yang terkait. Penelitian ini berhasil mengembangkan model jaringan saraf tiruan yang akurat dalam memprediksi status gizi berdasarkan data antropometri 500 individu. Model ini menunjukkan kinerja terbaik dalam mengklasifikasikan status gizi berdasarkan berat badan terhadap usia, dengan tingkat kesalahan yang sangat kecil. Dengan epoch 500 dan test 70%. Menghasilkan MAE 0,044. Penelitian ini menunjukkan potensi penggunaan backpropagation dalam mengidentifikasi individu yang memiliki risiko tinggi terhadap malnutrisi menggunakan Berat badan dan Umur. Model ini dapat digunakan sebagai alat screening untuk target populasi yang memiliki risiko tinggi untuk intervensi gizi, sehingga meningkatkan hasil kesehatan masyarakat.*

**Kata Kunci:** Backpropagation, Jaringan Syaraf Tiruan, MSE, prediksi, status gizi

## **1. PENDAHULUAN**

Status gizi balita (0-5 tahun) merupakan isu kesehatan masyarakat yang krusial baik di tingkat nasional maupun global. Malnutrisi, baik defisiensi maupun kelebihan nutrisi, dapat menimbulkan berbagai komplikasi kesehatan, termasuk immunosupresi, gangguan kognitif, dan peningkatan risiko morbiditas. Oleh karena itu, pemantauan dan analisis status gizi balita secara berkala sangat penting untuk memungkinkan intervensi dini dan pencegahan malnutrisi. Jaringan syaraf tiruan backpropagation dapat digunakan untuk mendukung proses pengambilan keputusan, sehingga petugas kesehatan dapat melihat dan menilai data status gizi balita dengan baik tanpa adanya suatu kesalahan.

Jaringan Saraf Tiruan (JST) telah terbukti efektif dalam menganalisis data kompleks di berbagai bidang, termasuk kesehatan. Dengan menggunakan algoritma backpropagation, JST dapat membangun model prediksi yang akurat untuk menentukan status gizi seseorang berdasarkan sejumlah variabel input.

Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri dari 500 sampel balita dengan variabel input meliputi umur, jenis kelamin, tinggi badan, berat badan, dan indeks massa tubuh (BMI). Status gizi balita akan ditentukan berdasarkan indeks antropometri BB/U, TB/U, dan BB/TB. Sebelum proses pelatihan model, data akan dinormalisasi dan diskala untuk meningkatkan kinerja model. Model jaringan syaraf tiruan yang digunakan akan memiliki beberapa lapisan tersembunyi dan dilatih menggunakan algoritma backpropagation dengan metode optimasi gradient stochastic.

Untuk mengukur akurasi model, kita akan menggunakan metrik MSE. MSE menghitung rata-rata kuadrat dari selisih antara nilai yang diprediksi oleh model dengan nilai sebenarnya pada data pengujian. Semakin kecil nilai MSE, semakin baik kemampuan model dalam melakukan generalisasi. Selain itu, hasil prediksi model akan dibandingkan dengan metode konvensional yang umum digunakan dalam evaluasi status gizi, sehingga dapat diketahui keunggulan dan kelemahan dari pendekatan yang diusulkan.

Penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam bidang nutrisi dengan mengembangkan model JST backpropagation yang mampu memprediksi status gizi dengan tingkat akurasi yang tinggi. Penggunaan metrik kesalahan kuadrat rata-rata (MSE) sebagai indeks evaluasi model semakin memperkuat reliabilitas hasil penelitian ini.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan dan mengevaluasi kinerja model JST dalam memprediksi status gizi balita. Dengan demikian, diharapkan dapat memberikan kontribusi pada pengembangan teknologi kesehatan yang lebih akurat dan efisien, serta mendukung upaya pemerintah dalam mengatasi masalah gizi buruk di Indonesia.

## **2. TINJAUAN PUSTAKA**

Berdasarkan penelitian yang dilakukan Pretty Natalia Napitupulu, implementasi algoritma backpropagation jaringan syaraf tiruan untuk prediksi dengan menggunakan model arsitektur 10-7-1 dapat melakukan prediksi dengan akurasi 100%, dapat dilihat

bahwa presentasi angka harapan hidup di kota jambi tahun 2023 mengalami peningkatan dibandingkan dengan tahun sebelumnya [1].

