

Implementasi *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* untuk Penentuan Status Gizi Balita

Hanna Mariana Baun^a, Oky Dwi Nurhayati^b

^a Sekolah Tinggi Manajemen Informatika dan Komputer Kupang

^b Program Studi Sistem Komputer, Fakultas Teknik
Universitas Diponegoro Semarang

Naskah Diterima : 11 Juni 2013; Diterima Publikasi : 20 Juli 2013

Abstract

Children's nutritional status is determined to overcome the important and fundamental public health's problems. These problems affected the growth of the children and it was irreversible (can not be recovered). To overcome these problems, there should be a system to classify the status of the nutritional status. Data were analyzed by using the Adaptive neuro Fuzzy Inference system (ANFIS) with the learning algorithm that performs hibryda Least square Estimator method and backpropagation and clustering using fuzzy C-means clustering. Evaluations result show that the classification results are more accurate then using manual calculations because the ANFIS calculation, propensity score average error and the average RMSE gets smaller as the number of iterations increases from 200 to 5000 with a value of 9 membership function and the target error value equal to 0,1, RMSE and the average error is 0 and the total accuracy of 81.15% of the total 138 data are trained and tested. The purpose of this research is to create a measurement system using ANFIS method for determining nutritional status of children so that user can easily to take measurements of nutritional status. This research program produce tools for determining nutritional status by using ANFIS method to simplify the classification of nutritional status of children. Case studies were conducted at the RSUD. Prof.Dr. W.Z Yohanes Kupang.

Keywords : Nutritional status; ANFIS method; Hibryda algorithm; Fuzzy C-means clustering

Abstrak

Penentuan status gizi balita dilakukan untuk mengatasi permasalahan yang sangat penting dan mendasar dari kesehatan masyarakat karena jika terjadi permasalahan status gizi pada balita, hal ini akan sangat berpengaruh pada tumbuh kembangnya dan bersifat *irreversible* (tidak dapat pulih). Untuk mengatasi permasalahan tersebut dibuat suatu sistem yang mempunyai kemudahan komputasi dalam pengklasifikasian status gizi. Data dianalisis dengan menggunakan metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dengan algoritma *hibryda* yang melakukan pembelajaran dengan metode *Least Square Estimator* dan *Backpropagation* dan pengklusteran dengan menggunakan *fuzzy C-means*. Tujuan penelitian ini adalah untuk membuat suatu sistem pengukuran dengan menggunakan metode ANFIS untuk penentuan status gizi balita sehingga pengguna dapat dengan mudah untuk melakukan pengukuran status gizi. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa hasil klasifikasi lebih akurat dibandingkan menggunakan perhitungan manual karena dengan perhitungan ANFIS, kecenderungan nilai rata-rata *error* dan rata-rata RMSE semakin kecil pada saat jumlah iterasi bertambah dari 200 ke 5000 dengan nilai jumlah input *membership function* sama dengan 9 dan nilai target *error* sama dengan 0,1, RMSE dan rata-rata *error* bernilai 0 dan akurasi total menjadi 81.15% dari 138 total data yang dilatih dan diuji. Penelitian ini menghasilkan *tools* program untuk penentuan status gizi balita dengan menggunakan metode ANFIS untuk mempermudah pengklasifikasian status gizi balita. Studi kasus yang dilakukan pada Rumah Sakit Umum W.Z. Yohannes Kupang.

Kata kunci : Status gizi; Metode ANFIS; Algoritma *hibryda*; *Fuzzy C-means*

1. Pendahuluan

Status gizi balita merupakan unsur penting dalam menentukan kesehatan masyarakat pada umumnya. Masalah ini perlu diperhatikan karena jika terjadi permasalahan status gizi pada balita, hal ini akan sangat berpengaruh pada tumbuh kembangnya dan bersifat *irreversible* (tidak dapat pulih). Untuk mengatasi dan menanggulangi masalah status gizi balita maka diperlukan suatu aplikasi dengan

menggunakan pendekatan ANFIS (*Adaptive Neuro Fuzzy Inference System*) untuk penentuan status gizi balita.

Penelitian yang berkaitan dengan ANFIS telah banyak dilaporkan diantaranya kemampuan ANFIS untuk diagnosa penyakit diabetes yang dikombinasikan dengan *Linear Discriminant Analysis* (LDA) (Esin *et al.*, 2009). Sistem cerdas berdasarkan *Principal Component Analysis* (PCA) dan jaringan adaptif berdasarkan sistem *inference*

*) Penulis korespondensi: hanny_mb@hotmail.com

fuzzy (ANFIS) digunakan untuk mendiagnosis penyakit katup jantung. Sistem cerdas PCA-ANFIS ini diperoleh dari hasil ekstraksi ciri dan klasifikasi bentuk gelombang sinyal Doppler pada katup jantung dengan menggunakan USG Doppler (DHS) (Engin A *et al.*, 2009).

Penelitian yang membahas tentang status gizi juga banyak mendapat perhatian diantaranya yang pernah dilakukan oleh peneliti-peneliti pendahulu, diantaranya adalah penelitian yang pernah dilakukan untuk meneliti pengaruh pendidikan ibu dan status gizi anak di Bolivia dengan menggunakan metode regresi logistik (Michelle *et al.*, 2004) dan penelitian tentang status gizi telah dilakukan untuk menggambarkan korelasi faktor sosiodemografi dan status gizi para remaja berdasarkan status sosial ekonomi dan wilayah tempat tinggal (Zumin *et al.*, 2004).

