

## KLASIFIKASI STATUS GIZI BALITA MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN *BACKPROPAGATION*

Evannoah Rolimarch Pratama<sup>1</sup>, J. B. Budi Darmawan<sup>2\*</sup>

<sup>1,2</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Sanata Dharma, Jl. Paingan, Krodan, Maguwoharjo, Kec. Depok, Kabupaten Sleman, Yogyakarta 55281

E-mail: [evannoah11@gmail.com](mailto:evannoah11@gmail.com)<sup>1</sup>, [b.darmawan@usd.ac.id](mailto:b.darmawan@usd.ac.id)<sup>2\*</sup>

### ABSTRAK

Anak usia di bawah lima tahun merupakan periode perkembangan yang rentan terhadap masalah kesehatan dan gizi. Oleh karena itu, pemenuhan gizi pada balita perlu diperhatikan. Status gizi balita dapat ditentukan berdasarkan indeks antropometri dengan indikator berat badan terhadap umur (BB/U), tinggi badan terhadap umur (TB/U) dan berat badan terhadap tinggi badan (BB/TB). Klasifikasi dilakukan untuk menentukan status gizi berdasarkan BB/U, TB/U, dan BB/TB. Penelitian ini menggunakan model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation* untuk mengekstraksi variabel input, fungsi aktivasi dan optimizer sebagai parameter yang akan dimodifikasi. Akurasi tertinggi untuk klasifikasi BB/U, TB/U dan BB/TB masing-masing adalah 98.470%, 90.706% dan 91.412%. Selain itu, pengujian dilakukan dengan mencari akurasi dari prediksi data Persebaran Status Gizi (PSG) 2019. Hasil akurasi untuk masing-masing klasifikasi BB/U, TB/U dan BB/TB adalah 93.93%, 81.81%, dan 96.96%.

**Kata kunci:** status gizi balita, antropometri, jaringan syaraf tiruan, *backpropagation*

### 1. PENDAHULUAN

Status gizi balita merupakan salah satu indikator yang dapat menggambarkan tingkat kesejahteraan masyarakat. Status gizi balita dapat diukur menggunakan indeks antropometri. Indeks antropometri yang digunakan untuk penilaian status gizi adalah berat badan terhadap umur (BB/U), tinggi badan terhadap umur (TB/U) dan berat badan terhadap tinggi badan (BB/TB). Dari beberapa indikator antropometri tersebut, indikator yang paling umum digunakan adalah BB/U karena lebih mudah dan lebih cepat dimengerti oleh masyarakat umum.

Standar rujukan yang dipakai untuk penentuan status gizi dengan antropometri berdasarkan SK Menkes No. 1995/Menkes/SK/XII/2010 dengan rujukan baku *World Health Organization-National Center for Health Statistics* (WHO-NCHS).

Dalam penentuan status gizi balita, terdapat standar yang sudah diberikan oleh WHO (*World Health Organization*). Standar tersebut berbeda-beda tergantung umur balita. Akan tetapi, terdapat beberapa data yang tidak ada di dalam standar status gizi dari WHO. *Machine learning* bisa digunakan untuk membantu menentukan status gizi balita dari data yang tidak terdapat dalam standar status gizi ini.

Penelitian mengenai permasalahan status gizi balita sudah pernah dilakukan menggunakan algoritma *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN). Penelitian tersebut berjudul "Penerapan *Fuzzy K-Nearest Neighbor* (FK-NN) Dalam Menentukan Status Gizi Balita" dengan menggunakan data 192 balita dari Puskesmas Kertososno, Kabupaten Nganjuk. Dalam penelitian tersebut diperoleh akurasi sebesar 84,37% (Nugraha, dkk., 2017).

Ada beberapa penelitian yang sudah dilakukan menggunakan metode *JST Backpropagation*. Dalam penelitian dengan judul "Analisis Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* untuk Prediksi Kelas Tanah, N-SPT, dan Kohesi Tak Terdrainase", dilakukan klasifikasi tanah, prediksi N-SPT, dan prediksi kohesi tak terdrainase. Dari penelitian tersebut hasil akurasi dari klasifikasi kelas tanah dengan data pelatihan berjumlah 57 data dan data pengujian berjumlah 10 data diperoleh akurasi 98,2% dan 60% untuk data pelatihan dan uji, prediksi N-SPT dengan data pelatihan berjumlah 37 data dan data pengujian berjumlah 10 data diperoleh akurasi 78,36% dan 60% untuk data pelatihan dan uji, prediksi kohesi tak terdrainase dengan data pelatihan berjumlah 28 data dan data pengujian berjumlah 10 data diperoleh akurasi 96,43% dan 90% untuk data pelatihan dan uji (Setiadi, dkk., 2019).

Penelitian lain dengan menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dilakukan dengan melakukan prediksi realisasi penerimaan pajak bumi dan bangunan (PBB) di Pemerintah Kabupaten Bandung Barat. Data yang digunakan sebanyak 165 data. Dari hasil percobaan diperoleh akurasi sebesar 87% (Kuswana, dkk., 2019).