Penelitian terdahulu juga dilakukan oleh M Chairul Azmi, dapat disimpulkan jaringan syaraf tiruan dapat digunakan untuk melakukan diagnosa terhadap penyakit. Metode backpropagation dan Hopfield dapat mendiagnosa dengan cepat dan tepat. Semakin banyak data yang di masukkan, maka hasil pengujian akan lebih namun memakan waktu yang lebih lama [2].

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh Rizky Riyanda, Algoritma Backpropagation dapat melakukan proses prediksi. Tapi baik atau tidaknya nilai error dan hasil keluaran sangat dipengaruhi penentuan parameter seperti besarnya learning rate dan jumlah neuron pada hidden layer [3].

Penelitian yang dilakukan oleh Eka Ramadhani Putra, Hasil prediksi dari perhitungan JST dengan Algoritma Backpropagation berdasarkan arsitektur 3-10-1, diuji dengan menggunakan aplikasi berbasis Python, menghasilkan prediksi 5 bulan kedepan dengan akurasi prediksi didapatkan nilai akurasi 91.706% [4].

Anisa Fauzia menyampaikan dalam klasifikasi status gizi balita, dari hasil penelitian dapat diperoleh status cukup = 3 dengan data kriteria yang didapatkan. Selanjutnya pembuatan sistem menggunakan bahasa pemrograman PHP dan database MYSQL [5].

Evannoah Rolimarch Pratama menyatakan, hasil akurasi terbaik dari klasifikasi status gizi balita menggunakan metode JST Backpropagation dengan menggunakan dataset PSG tahun 2017 dengan model hyperparameter. Karena pengujian dilakukan menghasilkan besarnya jumlah neuron pada hidden layer, sehingga akurasi tergolong tinggi [6].

Daniel Arbanus Simbolon mengemukakan, hasil prediksi Indeks Massa Tubuh Balita menggunakan model arsitektur mengalami peningkatan yang sangat baik dibanding dengan tahun - tahun sebelumnya, penelitian ini memberikan dampak baik dalam gizi balita, dengan membantu mengatasi gizi buruk pada balita seperti memberi asupan gizi yang baik serta memberikan suntik imunisasi [7].

Rahmat Irsyada menyatakan, bahwa jaringan syaraf tiruan model Adaline pada program klasifikasi status gizi balita diterapkan menggunakan bahasa pemrograman PHP. Hasil perbandingan perhitungan JST adaline dengan data dari knowledge based yaitu standart eror sebesar 13% dan akurasi sebesar 87% [8].

Pada penelitian Mukhamad Roni melakukan rancang bangun sistem deteksi dini status gizi dan risiko stunting pada balita, diperlukan akurasi dan presisi yang sesuai dengan kondisi nyata dengan melakukan perbandingan antara sensor dengan alat manual yang dimiliki Posyandu Balai Desa Purworejo Kabupaten Malang. Pada pengujian keseluruhan sistem, didapatkan akurasi sebesar 96,6% [9].

Fahima Alamri menyampaikan, berdasarkan hasil perbandingan klasifikasi status gizi balita dengan menggunakan metode learning vector quantization (LVQ) dan metode JST backpropagation, menyatakan bahwa penggunaan metode LVQ pada permasalahan

pengklasifikasian tingkat gizi balita di kecamatan sangkub lebih baik jika dibandingkan dengan metode backpropagation [10].