Dari latar belakang masalah diatas maka permasalahan yang dapat dibahas dalam penelitian ini adalah Implementasi metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference system* (ANFIS) untuk penentuan status gizi balita dikarenakan kemudahan proses komputasi dengan algoritma hibrida yang terdiri dari *Least square estimator* dan *error backpropagation*. Peneliti ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode *Adaptif Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) untuk penentuan status gizi balita. Manfaat dari penelitian ini adalah membantu mengidentifikasi jenis status gizi balita dan bertujuan merancang suatu aplikasi yang dapat digunakan untuk penentuan status gizi balita sehingga pengguna dapat mengidentifikasi suatu gejala status gizi balita.

2. Kerangka Teori

2.1. Status Gizi

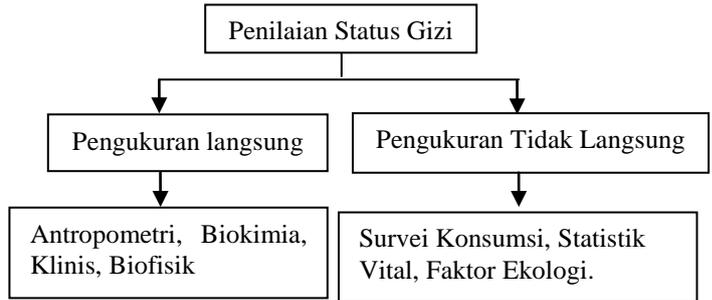
Gizi merupakan suatu proses organisme memanfaatkan makanan yang dikonsumsi secara normal melalui proses digesti, absorpsi, transportasi, penyimpanan, metabolisme dan ekskresi zat-zat yang tidak digunakan untuk mempertahankan kehidupan pertumbuhan dan fungsi normal dari organ-organ, serta menghasilkan energi (Supariasa, 2002).

Status gizi (*Nutrition Status*) adalah ekspresi dari keadaan keseimbangan dalam bentuk variabel tertentu, atau perwujudan dari *nutriture* dalam bentuk variabel tertentu. Pembagian jenis-jenis status gizi diantaranya : Status Gizi Normal / Gizi Baik, Status Gizi Kurang, Status Gizi Lebih (*Overnutrition*) dan Status Gizi Buruk (Supariasa, 2002).

2.2. Penilaian Status Gizi

Penilaian status gizi terdiri dari dua bentuk penilaian yaitu secara langsung dan tidak langsung (Supariasa, 2002). Penilaian status gizi secara langsung dibagi kedalam empat bagian: antropometri, klinis, biokimia, biofisik. Penilaian status gizi secara tidak langsung terdiri dari : Survei

konsumsi makanan, statistik vital, faktor ekologi. Metode penilaian status gizi disajikan pada gambar 1



Gambar 1. Metode penilaian status gizi (Sumber : Supariasa, 2002).

2.3. Indeks Antropometri

Antropometri berasal dari kata *anthropos* dan *metros*. *Anthropos* artinya tubuh dan *metros* artinya ukuran, jadi antropometri adalah ukuran dari tubuh. Sedangkan pengertian dari sudut pandang gizi, telah banyak diungkapkan oleh para ahli. Parameter antropometri merupakan dasar dari penilaian status gizi. Kombinasi dari antara beberapa parameter disebut Indeks Antropometri. Di Indonesia ukuran baku hasil pengukuran digunakan baku HAVARD yang disesuaikan untuk Indonesia (100% baku Indonesia = 50 persentile baku Harvard) dan untuk lingkaran lengan atas (LLA) digunakan baku WOLANSKI. Beberapa indeks antropometri yang digunakan yaitu Berat Badan menurut Umur (BB/U), Tinggi Badan menurut Umur (TB/U), dan Berat Badan menurut Tinggi Badan (BB/TB)

Untuk menghitung z-skor digunakan nilai baku rujukan standar antropometri yang mengacu pada standar WHO 2005 (Kementrian kesehatan RI, 2012), rumus yang digunakan :

$$Z\text{-skor} = \frac{\text{Nilai individu subyek} - \text{nilai median baku rujukan}}{\text{Nilai simpang baku rujukan}}$$

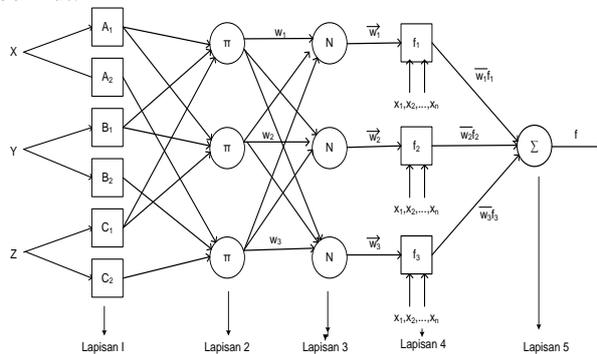
Hasil dari perhitungan akan disesuaikan dengan tabel antropometri untuk menentukan hasil klasifikasi status gizi seorang anak berdasarkan ambang batas yang telah ditentukan (Tabel 1) (Supariasa, 2002).