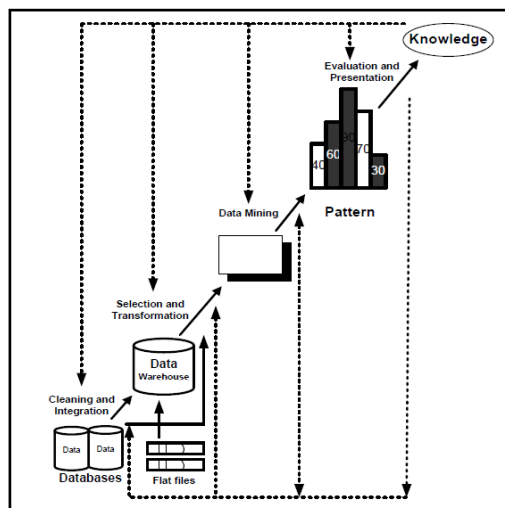
Penelitian untuk melakukan klasifikasi status gizi balita menggunakan jaringan syaraf tiruan sebelumnya telah pernah dilakukan dengan menggunakan indeks antropometri BB/U. Pada penelitian tersebut diperoleh akurasi sebesar 93.85% (Anggraeni, 2010).

Data status gizi balita yang digunakan dalam penelitian ini, sebelumnya sudah dilakukan dengan menggunakan metode *Random Forest*. Dari hasil penelitian tersebut, hasil akurasi prediksi data PSG 2019 untuk klasifikasi BB/U, TB/U, dan BB/TB masing-masing adalah 93.93%, 78.78%, dan 93.93% (Kusuma, 2020).

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menerapkan metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk mengklasifikasi status gizi balita, menguji akurasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dalam mengklasifikasi status gizi balita menggunakan data Pemantauan Status Gizi tahun 2017, menguji akurasi dari hasil prediksi data Pemantauan Status Gizi tahun 2019 menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation dengan model dengan *hyperparameter* optimal dari *data training* PSG 2017, dan menguji metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* untuk mengklasifikasi status gizi balita yang hasil perhitungan atributnya tidak ada di dalam tabel standar status gizi balita.

Kajian pustaka yang relevan pada penelitian ini menjelaskan serta membahas mengenai teori dari *data mining*, klasifikasi dan jaringan syaraf tiruan.

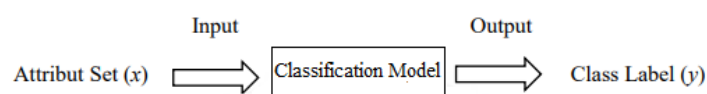
Istilah *data mining* memiliki pengertian sebagai disiplin ilmu yang tujuan utamanya adalah untuk menemukan, menggali atau menambang pengetahuan dari data atau informasi yang kita miliki (Susanto, dkk., 2010). *Data mining* merupakan proses untuk mendapatkan informasi yang berguna dari gudang basis data yang besar. *Data mining* juga dapat diartikan sebagai pengekstrakan informasi baru yang diambil dari bongkahan data besar yang membantu dalam pengambilan keputusan. Diperlukan tahap-tahap sebagai rangkaian suatu proses pada *data mining*, yang tersaji pada Gambar 1 (Han, dkk., 2000).



Gambar 1. Tahap-tahap *data mining*

*Data mining* merupakan ilmu yang digunakan untuk menganalisis data untuk mengategorikan, mengelompokkan, dan menyimpulkannya. Proses tersebut terdapat teknik atau cara dalam mengelompokkan data pada data mining yang disebut sebagai klasifikasi. Klasifikasi merupakan proses menemukan model yang menggambarkan dan membedakan kelas data yang bertujuan untuk memperkirakan kelas dari objek yang belum diketahui labelnya (Han, dkk., 2000).

Blok Diagram Klasifikasi menunjukkan sebuah gambaran dari proses klasifikasi. Pada atribut set menunjukkan *data input* yang akan digunakan, kemudian diproses oleh klasifikasi dan akan menghasilkan *output* yang berupa kelas. Gambaran mengenai blok diagram klasifikasi tersaji pada Gambar 2 (Joyonegoro, 2017).



Gambar 2. Blok diagram klasifikasi

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) adalah sistem komputasi dimana arsitektur dan operasi diilhami dari pengetahuan tentang sel syaraf biologi dalam otak. JST dapat digambarkan sebagai model matematis dan komputasi untuk fungsi aproksimasi non linear, klasifikasi data, klastering regresi non parametrik atau sebagai sebuah simulasi dari koleksi model syaraf biologi.

Model syaraf ditunjukkan dengan kemampuannya dalam emulasi, analisis, prediksi, dan asosiasi. Berdasarkan kemampuan yang dimiliki JST dapat digunakan untuk belajar dan menghasilkan aturan atau operasi dari beberapa contoh, untuk menghasilkan *output* yang sempurna dari contoh atau *input* yang dimasukkan dan membuat prediksi tentang kemungkinan *output* yang akan muncul atau menyimpan karakteristik dari *input* yang disimpan kepadanya (Kristanto, 2004).