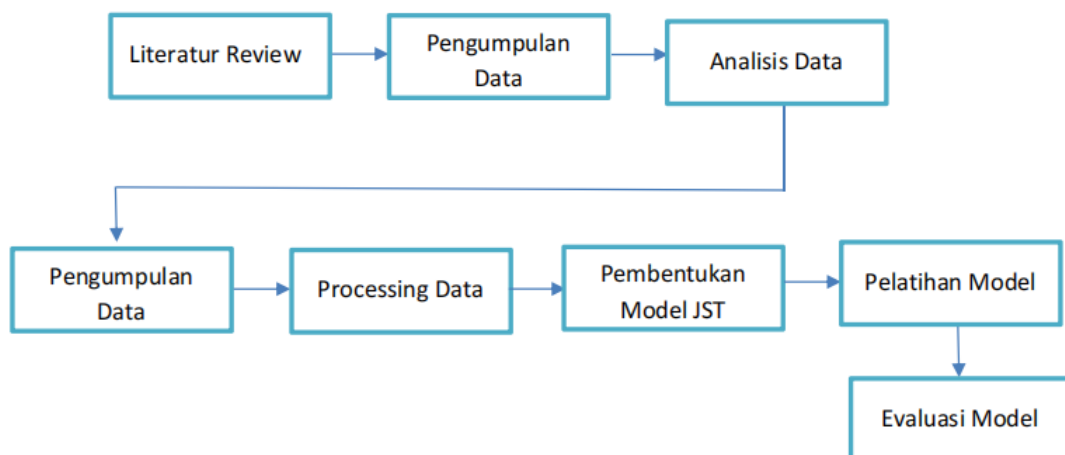
Penelitian yang dilakukan oleh Emir Ramon, Hasil yang didapatkan dari proses klasifikasi data status gizi bayi menunjukkan nilai akurasi dengan rata-rata nilai akurasi 87%. Dengan nilai presentase yang tergolong tinggi dapat berubah atau tidak konsisten karena data testing dan data training yang digunakan diambil secara acak [11].

Secara umum, metode JST backpropagation memiliki potensi tinggi dalam mengklasifikasikan status gizi balita, dan hasilnya sangat bergantung pada pemilihan parameter, teknik preprocessing, dan kelengkapan variabel input. Kombinasi metode dengan algoritma optimasi tambahan juga menjanjikan untuk menghasilkan akurasi yang lebih tinggi, tetapi perlu diimbangi dengan pertimbangan waktu dan sumber daya komputasi.

### 3. METODE PENELITIAN

#### 3.1. Alur Penelitian

Penelitian ini memiliki alur kerja yang terdiri dari beberapa tahap, dimulai dari Literatur Rivew, pengumpulan data, analisis Data ; Pengumpulan Data, Processing Data, Pembentukan Model JST, Pelatihan Model, Evaluasi Model, dan Penggunaan Model.



Gambar 1. Alur Penelitian

Berdasarkan gambar 1, data set yang digunakan merupakan dataset public dari kaggle yang menyediakan informasi yang berkaitan dengan data Status Gizi Balita. Alur penelitian dimulai dengan pengumpulan data balita, dan dilanjutkan dengan tahap preprocessing untuk menormalisasikan dan mengatasi missing values. Kemudian, atribut yang relevan dipilih untuk analisis. Data yang sudah siap diproses kemudian dipartisi menjadi dua set: data pelatihan dan data pengujian. Data pelatihan digunakan sebagai input untuk melatih model JST Backpropagation, sedangkan data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kinerja model yang telah terlatih. Teknik pembagian data yang umum digunakan adalah pembagian acak.

### 3.2. Jaringan Saraf Tiruan

JST adalah model matematis yang terinspirasi dari struktur dan fungsi jaringan saraf biologis. JST terdiri dari beberapa lapisan neuron yang saling terhubung. Setiap neuron menerima sinyal input dari neuron-neuron pada lapisan sebelumnya, melakukan perhitungan tertentu, dan kemudian mengirimkan sinyal output ke neuron-neuron pada lapisan berikutnya.

Dalam JST, backpropagation adalah metode pelatihan yang bekerja berdasarkan prinsip koreksi kesalahan. Jika hasil yang diberikan oleh jaringan tidak sesuai dengan yang diharapkan, maka parameter-parameter dalam jaringan (disebut bobot) akan disesuaikan secara bertahap. Tujuannya adalah untuk mengurangi selisih antara hasil yang didapat dengan hasil yang sebenarnya, sehingga pada pelatihan berikutnya jaringan dapat menghasilkan output yang lebih tepat.