2.4. Adaptif Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) adalah penggabungan mekanisme *fuzzy inference system* yang digambarkan dalam arsitektur jaringan syaraf (Widodo, 2012). Sistem inferensi *fuzzy* yang digunakan adalah sistem inferensi *fuzzy* model Tagaki-Sugeno-Kang (TSK) orde satu untuk mengambil keputusan berdasarkan aturan *fuzzy if-then* dan fakta yang ada. Parameter ANFIS dipisahkan menjadi dua yaitu parameter premis dan parameter konsekuen yang dapat diadaptasikan dengan pelatihan *hybrid*. Pelatihan *hybrid* dilakukan

dalam dua langkah yaitu langkah maju dan langkah mundur (Widodo, 2005).

Arsitektur ANFIS Sugeno terdiri dari lima lapis, dan setiap lapis terdapat simpul. Terdapat dua macam simpul yaitu simpul adaptif (bersymbol kotak) dan simpul tetap (bersymbol lingkaran). Blok diagram perancangan ANFIS ditunjukkan oleh gambar 2 berikut.



Gambar 2. Blok diagram perancangan ANFIS

Tabel 1. Antropometri

Indeks	Status Gizi	Ambang Batas
BB/U	BB Sangat lebih	>+ 3 SD
	BB Lebih	+ 2 SD s/d + 3 SD
	BB Normal	-2 SD s/d + 2 SD
	BB Kurang	-3 SD s/d -2 SD
	BB Sangat Kurang	<-3 SD
TB/U	TB Tinggi	>+ 2 SD
	TB Normal	-2 SD s/d + 2 SD
	TB Pendek	-3 SD s/d -2 SD
	TB Sangat Pendek	<- 2 SD
BB/TB	Obese	>+ 3 SD
	Gizi Lebih	+ 2 SD s/d + 3 SD
	Gizi Baik	+ 2 SD s/d + 2 SD
	Gizi Kurang	- 3 SD s/d -2 SD
	Gizi Buruk	<- 3 SD

(Sumber : Supariasa, 2002)

Deskripsi Lapisan-lapisan ANFIS antara lain :

Lapisan 1.

Semua simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif (parameter dapat berubah) dengan fungsi simpul :

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \text{ untuk } i = 1, 2, \text{ ata} \tag{2.1}$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y), \text{ untuk } i = 3, 4,$$

Keterangan :

x (atau y) : masukan ke node i

$A_i(x)$ atau $B_{i-2}(y)$: label linguistik (seperti ‘besar’ atau ‘kecil’) yang terkait dengan node tersebut.

$O_{1,i} = \mu_{A_1} \cdot \mu_{B_1}$: derajat keanggotaan himpunan fuzzy A_1, A_2 , atau B_1, B_2 .

Dengan x dan y adalah masukan pada simpul i, A_i atau B_{i-2} adalah fungsi keanggotaan masing-masing simpul. Simpul $O_{1,i}$ berfungsi untuk menyatakan derajat keanggotaan tiap masukan terhadap himpunan fuzzy A dan B. Fungsi keanggotaan yang dipakai adalah jenis *generalized bell (gbell)*. Parameter a,b,c pada fungsi keanggotaan *gbell* dinamakan parameter premis yang adaptif.

Lapisan 2.

Semua simpul pada lapisan ini adalah non adaptif (parameter tetap). Fungsi simpul ini adalah mengalikan setiap sinyal yang datang. Fungsi simpul tersebut :

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y), i = 1, 2 \tag{2.2}$$

Tiap keluaran simpul menyatakan derajat pengaktifan (*firing strength*) tiap aturan fuzzy. Fungsi ini dapat diperluas apabila bagian premis memiliki lebih dari dua himpunan fuzzy. Banyaknya simpul pada lapisan ini menunjukkan banyaknya aturan yang dibentuk. Fungsi perkalian yang digunakan adalah interpretasi kata hubung dan menggunakan operator *t-norm*.

Lapisan 3

Lapisan setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul nonadaptif yang menampilkan fungsi derajat pengaktifan ternormalisasi (*normalized firing strength*) yaitu rasio keluaran simpul ke-i pada lapisan sebelumnya terhadap seluruh keluaran lapisan sebelumnya, dengan bentuk fungsi simpul:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, i = 1, 2 \tag{2.3}$$

Apabila dibentuk lebih dari dua aturan, fungsi dapat diperluas dengan membagi w_i dengan jumlah total w untuk semua aturan.

Keterangan :

$$\bar{w}_i = \text{Normalisasi firing strength}$$

Lapisan 4

Setiap simpul pada lapisan ini adalah simpul adaptif dengan fungsi simpul :

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i(p_i x + q_i y + r_i) \tag{2.4}$$

Keterangan :

w_i : kuat penyulutan ternormalisasi dari lapis 3
 $\{p_i, q_i, r_i\}$: himpunan parameter dari node ini. Parameter pada lapis ini disebut parameter konsekuensi.

Lapisan 5

Pada lapisan ini hanya ada satu simpul tetap yang fungsinya untuk menjumlahkan semua masukan. Fungsi simpul :

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \tag{2.5}$$

Keterangan :

f : Keluaran atau fungsi aktivasi output;

i : neuron, $i = 1, 2, 3, 4$

Jaringan adaptif dengan lima lapisan tersebut ekuivalen dengan sistem inferensi TSK (Widodo, 2005).

2.5. Algoritma Pembelajaran ANFIS

ANFIS dilatih dengan algoritma pelatihan *hybrid*. Algoritma pelatihan *hybrid* terdiri dari dua langkah, yaitu langkah maju dan langkah balik (Widodo, 2005).