## 2. METODE

### 2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan pada penelitian ini terdiri dari 6 tahap, yaitu pengumpulan data, data *cleaning*, data *selection*, data *transformation*, data *mining* menggunakan metode JST *Backpropagation*, serta evaluasi menggunakan *confusion matrix*. Berikut merupakan penjelasan dari tiap tahap:

#### a. Pengumpulan data

Data diperoleh dari PSG Balita Tahun 2017 (PSG 2017) Kecamatan Kelam Permai, Kabupaten Sintang, Provinsi Kalimantan Barat dan data PSG Balita Kelurahan Bener Tahun 2019 (PSG 2019). Jumlah data PSG 2017 sebanyak 850 data dan jumlah data PSG 2019 sebanyak 33 data. Untuk klasifikasi BB/U, atribut yang digunakan pada penelitian ini adalah jenis kelamin, berat badan, dan umur. Sedangkan untuk klasifikasi TB/U dan BB/TB menggunakan atribut jenis kelamin, berat badan, PB/TB, posisi diukur dan umur.

#### b. Data *cleaning*

Proses data *cleaning* merupakan proses menghilangkan *noise* data, data yang tidak konsisten, dan data yang tidak lengkap (*missing data*). Pada penelitian ini dilakukan perbaikan *dataset* terhadap data yang tidak lengkap. Dari *dataset* PSG 2017 terdapat sebanyak 3 data tidak lengkap dimana data tersebut tidak mempunyai label BB/TB dikarenakan hasil perhitungan atribut tidak ada di tabel standar status gizi. Dari 3 data yang tidak lengkap tersebut jika dibandingkan dengan 853 data yang digunakan diperoleh persentase *missing* data sebanyak 0,352% dari total keseluruhan data, selanjutnya data yang tidak lengkap tersebut akan dihilangkan dari *dataset* dan tidak digunakan dalam proses *training dataset*.

#### c. Data *selection*

Proses data *selection* merupakan proses seleksi atau pemilihan terhadap data atau atribut yang relevan terhadap penelitian ini. Proses data *selection* dilakukan dengan cara melihat atribut yang digunakan dalam rumus mencari klasifikasi BB/U, TB/U dan BB/TB. Rumus untuk menghitung tiap indikator status gizi balita adalah sebagai berikut.

##### 1. BB/U

Indeks berat badan menurut umur diperoleh dengan membandingkan berat badan dengan standar gizi buruk BB/U, standar gizi baik BB/U 1, dan standar gizi baik BB/U 2. Setiap standar gizi diperoleh dari tabel standar BB/U berdasarkan Kode. Pada tabel standar BB/U, standar gizi buruk diperoleh dari kolom "Buruk", standar gizi baik 1 diperoleh dari kolom "Kurang", dan standar gizi baik 2 diperoleh dari kolom "Baik1". Perhitungan Kode tersaji pada persamaan (1).

$$Kode = Jenis\ Kelamin \times 100 + Umur \quad (1)$$

Keterangan:

Jenis Kelamin = Jenis kelamin balita (1, jika laki-laki dan 2, jika perempuan).

Hasil perhitungan Kode dari persamaan (1) digunakan untuk memperoleh standar gizi buruk BB/U, standar gizi baik BB/U 1, dan standar gizi baik BB/U 2 dari balita menggunakan perhitungan manual pada Excel *raw data* Puskesmas Kebong yang digunakan pada penelitian ini. Berikut ini rumus untuk menghitung klasifikasi BB/U.

- 1) Jika berat badan kurang dari standar gizi buruk BB/U, maka indeks berat badan menurut umurnya adalah "Buruk".
- 2) Jika berat badan lebih besar sama dengan standar gizi buruk BB/U dan kurang dari standar gizi baik BB/U 1, maka indeks berat badan menurut umurnya adalah "Kurang".

- 3) Jika berat badan lebih besar sama dengan standar gizi baik BB/U 1 dan kurang dari sama dengan standar gizi baik BB/U 2, maka indeks berat badan menurut umurnya adalah “Baik”.
- 4) Jika berat badan lebih dari standar gizi baik BB/U 2, maka indeks berat badan menurut umurnya adalah “Lebih”.

## 2. TB/U

Indeks tinggi badan menurut umur diperoleh dengan membandingkan konversi TB/PB dengan standar pendek TB/U, standar normal TB/U 1, dan standar normal TB/U 2. Setiap standar gizi TB/U diperoleh dari tabel standar TB/U berdasarkan Kode1. Melihat tabel standar TB/U, standar gizi pendek diperoleh dari kolom “Sangat pendek”, standar gizi normal 1 diperoleh dari kolom “Pendek”, dan standar gizi normal 2 diperoleh dari kolom “Normal1”. Perhitungan masing-masing dapat dilihat pada persamaan (2).

$$Kode1 = Jenis Kelamin \times 100 + Tinggi Badan \quad (2)$$

Hasil perhitungan Kode1 dari persamaan (2) digunakan untuk memperoleh standar pendek TB/U, standar normal TB/U 1, dan standar normal TB/U 2 dari balita menggunakan perhitungan manual pada Excel raw data Puskesmas Kebong yang digunakan pada penelitian ini.

Perhitungan konversi TB/PB dapat dihitung berdasarkan PB/TB, posisi diukur, dan umur. Berikut cara menghitung konversi TB/PB.