### 3.3. Model JST Backpropagation

Merancang arsitektur JST Backpropagation melibatkan penentuan jumlah dan ukuran lapisan tersembunyi yang akan digunakan. Lapisan tersembunyi berfungsi sebagai ekstraktor fitur, memungkinkan jaringan untuk belajar representasi data yang lebih kompleks. Jumlah neuron pada setiap lapisan tersembunyi akan mempengaruhi kapasitas model dalam mempelajari pola data, namun perlu diperhatikan risiko overfitting. Bobot koneksi antar neuron, yang diinisialisasi secara acak, akan terus diperbarui selama proses pelatihan untuk meminimalkan kesalahan prediksi. Ekstraksi informasi dari data dalam penelitian ini dilakukan dengan menerapkan algoritma backpropagation pada jaringan saraf tiruan. Proses pelatihan meliputi propagasi maju untuk menghasilkan output, perhitungan error antara output yang dihasilkan dengan nilai sebenarnya, dan penyesuaian bobot koneksi antar neuron untuk meminimalkan error. [1]. Berikut adalah langkah-langkah dari metode ini:

**Langkah 0** = Memberikan bobot awal yang berbeda-beda secara acak dengan rentang nilai yang kecil.

**Langkah 1** = Ulangi proses dari langkah 2 sampai 9 hingga error mencapai ambang batas yang ditentukan.

**Langkah 2** = Iterasi langkah 3-9 pada setiap iterasi epoch.

**Fase 1 : Propagasi maju untuk menghasilkan output**

**Langkah 3** = Setiap unit input menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi.

**Langkah 4** = Tentukan bobot koneksi ke neuron  $Z_j$  [2]:

$$\begin{aligned} z_{inj} &= v_{0j} + \sum_i x_i v_{ij} \\ z_j &= f(z_{inj}) \end{aligned} \tag{1}$$

**Keterangan :**

$z_{inj}$  = nilai dari unit tersembunyi ke-j

$x_i$  = unit input ke-i, di mana sinyal input dan output pada unit ini adalah  $x$

$v_{0j}$  = bobot pada unit di layer tersembunyi ke-j

$v_{ij}$  = bobot pada unit ke-i di layer tersembunyi ke-j

$Z_j$  = unit tersembunyi ke-j input jaringan ke- $Z_j$

**Langkah 5** = Hitung bobot sinyal input pada unit output ( $Y_k$ ) [2] :

$$\begin{aligned} y_{-in_k} &= \mathcal{W}_0 + \sum_i z_j w_{jk} \\ Y_k &= f(y_{-in_k}) \end{aligned} \quad (2)$$

**Keterangan :**

- y\_in k = nilai dari output ke-k
- W<sub>o k</sub> = dari bobot unit tersembunyi ke unit output ke-k
- W<sub>j k</sub> = dari bobot unit tersembunyi ke-j ke unit output ke-k
- Y<sub>k</sub> = nilai dari unit output ke-k dengan fungsi aktivasi

**Fase 2 : Perhitungan error antara output yang dihasilkan dengan nilai sebenarnya**

**Langkah 6** = Tentukan kontribusi error dari setiap unit output untuk memperbarui bobot [2]:

$$\begin{aligned} \delta_k &= (t_k - y_k) f'(y_{-in_k}) \\ \Delta w_{jk} &= \alpha \delta_k z_j \end{aligned} \quad (3)$$

**Keterangan :**

- δ<sub>k</sub> = nilai kesalahan di output
- t<sub>k</sub> = nilai target output
- α = laju pembelajaran
- ΔW<sub>jk</sub> = Penyesuaian bobot dari unit tersembunyi ke-j menuju output ke-k.