- a. Pada Langkah maju, parameter premis tetap, sedangkan parameter konsekuen diidentifikasi dengan metode LSE (*Least Squares Estimator*).
- b. Pada Langkah balik sinyal galat (*error*) antara keluaran yang diinginkan dan keluaran aktual dirambatkan mundur sedangkan parameter premis diperbaharui dengan metode penurunan *gradient*. Pada saat premis parameter ditemukan, *output* yang terjadi akan merupakan kombinasi linear dari *consequent parameter*, yaitu :

$$y = \frac{w_1}{w_1 + w_2} y_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} y_2 \tag{2.6}$$

$$= \bar{w}_1 (c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + c_{10}) + \bar{w}_2 (c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + c_{20}); \tag{2.7}$$

$$= (\bar{w}_1 x_1) c_{11} + (\bar{w}_1 x_2) c_{12} + \bar{w}_1 c_{10} + (\bar{w}_2 x_1) c_{21} + (\bar{w}_2 x_2) c_{22} + \bar{w}_2 c_{20}; \tag{2.8}$$

Adalah linear terhadap parameter c_{ij} ($i=1,2$ dan $j=0,1,2$)

Algoritma *hybrid* akan mengatur parameter-parameter c_{ij} secara maju (*forward*) dan akan mengatur parameter-parameter $\{a_i, b_i, c_i\}$ secara mundur (*backward*). Pada langkah maju (*forward*), *input* jaringan akan merambat maju sampai pada lapisan keempat, dimana parameter-parameter c_{ij} akan diidentifikasi dengan menggunakan metode *least-square*. Sedangkan pada langkah mundur (*backward*), *error* sinyal akan merambat mundur dan parameter-parameter $\{a_i, b_i, c_i\}$ secara mundur (*backward*).

Pada langkah maju (*forward*), *input* jaringan akan merambat maju sampai pada lapisan keempat, dimana parameter-parameter c_{ij} akan diidentifikasi dengan menggunakan metode *least-square*, sedangkan pada langkah mundur (*backward*), *error* sinyal akan merambat mundur dan parameter-parameter $\{a_i, b_i, c_i\}$ akan diperbaiki dengan menggunakan metode *gradient-descent*.

Meskipun kita dapat menggunakan algoritma *backpropagation* atau *gradient-descent* untuk mengidentifikasi parameter-parameter pada suatu jaringan adaptif, namun biasanya penggunaan algoritma ini membutuhkan waktu yang relatif lama

untuk konvergen. Jang (1997), mengemukakan algoritma *hybrid* yang akan menggabungkan antara *steepest descent* (SD) dan *Least Square Estimator* (LSE) untuk mengidentifikasi parameter-parameter linear (Kusumadewi dan Purnomo, 2004).

2.6. LSE Rekursif

Pada pembelajaran *off-line* misalkan kita memiliki satu *output* pada jaringan adaptif, yaitu (Jang, 1997):

$$O = F(i, S) \tag{2,9}$$

dengan

i : vektor dari variable *input*,

S : himpunan parameter-parameter

F : fungsi yang diimplikasikan oleh jaringan adaptif.

Jika terdapat fungsi H sedemikian hingga fungsi komposit H^0F adalah linear untuk elemen-elemen S , maka elemen-elemen ini dapat diidentifikasi dengan metode *least square*. Andaikan parameter S dapat dibagi menjadi 2, yaitu :

$$S = S_1 \oplus S_2 \tag{2,10}$$

dengan

\oplus : penjumlahan langsung

Sedemikian hingga H^0F linear untuk elemen-elemen S_2 , kemudian dengan mengaplikasikan H ke dalam persamaan 2.10 diperoleh :

$$H^{(0)} = H^0F(B_i, S) \tag{2.11}$$

yang linear terhadap elemen-elemen S_2 . Apabila diberikan elemen-elemen S_1 , kita dapat menempatkan P data pelatihan ke dalam persamaan 2.11 dan mendapatkan sistem persamaan linear, sebagai berikut :

$$Aq = y \tag{2.12}$$

dengan

q : vektor yang tidak diketahui dengan elemen-elemen merupakan parameter-parameter dari S_2 , Persamaan 2.12 ini kemudian dapat diselesaikan dengan menggunakan metode LSE.

Apabila kita memiliki m elemen pada vektor *output* y (y berukuran $m \times 1$), dan n parameter θ (θ berukuran $n \times 1$), dengan baris ke- i pada matriks $[A:y]$ dinotasikan sebagai $[a_i^T : y]$. Apabila $m = n$, maka kita dapat menentukan nilai q dari persamaan 2.12 sebagai berikut :

$$\theta = A^{-1}Y \tag{2.13}$$

dengan :

a_i^T : pasangan data ke i

A : matriks $m \times n$

θ : vektor parameter $n \times 1$ yang tidak diketahui

y : vektor keluaran $m \times 1$

Namun, apabila $m > n$, maka persamaan 2.13 harus dimodifikasi dengan menambahkan vektor *error*, e , sehingga :

$$A\theta + e = y \tag{2.14}$$

Untuk mendapatkan solusi eksak dari persamaan 2.14 maka kita harus mencari $a\theta = \hat{\delta}$ yang meminimumkan jumlah kuadrat *error* sebagai berikut :

$$E(\theta) = \sum_{i=1}^m (y_i - a_i^T \theta)^2 = e^T = (y - A\theta)^T (y - A\theta) \tag{2.15}$$