- 1) Jika umur kurang dari 24 bulan dan posisi diukur sama dengan 3 (telentang), maka konversi tinggi badan banding panjang badan (TB/PB) sama dengan panjang badan banding tinggi badan (PB/TB).
- 2) Jika umur lebih besar sama dengan 24 bulan dan posisi diukur sama dengan 4 (berdiri), maka konversi TB/PB sama dengan PB/TB.
- 3) Jika umur kurang dari 24 dan posisi diukur sama dengan 4, maka konversi TB/PB sama dengan  $PB/TB + 0,7$ .
- 4) Selain itu, konversi TB/PB sama dengan  $PB/TB - 0,7$ .

Berikut ini rumus untuk menghitung klasifikasi TB/U.

- 1) Jika konversi TB/PB kurang dari standar pendek TB/U, maka klasifikasinya adalah “Sangat Pendek”.
- 2) Jika konversi TB/PB lebih besar sama dengan standar pendek TB/U dan kurang dari standar normal TB/U 1, maka klasifikasinya adalah “Pendek”.
- 3) Jika konversi TB/PB lebih besar sama dengan standar normal TB/U 1 dan kurang dari sama dengan standar normal TB/U 2, maka klasifikasinya adalah “Normal”.
- 4) Jika konversi TB/PB lebih dari standar normal TB/U 2, maka klasifikasinya adalah “Tinggi”.

## 3. BB/TB

Indeks berat badan menurut tinggi badan diperoleh dengan membandingkan berat badan dengan standar kurus BB/TB, standar normal BB/TB 1, dan standar normal BB/TB 2. Setiap standar gizi BB/TB diperoleh dari tabel standar BB/TB berdasarkan Kode2. Melihat tabel standar BB/TB, standar gizi kurus diperoleh dari kolom “Kurus Sekali”, standar gizi normal 1 diperoleh dari kolom “Kurus”, dan standar gizi normal 2 diperoleh dari kolom “Normal1”. Perhitungan Kode2 dapat dilihat pada persamaan (3).

$$Kode2 = (Jenis Kelamin \times 100 + (Kelompok Umur \times 1000)) + Konfersi TB/PB \quad (3)$$

Hasil perhitungan Kode2 dari persamaan (3) digunakan untuk memperoleh standar kurus BB/TB, standar normal BB/TB 1, dan standar normal BB/TB 2 dari balita menggunakan perhitungan manual pada Excel raw data Puskesmas Kebong yang digunakan pada penelitian ini  
 Kelompok umur diperoleh dengan cara sebagai berikut.

- 1) Kelompok umur sama dengan 1, jika umur kurang dari 24 bulan.
- 2) Kelompok umur sama dengan 2, jika umur lebih besar sama dengan 24 bulan.

Berikut adalah rumus untuk menghitung klasifikasi BB/TB..

- 1) Jika berat badan kurang dari standar kurus BB/TB, maka klasifikasinya adalah “Sangat Kurus”.
- 2) Jika berat badan lebih besar sama dengan standar kurus BB/TB dan kurang dari standar normal BB/TB 1, maka klasifikasinya adalah “Kurus”.
- 3) Jika berat badan lebih besar sama dengan standar normal BB/TB 1 dan kurang dari sama dengan standar normal BB/TB 2, klasifikasinya adalah “Normal”.
- 4) Jika berat badan lebih dari standar normal BB/TB 2, maka klasifikasinya adalah “Gemuk”.

Dari klasifikasi BB/U, rumus yang digunakan dalam melakukan klasifikasi menggunakan dasar atribut jenis kelamin (Js. L/P), berat badan (Berat B.) dan Umur. Klasifikasi TB/U, rumus yang digunakan menggunakan atribut Js. L/P, Berat B., PB/TB, Posisi diukur dan Umur. Untuk klasifikasi BB/TB, rumus yang digunakan memiliki dasar atribut yang sama dengan klasifikasi TB/U yaitu atribut Js. L/P, Berat B., PB/TB, Posisi diukur dan Umur. Dari dasar atribut yang digunakan dalam klasifikasi BB/U, TB/U dan BB/TB, maka atribut yang digunakan dalam penelitian ini hanya menggunakan atribut Js. L/P, Berat B., PB/TB, Posisi diukur dan Umur, sedangkan atribut lain dihapus. Atribut yang dihapus antara lain adalah atribut nama, tanggal lahir, proses perhitungan umur, konversi TB/PB, kelompok umur, kode, kode 1, kode 2, standar gizi buruk BB/U, standar gizi baik BB/U, standar pendek PB/U atau TB/U, standar normal PB/U atau TB/U, standar kurus BB/PB atau BB/PB, standar normal BB/PB atau BB/PB

d. *Data transformation*

Proses data *transformation* merupakan proses perubahan data ke dalam bentuk-bentuk yang berbeda dari bentuk sebelumnya untuk mendukung proses penggalian informasi (*data mining*). Pada penelitian ini dilakukan normalisasi data untuk atribut Js.L/P, Berat B., PB/TB, Posisi diukur, dan umur. Data sebelum dan sesudah transformasi tersaji pada Tabel 1 dan 2.