**Langkah 7** = Hitung kesalahan pada setiap bagian tersembunyi Z<sub>j</sub> untuk menentukan

seberapa besar perubahan yang dibutuhkan [2]:

$$\begin{aligned} \delta_{-in_j} &= \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \\ \delta_j &= \delta_{-in_j} f'(z_{-in_j}) \\ \Delta v_{ij} &= \alpha \delta_j x_i \end{aligned} \quad (4)$$

**Keterangan :**

- δ<sub>j</sub> = nilai kesalahan di unit tersembunyi
- Δv<sub>i j</sub> = Perubahan nilai yang menghubungkan input ke-l dengan bagian tersembunyi ke-j

**Fase 3 : Pembaruan bobot koneksi antar neuron untuk meminimalkan error**

**Langkah 8** = Periksa kondisi untuk menghentikan proses [2]:

$$\begin{aligned} w_{jk} (baru) &= w_{jk} (lama) + \Delta w_{jk} \\ V_{ij} (baru) &= V_{ij} (lama) + \Delta V_{ij} \end{aligned} \quad (5)$$

**Langkah 9** = Periksa kondisi untuk menghentikan proses.

Rumus normalisasi data :

$$x' = \frac{0,8(x - a)}{b - a} + 0,1$$

(6)

### 3.4. Pelatihan Model

Pelatihan model adalah proses iteratif di mana model JST Backpropagation belajar dari data training. Pada setiap iterasi, langkah-langkah berikut dilakukan: Forward propagation adalah Input data dimasukkan ke dalam jaringan dan dipropagasi maju melalui lapisan-lapisan. Pada setiap lapisan, output dari neuron dihitung berdasarkan input yang diterima dari lapisan sebelumnya dan bobot koneksi terkait.

Backpropagation adalah Setelah propagasi maju selesai, error antara output prediksi model dan output aktual dihitung. Error ini kemudian dipropagasi mundur melalui jaringan. Selama backpropagation, bobot koneksi diperbarui dengan tujuan untuk mengurangi error. Proses iterasi forward propagation dan backpropagation ini diulang sampai model konvergen atau mencapai jumlah iterasi maksimum yang telah ditentukan.

### 3.5. Evaluasi Model

Proses evaluasi pada pelatihan JST backpropagation bertujuan untuk mengukur seberapa baik model yang telah dilatih dalam memprediksi data baru. Evaluasi ini dilakukan dengan memberikan data pengujian pada model dan kemudian menghitung metrik-metrik kinerja seperti akurasi, RMSE, MAE, dan MSE. Metrik-metrik ini akan memberikan gambaran yang lebih jelas mengenai performa model.

## 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 4.1. Normalisasi Data

Untuk optimasi proses pelatihan dan pengujian, data input perlu dinormalisasi ke dalam rentang nilai tertentu.



	NO	NAMA BALITA	JENIS KELAMIN	UMUR BULAN/TAHUN	Berat	Tinggi	BMI
0	1	Adhe Fitri	P	24	5.8	0.650	13.73
1	2	Andi Hariati	P	24	5.5	0.590	15.80
2	3	Anwar Amir	L	28	6.7	0.715	13.11
3	4	Asmar	L	30	8.1	0.725	15.41
4	5	Eka Andriyani	P	28	6.9	0.730	12.95

Gambar 2. Dataset sebelum di normalisasi

```

[ ] NO  NAMA BALITA  JENIS KELAMIN  UMUR BULAN/TAHUN  Berat  Tinggi  %
[ ] --  --  --  --  --  --  --
[ ] 0  1  Adhe Fitri  P  24  5.8  0.001538
[ ] 1  2  Anli Hsriati  P  24  5.5  0.000961
[ ] 2  3  Anwar Anir  L  28  6.7  0.002163
[ ] 3  4  Asmar  L  38  8.1  0.002259
[ ] 4  5  Eka Andriyani  P  38  6.9  0.002387

[ ] BMI
[ ] 0  0.002584
[ ] 1  0.003838
[ ] 2  0.002451
[ ] 3  0.003946
[ ] 4  0.002416

[ ] BMI  Tinggi
[ ] 0  0.002584  0.001538
[ ] 1  0.003838  0.000961
[ ] 2  0.002451  0.002163
[ ] 3  0.003946  0.002259
[ ] 4  0.002416  0.002387

[ ] BMI  Tinggi
[ ] count  499.000000  499.000000
[ ] mean   0.000138  0.400508
[ ] std    0.044044  0.372179
[ ] min    0.000000  0.000000
[ ] 25%    0.002009  0.002590
[ ] 50%    0.003450  0.037535
[ ] 75%    0.005296  0.744255
[ ] max    1.000000  1.000000
    
```

Gambar 3. Dataset setelah di normaliasi

#### 4.2. Pelatihan dan Pengujian Data

Tabel 1 hingga 3 menyajikan kinerja model jaringan saraf tiruan dengan variasi fungsi aktivasi dan jumlah neuron pada lapisan tersembunyi dalam mengklasifikasikan status gizi berdasarkan indeks antropometri BB/U, TB/U, dan BB/TB. Semua model menggunakan algoritma optimasi Adam.