dengan :

e : $y - A\theta$: vektor *error* yang terjadi sebagai akibat pemilihan θ

$E(\theta)$: kuadratis

Jumlah kuadrat *error* pada persamaan 2.15 akan menjadi minimum apabila $\theta = \hat{\theta}$, yang sering disebut dengan nama *Least Squares Estimator* (LSE), yang ditulis sebagai berikut :

$$A^T A \hat{\theta} = A^T y \tag{2.16}$$

jika $A^T A$ adalah nonsingular, dan $\hat{\theta}$ bersifat unik, maka dapat diberikan

$$\hat{\theta} = (A^T A)^{-1} A^T y \tag{2.17}$$

Atau dengan membuang (^), dan dengan mengasumsikan jumlah baris dari pasangan A dan y adalah k, maka diperoleh

$$\theta_k = (A^T A)^{-1} A^T y \tag{2.17}$$

Salah satu metode LSE adalah LSE rekursif. Pada LSE rekursif, kita dapat menambahkan suatu pasangan suatu pasangan data $[a^T : y]$, sehingga kita memiliki sebanyak $(m+1)$ pasangan data. Disini kita dapat menghitung kembali $LSE = \theta_{k+1}$ dengan bantuan θ_k . Bentuk semacam ini dikenal dengan nama LSE rekursif.

Karena jumlah parameter ada sebanyak n, maka kita bisa menyelesaikan matriks $n \times n$ dengan menggunakan metode *invers*, sebagai berikut :

$$P_n = (A_n^T A_n)^{-1} \tag{2.18}$$

$$\theta_n = P_n A_n^T y_n$$

Selanjutnya, iterasi dimula dari data ke-(n+1), dengan nilai P_{k+1} dan θ_{k+1} dapat dihitung sebagai berikut

$$P_{k+1} = P_k \frac{P_k a_{k+1} a_{k+1}^T P_k}{1 + a_{k+1}^T P_k a_{k+1}} \tag{2.19}$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + P_{k+1} a_{k+1} (y_{k+1} - a_{k+1}^T \theta_k)$$

Nilai P_0 dan θ_0 dihitung berdasarkan persamaan 2.19 dan 2.20. sehingga, kalau kita lihat kembali persamaan 2.8, maka kita dapat menyimpulkan bahwa disana ada 6 parameter ($n=6$) untuk n pasangan data pelatihan (Kusumadewi dan Purnomo, 2004).

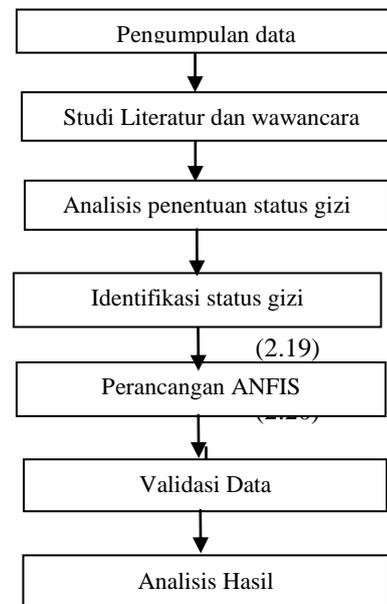
3. Metodologi

3.1. Prosedur Penelitian

Analisis dan penelitian yang dilakukan meliputi : Pengumpulan data penelitian yang dilakukan melalui studi literatur mengenai metode ANFIS, *tools* yang akan digunakan dan status gizi balita melalui literatur-literatur seperti buku, jurnal, dan sumber ilmiah lainnya seperti artikel dan dokumen teks yang berhubungan. Wawancara kepada ahli gizi juga dilakukan untuk memperoleh data yang diperlukan guna pembangunan perangkat lunak. Identifikasi dan pengolahan data dilakukan untuk menentukan variabel dan semesta pembicaraan yang diperlukan dalam melakukan perhitungan dan analisis masalah.

Tahap perancangan meliputi kebutuhan-kebutuhan atau spesifikasi perangkat lunak yang dihasilkan pada tahap analisis, ditransformasikan ke dalam bentuk arsitektur perangkat lunak yang memiliki karakteristik agar mudah dimengerti dan tidak sulit untuk diimplementasikan. Perancangan sistem dilakukan dengan menggunakan *software Matlab* dengan menggunakan fasilitas yang disediakan. Perancangan sistem langkah-langkah penelitian ditunjukkan pada Gambar 3.

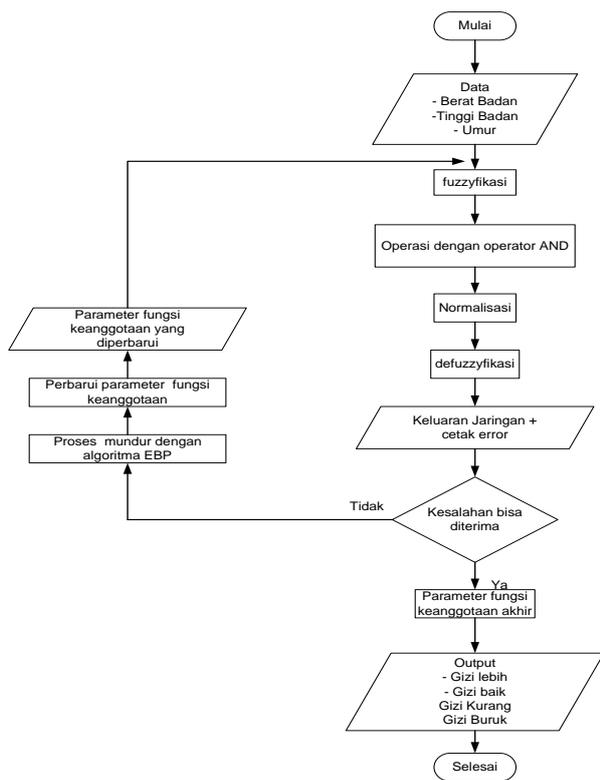
(2.18)