**Tabel 1.** Contoh data sebelum di transformasi.

Js.L/P	Berat B.	PB/TB	Posisi Diukur	Umur
1	8,0	62,2	3	9
1	7,8	63,0	3	8
1	10,1	77,0	3	8
2	6,1	63,0	4	6
2	4,6	56,6	3	6

**Tabel 2.** Contoh data setelah di transformasi

Js.L/P	Berat B.	PB/TB	Posisi Diukur	Umur
0	0,618182	0,470588	0	1
0	0,581818	0,313725	0	0,666667
0	1	1	0	0,666677
1	0,272727	0,313725	1	0
1	0	0	0	0

e. *Data mining* menggunakan metode *JST Backpropagation*

Proses data *mining* adalah proses penggalian informasi dari data yang ada. Penggalian informasi pada penelitian ini berupa klasifikasi. Dalam penelitian ini proses klasifikasi dilakukan menggunakan metode *JST Backpropagation*. Pelatihan *JST backpropagation* terdiri dari 3 fase, yaitu: *feedforward*, *backpropagation* dan penyesuaian bobot (Kristanto, 2004). Langkah-langkah dari Metode *JST Backpropagation* adalah sebagai berikut (Kusmadewi, 2004).

**Langkah 0:** Inisialisasi bobot (set ke nilai kecil secara acak)

**Langkah 1:** Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 2 – 9

**Langkah 2:** Untuk masing-masing pasangan pelatihan, lakukan langkah 3 – 9

**Fase 1: Feedforward**

**Langkah 3:** Tiap unit masukkan menerima sinyal dan meneruskan ke unit tersembunyi.

**Langkah 4:** Hitung bobot sinyal *input* di unit tersembunyi ( $Z_j$ ):

$$z\_in_j = v_{0j} + \sum_i x_i v_{ij} \quad (4)$$

$$Z_j = f(z\_in_j) \quad (5)$$

Keterangan:

$z\_in_j$  = Nilai unit tersembunyi ke- $j$

$X_i$  = Unit input ke- $i$  untuk sebuah unit *input*, sinyal *input* dan sinyal *output* adalah sama yaitu  $x$

$V_{0j}$  = 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* di unit *output* ( $Y_k$ ):

$$y\_in_k = w_{0k} + \sum_i z_j w_{jk} \quad (6)$$

$$Y_k = f(y\_in_k) \quad (7)$$

Keterangan:

$y\_in_k$  = Nilai output ke- $k$

$w_{0k}$  = Bobot unit tersembunyi ke unit output ke- $k$

$w_{jk}$  = Bobot unit tersembunyi ke- $j$  ke unit output ke- $k$

$Y_k$  = Nilai unit *output* ke- $k$  menggunakan fungsi aktivasi

## Fase 2: *Backpropagation*

**Langkah 6:** Hitung faktor  $\delta$  unit *output* berdasarkan kesalahan di setiap unit *output*:

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y\_in_k) \quad (8)$$

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (9)$$

Keterangan:

$\delta_k$  = Nilai error unit output

$t_k$  = Nilai target output

$\alpha$  = Learning rate

$\Delta w_{jk}$  = Perubahan bobot unit tersembunyi ke- $j$  ke unit *output* ke- $k$

**Langkah 7:** Hitung faktor  $\delta$  unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi  $z_j$

$$\delta\_in_j = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (10)$$

$$\delta_j = \delta\_in_j f'(z\_in_j) \quad (11)$$

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (12)$$

Keterangan:

$\delta_j$  = Nilai error unit tersembunyi

$\Delta v_{ij}$  = Perubahan bobot unit *input* ke- $i$  ke unit tersembunyi ke- $j$

## Fase 3: *Penyesuaian Bobot*

**Langkah 8:** Penyesuaian bobot di setiap unit *output*:

$$W_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (13)$$

$$V_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (14)$$

**Langkah 9:** Tes kondisi berhenti

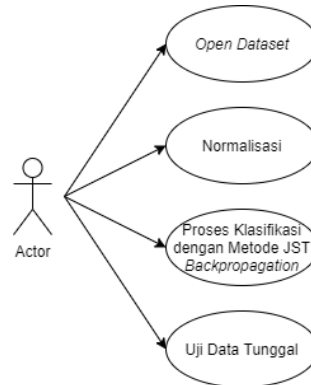
f. Evaluasi menggunakan *confusion matrix*

Pada tahap ini dilakukan identifikasi pola dari hasil penambangan data (*pattern evaluation*) dan proses penyajian hasil dari penambangan data (*Knowledge presentation*). Dalam proses ini penulis melakukan evaluasi dan memberikan penjelasan terkait hasil dari penambangan data. Penjelasan tersebut dilakukan agar informasi yang didapat mudah dipahami dan bermanfaat bagi pihak yang membutuhkan. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix*.

## 2.2 Desain Sistem

Desain sistem merupakan tahap pembuatan diagram sistem yang menggunakan *Unified Modeling Language* (UML) dengan konsep *Object-Oriented Programming* (OOP). Desain sistem yang digunakan pada penelitian ini

adalah *usecase diagram*. *Usecase Diagram* digunakan untuk menggambarkan fitur apa saja yang dibuat pada sistem klasifikasi status gizi balita menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation*. *Usecase diagram* tersaji pada Gambar 3.



**Gambar 3.** *Usecase Diagram*

### 2.3 Skenario Percobaan

Pada penelitian ini, implementasi metode *JST Backpropagation* digunakan pada proses perhitungan klasifikasi status gizi balita. Perhitungan dilakukan dari data PSG 2017 yang diperoleh dari Kecamatan Kelam Permai, Kabupaten Sintang, Provinsi Kalimantan Barat.