Tabel 1. Hasil terbaik untuk memprediksi status gizi berdasarkan BB/U didapat dari kombinasi tertentu antara jenis fungsi aktivasi dan jumlah neuron.

Epoch	Test%	MSE	RMSE	MAE
500	70%	0,027	0,16	0,044
1000	80%	0,036	0,19	0,044

Tabel 2. Hasil terbaik untuk memprediksi status gizi berdasarkan TB/U didapat dari kombinasi tertentu antara jenis fungsi aktivasi dan jumlah neuron.

Epoch	Test%	MSE	RMSE	MAE
200	70%	0,02	0,161	0,044
500	70%	0,03	0,176	0,045

Tabel 3. Hasil terbaik untuk memprediksi status gizi berdasarkan TB/BB didapat dari kombinasi tertentu antara jenis fungsi aktivasi dan jumlah neuron.

Epoch	Test%	MSE	RMSE	MAE
200	70%	0,024	0,15	0,043
500	70%	0,025	0,15	0,040



```
df['Status Gizi'] = df.apply(categorize_status, axis=1)

[17] print(df['Status Gizi'])

0      Kurus
1      Kurus
2      Kurus
3      Kurus
4      Kurus
...
494    Kurus
495    Kurus
496    Kurus
497    Kurus
498    Kurus
Name: Status Gizi, Length: 499, dtype: object

print(df['Status Gizi'].value_counts(normalize=True))

Status Gizi
Kurus    1.0
Name: proportion, dtype: float64
```

Gambar 5. Rata-rata kelas

Berdasarkan data yang disajikan dalam tabel 1 – 3. Dapat disimpulkan bahwa nilai akurasi terbaik diperoleh dari klasifikasi BB/U menggunakan optimizer Adam, Dengan epoch 500 dan test 70%. Menghasilkan MAE 0,044. Dari hasil perhitungan data diatas menunjukkan rata-rata status gizi balita masuk ke dalam kelas kurus.

JST yang dikembangkan berhasil mengidentifikasi pola yang rumit dalam data tubuh balita, sehingga mampu memprediksi status gizi dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hasil analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa rasio BB/U merupakan faktor penentu utama dalam prediksi status gizi. Hal ini menegaskan pentingnya berat badan sebagai indikator utama dalam menilai status gizi balita. Model JST ini berpotensi besar sebagai alat skrining awal untuk mendeteksi balita yang berisiko mengalami malnutrisi, sehingga memungkinkan intervensi gizi dilakukan lebih dini untuk mencegah terjadinya komplikasi.

## 5. KESIMPULAN

Penelitian status gizi balita menggunakan metode jaringan syaraf tiruan (JST) backpropagation menunjukkan bahwa teknik ini efektif dalam mengklasifikasikan status gizi berdasarkan berbagai indikator kesehatan dan dapat membantu dalam identifikasi dini terhadap kasus gizi kurang atau gizi buruk. Penelitian ini melakukan beberapa percobaan dan menemukan hasil yang terbaik yaitu dengan menggunakan 500 epoch, 70% data test yang menghasilkan MAE terbaik sebesar 0,044. Dari hasil penelitian dan pengujian data metode ini tidak hanya meningkatkan ketepatan diagnosis status gizi tetapi juga dapat berkontribusi pada pengambilan keputusan yang lebih baik dalam program kesehatan masyarakat, khususnya untuk mengatasi masalah gizi buruk pada anak.