Gambar 3. Blok diagram perancangan sistem langkah-langkah penelitian

(2.22)

3.2. *Prosedur Pengembangan Sistem*



Gambar 4. *Prosedur pengembangan sistem ANFIS*

Adapun aturan yang digunakan dalam aplikasi implementasi ANFIS untuk penentuan status gizi sebagai berikut :

- [R1] IF Berat Badan per Tinggi Badan=Gemuk AND Berat Badan per Umur=Baik AND Tinggi Badan per Umur=Pendek THEN Status Gizi=Lebih
- [R2] IF Berat badan per Tinggi Badan=Gemuk AND Berat Badan per Umur=Baik AND Tinggi Badan per Umur=Normal THEN Status Gizi=Lebih
- [R3] IF Berat Badan per Tinggi Badan=Gemuk And Berat Badan per Umur=Lebih AND Tinggi Badan per Umur=Normal THEN Status Gizi=Lebih
- [R4] IF Berat Badan per Tinggi Badan=Normal AND Berat Badan per Umur=Baik AND Tinggi Badan per Umur=Normal THEN Status Gizi=Baik
- [R5] IF Berat Badan per Tinggi Badan=Normal AND Berat Badan per Umur=Baik AND Tinggi Badan per Umur=Pendek THEN Status Gizi=Baik
- [R6] IF Berat Badan per Tinggi Badan=Normal AND Berat Badan per Umur=Baik AND Tinggi Badan per Umur=Tinggi THEN Status Gizi=Baik
- [R7] IF Berat Badan per Tinggi Badan=Normal AND Berat Badan per Umur=Kurang AND Tinggi Badan per Umur=Pendek THEN Status Gizi=Kurang
- [R8] IF Berat Badan per Tinggi Badan=Kurus

AND Berat Badan per Umur=Baik AND Tinggi Badan per Umur=Normal THEN Status Gizi=Kurang [R9] IF Berat Badan per Tinggi Badan=Normal AND Berat Badan per Umur=Kurang AND Tinggi Badan per Umur=Normal THEN Status Gizi=Kurang [R10] IF Berat Badan per Tinggi Badan=Kurus AND Berat Badan per Umur=Kurang AND Tinggi badan per Umur=Normal THEN Status Gizi=Buruk [R11] IF Berat Badan per Tinggi Badan=Kurus AND Berat badan per Umur=Baik AND Tinggi Badan per Umur=Tinggi THEN Status Gizi=Buruk [R12] IF Berat Badan per Tinggi Badan=Kurus AND Berat Badan per Umur=Kurang AND Tinggi Badan per Umur=Pendek THEN Status Gizi=Buruk [R13] IF Berat Badan per Tinggi Badan=Sangat Kurus AND Berat Badan per Umur=Baik AND Tinggi Badan per Umur=Pendek THEN Status Gizi=Buruk

3.3. *Struktur ANFIS*

Pelatihan dilakukan dengan berbagai variasi parameter jaringan yaitu jumlah *neuron* pada masing-masing lapisan. Setiap parameter diamati dengan menghitung *Root Mean Square Error* (RMSE) dan lama iterasinya. Pelatihan jaringan digunakan untuk melatih set data yang telah dibuat yaitu data masukan dari penentuan status gizi dan data keluaran atau target dari penentuan status gizi yang digunakan dalam penelitian ini seperti pada Tabel 2.

Tabel 2. *Data perhitungan menurut standar antropometri*

NO	UMUR	JK	BB	PB	BB/TB	BB/U	TB/U	K1	K2	K3	STATUS GIZI
1	24	L	8,5	78	-2SD (GB)	-3SD (GK)	-3SD (GK)	NORMAL	KURANG	PENDEK	GIZI KURANG
2	9	L	5,5	62	-2SD (GB)	-3SD (GK)	-3SD (GK)	NORMAL	KURANG	PENDEK	GIZI KURANG
3	7	L	8,5	70	1SD (GB)	1SD (GB)	1SD (GB)	NORMAL	BAIK	NORMAL	BAIK
4	8	L	6,1	69	-3SD (GK)	-3SD (GK)	1SD (GB)	KURUS	KURANG	NORMAL	GIZI BURUK
5	36	L	13	89	1SD (GB)	1SD (GB)	-1SD (GB)	NORMAL	BAIK	NORMAL	BAIK
6	48	L	12	85	1SD (GB)	-2SD (GB)	-3SD (GK)	NORMAL	BAIK	PENDEK	BAIK
7	2	L	5,6	68	-3SD (GK)	1SD (GB)	3SD (GL)	KURUS	BAIK	TINGGI	GIZI BURUK
8	2	L	5	58	-1SD (GB)	1SD (GB)	1SD (GB)	NORMAL	BAIK	NORMAL	GIZI BAIK
9	10	L	7,5	75	-3SD (GK)	-1SD (GB)	1SD (GB)	KURUS	BAIK	NORMAL	GIZI KURANG
10	1	L	4,6	53	2SD (GB)	1SD (GB)	1SD (GB)	NORMAL	BAIK	NORMAL	GIZI BAIK

Data jaringan yang telah dilatih perlu diuji untuk mencapai hasil yang dikehendaki dan untuk mengetahui kemampuannya pada saat mempelajari data latih yang diberikan. Pengujian menggunakan data set yang belum pernah dilatih sebelumnya. Pengujian dilakukan setelah dilakukan iterasi pada proses pelatihan atau pembelajaran (*training*), sehingga dapat dilakukan penentuan status gizi balita pada tahap pengujian (*testing*) dengan menggunakan variabel data keluaran yaitu status gizi seperti pada Gambar 3.