Sebelum melakukan perhitungan, maka dilakukan *data cleaning* terlebih dahulu untuk menghilangkan *noise* dan data yang tidak konsisten atau data tidak relevan. Dari data PSG 2017 diperoleh 853 *record data* balita. Setelah dilakukan *data cleaning*, diperoleh data sebanyak 850 *record data* balita, karena terdapat 3 *record data* yang tidak memiliki label BB/TB. Data PSG 2017 yang tidak memiliki label BB/TB akan diujikan ke dalam sistem, untuk melihat apakah sistem yang sudah dibuat mampu melakukan klasifikasi terhadap data tanpa label BB/TB. Data PSG 2017 tanpa label BB/TB tersaji pada Tabel 3.

**Tabel 3.** Data PSG 2017 tanpa label BB/TB

Js.L/P (L=1, P=2)	Berat B. (Kg)	PB/TB (Cm)	Posisi Diukur (Terlentang=3, Berdiri=4)	Umur (Bulan)	Klasifikasi		
					BB/U	TB/U	BB/TB
1	9,5	9,4	3	18	Baik	Sangat Pendek	-
1	10,2	8,1	3	16	Baik	Sangat Pendek	-
1	7,9	7,5	3	13	Baik	Sangat Pendek	-

Setelah melakukan *data cleaning*, data dinormalisasi menggunakan fungsi *min-max* dengan rentang 0 dan 1. Hasil dari seluruh data yang telah dinormalisasi kemudian digunakan untuk tahap langkah penghitungan metode *JST Backpropagation* menggunakan persamaan 4 sampai dengan 14. Pada penelitian ini, *hyperparameter* optimal dari metode *backpropagation* dicari dengan melihat akurasi tertinggi dari kombinasi fungsi aktivasi, optimizer, jumlah *neuron*. Fungsi aktivasi yang akan digunakan pada penelitian ini adalah ReLU dan Tanh untuk leyer tersembunyi dan Softmax untuk layer output. Optimizer yang digunakan adalah Adamax, Adam dan RMSProp. Jumlah *neuron* yang akan digunakan adalah 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50. Untuk klasifikasi BB/U menggunakan 3 *neuron* untuk layer input yaitu atribut Js.L/P, Berat B. dan Umur. Sedangkan untuk klasifikasi TB/U dan BB/TB menggunakan 5 *neuron* untuk layer input yaitu Js.L/P, Berat B., PB/TB, Posisi Diukur dan Umur.

Uji akurasi dilakukan untuk menemukan *hyperparameter* optimal dari masing-masing klasifikasi BB/U, TB/U dan BB/TB dari data PSG 2017 serta menggunakan model dari *hyperparameter* optimal tersebut untuk melakukan pengujian data menggunakan data PSG 2019. Batas jumlah *epoch* pada penelitian ini berjumlah 1000 menggunakan *early stopping* dengan tingkat *patience* sebesar 50 *epoch*.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil akurasi dan *loss* dari variasi fungsi aktivasi dan jumlah *neuron* di tiap *layer* tersembunyi menggunakan *optimizer* Adam untuk klasifikasi BB/U, TB/U dan BB/TB tersaji pada Tabel 4 sampai 6.

**Tabel 4.** Hasil akurasi tertinggi dari uji coba untuk tiap kombinasi fungsi aktivasi dan jumlah *neuron* klasifikasi BB/U.

Aktivasi ( <i>Neuron</i> )		Akurasi (%)	<i>Loss</i>
HL 1	HL 2		
Relu (45)	Relu (10)	97,647	0,08
Relu (25)	Tanh (30)	97,529	0,082
Tanh (35)	Relu (50)	98,118	0,079
Tanh (20)	Tanh (15)	98,471	0,062

**Tabel 5.** Hasil akurasi tertinggi dari uji coba untuk tiap kombinasi fungsi aktivasi dan jumlah *neuron* klasifikasi TB/U

Aktivasi ( <i>Neuron</i> )		Akurasi (%)	<i>Loss</i>
HL 1	HL 2		
Relu (45)	Relu (45)	90,706	0,452
Relu (30)	Tanh (15)	89,812	0,469
Tanh (15)	Relu (20)	88,588	0,456
Tanh (40)	Tanh (10)	89,176	0,437

**Tabel 6.** Hasil akurasi tertinggi dari uji coba untuk tiap kombinasi fungsi aktivasi dan jumlah *neuron* klasifikasi BB/TB

Aktivasi ( <i>Neuron</i> )		Akurasi (%)	<i>Loss</i>
HL 1	HL 2		
Relu (40)	Relu (25)	88,588	0,393
Relu (35)	Tanh (40)	89,176	0,429
Tanh (35)	Relu (35)	88,824	0,419
Tanh (50)	Tanh (25)	91,412	0,345

Dari hasil akurasi dan *loss* dari variasi fungsi aktivasi dan jumlah *neuron* di tiap *layer* tersembunyi menggunakan *optimizer* Adam untuk klasifikasi BB/U, TB/U dan BB/TB yang tersaji pada Tabel 4 sampai 6, diambil *hyperparameter* terbaik dengan akurasi tertinggi dari masing-masing klasifikasi untuk dilakukan uji coba *optimizer*. Hasil uji coba *optimizer* untuk tiap klasifikasi tersaji pada Tabel 7 sampai 9.