Peneliti selanjutnya perlu memperhatikan data yang lebih lengkap dan akurat untuk meningkatkan performa JST backpropagation dalam memprediksi status gizi

balita. Semakin banyak data yang tersedia, semakin baik model akan mengenali pola yang tepat, dengan mencari parameter optimal dalam pelatihan JST, seperti jumlah lapisan tersembunyi dan nilai learning rate, yang dapat meningkatkan akurasi prediksi status gizi.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. N. Napitupulu, A. R. Damanik, and J. E. Napitupulu, "Implementasi Algoritma Backpropagation Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Angka Harapan Hidup Di Kota Jambi," *J. JPILKOM (J. Penelit. Ilmu Komput. )*, vol. 1, no. 1, pp. 10–15, 2023.
- [2] M. C. Azmi and S. Sinurat, "Mendiagnosa Penyakit Mata Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan dengan Menggunakan Metode Backpropagation dan Hopfield," *J. Ris. Komputer*, vol. 7, no. 6, pp. 2407–389, 2020, doi: 10.30865/jurikom.v7i6.2592.
- [3] R. Riyanda, A. H. H. Pardede, and R. Saragih, "Jaringan Syaraf Tiruan Memprediksi Kebutuhan Obat-Obatan Menggunakan Metode Backpropagation ( Studi Kasus : UPTD Puskesmas Bahorok )," *Semin. Nas. Inform.*, pp. 47–55, 2021.
- [4] E. Ramadhani Putra, G. Widi Nurcahyo, and F. Ilmu Komputer, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Algoritma Backpropagation Untuk Memprediksi Kunjungan Poliklinik (Studi Kasus Di Rumah Sakit Otak Dr. Drs. M. Hatta Bukittinggi)," *KESATRIA J. Penerapan Sist. Inf. (Komputer Manajemen)*, vol. 5, no. 2, pp. 448–457, 2024, [Online]. Available: <https://www.pkm.tunasbangsa.ac.id/index.php/kesatria/article/view/354>
- [5] A. Fauzia and A. S. R. M. Sinaga, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbors pada Klasifikasi Status Gizi Balita (Studi Kasus Posyandu Desa Aras Kabu)," *Katera J. Sains dan Teknol.*, vol. 1, no. 1, pp. 17–22, 2024.
- [6] E. R. Pratama and J. B. B. Darmawan, "Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Jaringan Syaraf," *Ris. dan Teknol. Terap.*, pp. 1–10, 2021, [Online]. Available: <https://journal.unpar.ac.id/index.php/ritektra/article/view/4899>
- [7] D. A. Simbolon, D. Hartama, and F. Anggraini, "Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Dalam Memprediksi Gizi Balita Pada Puskesmas Siantar Utara Kota Pematangsiantar," *BRAHMANA J. Penerapan Kecerdasan Buatan*, vol. 1, no. 1, pp. 48–54, 2019, doi: 10.30645/brahmana.v1i1.7.
- [8] R. Irsyada and H. Ausytra, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Model Adaline Pada Klasifikasi Status Gizi Balita (Berdasarkan Metode Antropometri)," *J. INVERTOR*, vol. 2, no. 1, pp. 13–18, 2019.
- [9] M. Roni, D. Syauqy, and R. Primananda, "Rancang Bangun Sistem Deteksi Dini Status Gizi dan Risiko Stunting pada Balita berdasarkan Tinggi dan Berat Badan menggunakan Metode JST Backpropagation," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 7, pp. 3155–3160, 2022, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>

- [10] F. Alamri, S. Ningsih, I. Djakaria, D. Wungguli, and I. K. Hasan, "Perbandingan Metode Lvq Dan Backpropagation Untuk Klasifikasi Status Gizi Anak Di Kecamatan Sangkup," *J. Gaussian*, vol. 12, no. 3, pp. 314–321, 2023, doi: 10.14710/j.gauss.12.3.314-321.
- [11] E. Ramon, A. Nazir, N. Novriyanto, Y. Yusra, and L. Oktavia, "Klasifikasi Status Gizi Bayi Posyandu Kecamatan Bangun Purba Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (Svm)," *J. Sist. Inf. dan Inform.*, vol. 5, no. 2, pp. 143–150, 2022, doi: 10.47080/simika.v5i2.2185.