Tabel 3. Data pelatihan dan pengujian

1	2	3	4
2	1	24	12
3	1	7	45
4	1	36	76
5	1	67	98
6	1	87	56
7	1	90	46
8	1	45	7
9	1	2	23
10	1	12	8
11	1	34	98
12	1	56	34

Tabel 4. Hasil data pengujian

1	2	3	4
2	1	24	12
3	1	7	45
4	1	36	76
5	1	67	98
6	1	87	56
7	1	90	46
8	1	45	7
9	1	2	23
10	1	12	8
11	1	34	98
12	1	56	34

4. Hasil dan Pembahasan

4.1. Perancangan Sistem

Perancangan sistem dengan menggunakan *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* dalam mengklasifikasi penentuan status gizi balita telah digambarkan dalam blok diagram sistem yang sudah dibuat. Langkah pertama penelitian dilakukan dengan normalisasi data menjadi fungsi aktivasi yang jumlahnya harus sama dengan jumlah aturan *fuzzy* (*IF-THEN*), jika ada beberapa *input* pada basis aturannya, maka tiap-tiap fungsi aktivasi harus sama dengan fungsi keanggotaan tiap-tiap inputnya serta fungsi aktivasi dan aturan-aturan *fuzzy* harus memiliki fungsi yang sama untuk *neuron-neuron* dan aturan-aturan yang ada di sisi data keluaran. Selanjutnya dilakukan *training* data dan analisis bobot. Setelah tahapan analisis selesai, sistem baru bisa digunakan untuk memvalidasi data.

Untuk memvalidasi data, *user* harus memasukan data pengujian sesuai dengan kebutuhan data (*requirement*). Setelah dilakukan pelatihan dengan ANFIS, tahapan selanjutnya melakukan *testing* ANFIS. Hasil akhir dari implementasi ANFIS adalah penentuan status gizi balita yang diukur dari variabel berat badan per tinggi badan, berat badan per umur dan tinggi badan per umur.

4.2. Analisa Proses

Pada analisa proses ini dibahas tentang proses yang ada dalam aplikasi yang telah dibuat, yaitu implementasi ANFIS untuk menentukan status gizi balita beserta perhitungan sistemnya. Analisa proses dilakukan dengan cara memasukan nilai dari tiap parameter yang dimiliki oleh variabel yang dimiliki oleh setiap anak dari data pasien balita yang ada di rumah sakit Prof. DR.W.Z.Johannes Kupang, yang berguna untuk menguji aplikasi yang dibuat. Dengan demikian nanti bisa diketahui apakah diagnosa oleh aplikasi sama dengan hasil diagnosa dari dokter. Contoh kasus pasien balita yang digunakan pada analisa proses ini telah dilakukan pengukuran oleh pihak rumah sakit berdasarkan ukuran berat badan, umur dan tinggi badan balita tersebut dengan mengacu pada tabel antropometri seperti terlihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Daftar pasien anak RSU

NO	NAMA	UMUR	JK	BB (kg)	PB (cm)	STATUS GIZI
1	Damai Mlatan	3 Tahun	P	19	93	Gizi Baik
2	Kristiano Ivano Tason	2 Tahun	L	8,5	77	Gizi Baik
3	Yudita Bijae	7 Bulan 17 hari	P	6	66	Gizi Baik
4	Yunior Azer Suta	9 Bulan	L	5,5	62	Gizi Baik
5	Diva Minarti Pati	7 Tahun	P	12	107	Gizi Buruk
6	Putri A Bengu	4 Tahun	P	11	99	Gizi Baik
7	Alexander Rumbiak	7 Tahun	L	15	115	Gizi Buruk
8	Carlita Josiaz dembo	8	L	6,1	69	Gizi Baik
9	Talita G Ndolu	1 Tahun 3 Bulan	P	6,7	74	Gizi Buruk
10	Andre pareira	3 Tahun	L	13	89	Gizi Baik

Dalam analisa perumusan lapisan pada ANFIS untuk menentukan status gizi balita digunakan 3 parameter data masukan yaitu x_1, x_2, x_3 dan satu parameter data keluaran yaitu y dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Data Pelatihan

Data ke	Input			Target Oupu
	X2	x2	x3	
1	-2	-3	-3	2
2	-2	-3	-3	2
3	1	1	1	3
4	-3	-3	1	1
5	1	1	-1	3
6	1	-2	-3	3
7	-3	1	3	3
8	-1	1	1	3
9	-3	-1	1	2
10	2	1	1	3
11	3	-1	-3	4
12	1	-3	-3	2
13	1	-2	-2	3
14	-1	-3	-3	2
15	-3	-3	-3	1
16	-3	-2	1	2
17	1	1	1	3
18	3	1	-3	4
19	-1	-1	1	3
20	-3	-2	1	2
21	-1	-3	-3	2
22	-3	-3	1	1

Karena ada 2 aturan yang akan dibentuk, maka 30 data yang ada, kita bagi menjadi 4 kelompok sesuai dengan jumlah kelas melalui algoritma *clustering* tertentu dalam rangka mencari nilai awal untuk parameter a dan c. Berdasarkan algoritma FCM untuk melakukan *clustering* (Tabel 7).