**Tabel 7.** Hasil akurasi tertinggi dari uji coba *optimizer* klasifikasi BB/U

<i>Optimizer</i>	Akurasi (%)	<i>Loss</i>
AdaGrad	81,882	0,405
Adam	98,471	0,062
RMSProp	96	0,101

**Tabel 8.** Hasil akurasi tertinggi dari uji coba *optimizer* klasifikasi TB/U

<i>Optimizer</i>	Akurasi (%)	<i>Loss</i>
AdaGrad	81,059	0,561
Adam	90,706	0,452
RMSProp	79,294	0,59

**Tabel 9.** Hasil akurasi tertinggi dari uji coba *optimizer* klasifikasi BB/TB

<i>Optimizer</i>	Akurasi (%)	<i>Loss</i>
AdaGrad	83,529	0,484
Adam	91,412	0,345
RMSProp	86,235	0,467



Berdasarkan hasil dari data yang tersaji pada Tabel 7 sampai 9, dapat disimpulkan bahwa *optimizer* paling optimal untuk melakukan klasifikasi data status gizi balita pada klasifikasi BB/U, TB/U dan BB/TB adalah *optimizer* Adam. Pada klasifikasi BB/U diperoleh model dengan *hyperparameter* optimal yaitu, fungsi aktivasi Tanh untuk kedua *layer* tersembunyi, *neuron* berjumlah 20 dan 15 untuk *layer* tersembunyi pertama dan kedua serta *optimizer* Adam. Pada klasifikasi TB/U diperoleh model dengan *hyperparameter* optimal yaitu, fungsi aktivasi ReLU untuk kedua *layer* tersembunyi, *neuron* berjumlah 45 untuk kedua *layer* tersembunyi serta *optimizer* Adam. Pada klasifikasi BB/TB diperoleh model dengan *hyperparameter* optimal yaitu, fungsi aktivasi Tanh untuk kedua *layer* tersembunyi, *neuron* berjumlah 50 dan 25 untuk *layer* tersembunyi pertama dan kedua serta *optimizer* Adam. Tingkat akurasi tertinggi untuk masing-masing klasifikasi BB/U, TB/U dan BB/TB adalah 98,471 %, 90,706 % dan 91,412 %.

Model dengan *hyperparameter* optimal yang diperoleh dari hasil *training* data PSG 2017, kemudian digunakan untuk melakukan prediksi terhadap data PSG 2019. Hasil akurasi dari prediksi tiap klasifikasi data PSG 2019 tersaji pada Tabel 10.

**Tabel 10.** Hasil akurasi dari prediksi data PSG 2019

Klasifikasi	Akurasi (%)
BB/U	93,93
TB/U	81,81
BB/TB	96,96

Berdasarkan hasil akurasi yang tersaji pada Tabel 10, dapat disimpulkan bahwa *model* dari *hyperparameter* optimal yang diperoleh dari hasil *training* data PSG 2017 mampu menghasilkan hasil prediksi yang baik untuk data PSG 2019. Dari hasil akurasi prediksi data PSG 2019 menggunakan metode *JST Backpropagation* kemudian dicoba untuk dibandingkan dengan menggunakan metode *Random Forest* yang sudah dilakukan dengan menggunakan data PSG 2019 yang sama (Kusuma, 2020). Perbandingan tingkat akurasi dari prediksi data PSG 2019 menggunakan *JST Backpropagation* dan *Random Forest* tersaji pada Tabel 11.

**Tabel 11.** Perbandingan tingkat akurasi dari prediksi data PSG 2019 menggunakan *JST Backpropagation* dan *Random Forest*

Klasifikasi	Akurasi (%)	
	<i>Backpropagation</i>	<i>Random Forest</i>
BB/U	93,93	93,93
TB/U	81,81	78,78
BB/TB	96,96	93,93

Dari hasil perbandingan kedua metode yang tersaji pada Tabel 11, dapat disimpulkan bahwa metode *JST Backpropagation* menghasilkan peningkatan pada hasil prediksi data PSG 2019. Pada klasifikasi BB/U tidak terjadi peningkatan akurasi karena kedua metode menghasilkan tingkat akurasi yang sama, pada klasifikasi TB/U terjadi peningkatan akurasi sebesar 3,03%, dan untuk klasifikasi BB/TB peningkatan akurasi terjadi sebesar 3,03%.

Pengujian lainnya dilakukan untuk melakukan klasifikasi terhadap 3 record data PSG 2017 tanpa label BB/TB. pengujian dilakukan menggunakan model dengan *hyperparameter* optimal dari data *training* PSG 2017 untuk klasifikasi BB/TB. Hasil pengujian terhadap 3 *record* data tanpa label BB/TB tersaji pada Tabel 12.

**Tabel 12.** Klasifikasi data PSG 2017 tanpa label BB/TB

Js.L/P (L=1, P=2)	Berat B. (Kg)	PB/TB (Cm)	Posisi Diukur (Terlentang=3, Berdiri=4)	Umur (Bulan)	Klasifikasi		
					BB/U	TB/U	BB/TB
1	9,5	9,4	3	18	Baik	Sangat Pendek	Gemuk
1	10,2	8,1	3	16	Baik	Sangat Pendek	Gemuk
1	7,9	7,5	3	13	Baik	Sangat Pendek	Gemuk

Dari hasil klasifikasi BB/TB yang tersaji pada Tabel 12, dapat disimpulkan bahwa model dengan *hyperparameter* optimal dari data *training* PSG 2017 mampu memberikan hasil prediksi yang sama dengan data sebenarnya pada label BB/U dan TB/U serta mampu melakukan klasifikasi BB/TB kepada 3 *record* data PSG 2017 tanpa label BB/TB.

#### 4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan dalam penelitian ini, penulis dapat menyimpulkan hal-hal berikut.

1. Metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dapat melakukan klasifikasi pada *dataset* status gizi balita dengan cukup baik, baik untuk klasifikasi BB/U, TB/U dan BB/TB. Akurasi terbaik dari klasifikasi status gizi balita menggunakan metode JST *Backpropagation* dengan menggunakan *dataset* PSG tahun 2017 menghasilkan akurasi sebagai berikut. Klasifikasi BB/U menggunakan 2 *hidden layer* dengan fungsi aktivasi Tanh dan *neuron* berjumlah 20 di *hidden layer* pertama, fungsi aktivasi Tanh dan *neuron* berjumlah 15 di *hidden layer* kedua dengan optimizer adam menghasilkan akurasi sebesar 98,471%. Klasifikasi TB/U menggunakan 2 *hidden layer* dengan fungsi aktivasi ReLU dan *neuron* berjumlah 45 di *hidden layer* pertama, fungsi aktivasi ReLU dan *neuron* berjumlah 45 di *hidden layer* kedua dengan optimizer adam menghasilkan akurasi sebesar 90,706%. Klasifikasi BB/TB menggunakan 2 *hidden layer* dengan fungsi aktivasi Tanh dan *neuron* berjumlah 50 di *hidden layer* pertama, fungsi aktivasi Tanh dan *neuron* berjumlah 25 di *hidden layer* kedua dengan optimizer adam menghasilkan akurasi sebesar 91,412%.
2. Model dengan *hyperparameter* optimal dari data *training* PSG 2017 dapat menghasilkan tingkat akurasi yang baik dalam melakukan prediksi klasifikasi BB/U, TB/U dan BB/TB. Berikut hasil akurasi prediksi data PSG 2019 untuk klasifikasi BB/U, TB/U dan BB/TB. Klasifikasi BB/U, hasil akurasi dalam memprediksi menghasilkan akurasi sebesar 93.93%. Klasifikasi TB/U, hasil akurasi dalam memprediksi menghasilkan akurasi sebesar 81.81%. Klasifikasi BB/TB, hasil akurasi dalam memprediksi menghasilkan akurasi sebesar 96.96%.
3. Metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* bisa mengklasifikasi status gizi balita yang tidak dapat dilakukan pada perhitungan manual karena hasil perhitungan atributnya tidak ada di dalam tabel standar status gizi balita.

#### PUSTAKA

- Anggraeni, Reni., Indrarti, Aviarini. 2010. Klasifikasi Status Gizi Balita Berdasarkan Indexs Antropometri (BB/U) Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *Seminar Nasional Sistem & Teknologi Informasi*
- Han, J., Kamber, M. & Pei, J. 2000. *DATA MINING Concepts and Techniques*. USA: Morgan Kaufmann Publishers.
- Joyonegoro, F. 2017. *Implementasi K-Nearest Neighbor (KNN) pada Klasifikasi Tanaman Holtikultura Sesuai dengan Media Tanam dan Lingkungan*.
- Kuswana, Riska Utami., Abdillah, Gunawan., Komarudin, Agus. 2019. Prediksi Realisasi Penerimaan Pajak Bumi dan Bangunan di Pemerintah Kabupaten Bandung Barat Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*. *Seminar Nasional Sains & Teknologi Informasi*, 580-585.
- Kristanto, Andri. 2004. *Jaringan Syaraf Tiruan (Konsep Dasar, Algoritma, dan Aplikasi)*, Yogyakarta: Gaya Media.
- Kusuma, Johan Satria. 2020. Klasifikasi Status Gizi Balita Menggunakan Metode *Random Forest*. Universitas Sanata Dharma. Yogyakarta.
- Kusumadewi, Sri. 2004. *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan MATLAB & EXCEL LINK*, Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Nugraha, Satria Dwi., Putri, Rekyan Regasari Mardi., Wihandika, Randy Cahya. 2017. Penerapan Fuzzy K-Nearest Neighbor (FK-NN) Dalam Menentukan Status Gizi Balita. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 1(9): 925-932.
- Setiadi, Ridwan., Wulandari, Sri. 2019. Analisis Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* untuk Prediksi Kelas Tanah, N-SPT, dan Kohesi Tak Terdrainase. *Jurnal Teoretis dan Terapan Bidang Rekayasa Sipil*, 26(3): 239-248.
- Susanto, S., Suryadi, D. 2010. *PENGANTAR DATA MINING Mengagali Pengetahuan dari Bongkahan Data*, Yogyakarta: ANDI.