Tabel 7. Tabel *cluster*

Data ke-	Derajat Keanggotaan			Cluster
	X1	X2	X3	
1	-0.02	-0.03	-0.03	4
2	-0.02	-0.03	-0.03	4
3	0.01	0.01	0.01	3
4	-0.03	-0.03	0.01	1
5	0.01	0.01	-0.01	3
6	0.01	-0.02	-0.03	2
7	-0.03	0.01	0.03	1
8	-0.01	0.01	0.01	3
9	-0.03	-0.01	0.01	1
10	0.02	0.01	0.01	3
11	0.03	-0.01	-0.03	2

Pada Tabel 7 dapat dijelaskan cenderung suatu data masuk ke suatu *cluster*, pada penelitian ini pengklusteran dibentuk menjadi 4 bagian. Selanjutnya, akan dicari nilai *mean* dan nilai deviasi standar pada setiap *cluster*.

Nilai *mean* (Tabel 8) dan nilai deviasi standar (Tabel 9) selanjutnya akan menjadi c dan a awal. Dari data yang diberikan, diperoleh :

Tabel 8. Nilai *Mean*

A ₁	A ₂	A ₃
-0.0271	-0.0157	0.0129
0.0122	-0.0133	-0.0244
0.0080	0.0100	0.0060
-0.0233	-0.0300	-0.0289

Tabel 9. Nilai deviasi standar

A ₁	A ₂	A ₃
0.0076	0.0140	0.0076
0.0120	0.0112	0.0073
0.0110	0	0.0089
0.0087	0.0000	0.0033

Selanjutnya nilai *mean* dan standar deviasi tersebut akan dihitung dengan menggunakan persamaan berikut :

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \frac{|x-c|^2}{a}}$$

Dimana {a,b,c} adalah parameter – parameter, biasanya b = 1. Jika nilai parameter-parameter ini berubah, maka bentuk kurva yang terjadipun akan ikut berubah. Parameter – parameter pada lapisan itu biasanya dikenal dengan nama parameter premis.

Data keluaran lapisan pertama berupa derajat keanggotaan, setiap data dapat dihitung dan hasilnya dapat dilihat pada data keluaran lapisan pertama (Tabel 10), selanjutnya dikalikan dengan derajat keanggotaan untuk mendapatkan data keluaran lapisan kedua dan dilakukan normalisasi sehingga diperoleh data lapisan ketiga. Data keluaran lapisan kedua dan ketiga disajikan pada Tabel 11. Data lapisan keluaran ketiga dilakukan perhitungan untuk mendapatkan koefisien parameter yang dapat dilihat pada lapisan keluaran keempat (Tabel 12)

Tabel 10. Data Keluaran Lapisan Pertama

Data ke-	Derajat Keanggotaan												
	muA1	muA2	muA3	muB1	muB2	muB3	muC1	muC2	muC3	muD1	muD2	muD3	
1	0.528302	0.488927	0.030172	0.122129	0.310345	0.630996	0.132743	0.000000	0.05814	0.870968	0.529412	0.900000	
2	0.528302	0.488927	0.030172	0.122129	0.310345	0.630996	0.132743	0.000000	0.05814	0.870968	0.529412	0.900000	
3	0.039773	0.227959	0.875000	0.966942	0.186722	0.04239	0.967742	NaN	0.833333	0.063232	0.000000	0.007293	
4	0.875000	0.488927	0.875000	0.074952	0.310345	0.04239	0.076726	0.000000	0.833333	0.627907	0.529412	0.007293	
5	0.039773	0.227959	0.098592	0.966942	0.186722	0.201889	0.967742	NaN	0.238095	0.063232	0.000000	0.030201	
6	0.039773	0.914013	0.030172	0.966942	0.737705	0.630996	0.967742	0.000000	0.05814	0.063232	0.000000	0.900000	
7	0.875000	0.227959	0.162791	0.074952	0.186722	0.017494	0.076726	NaN	0.121951	0.627907	0.000000	0.003194	
8	0.162791	0.227959	0.875000	0.226306	0.186722	0.04239	0.27027	NaN	0.833333	0.296703	0.000000	0.007293	
9	0.875000	0.856716	0.875000	0.074952	0.918367	0.04239	0.076726	0.000000	0.833333	0.627907	0.000000	0.007293	
10	0.025067	0.227959	0.875000	0.704819	0.186722	0.04239	0.454545	NaN	0.833333	0.038407	0.000000	0.007293	
11	0.017199	0.856716	0.030172	0.313673	0.918367	0.630996	0.198675	0.000000	0.05814	0.025469	0.000000	0.900000	
12	0.039773	0.488927	0.030172	0.966942	0.310345	0.630996	0.967742	0.000000	0.05814	0.063232	0.529412	0.900000	
13	0.039773	0.914013	0.032069	0.966942	0.737705	0.72766	0.967742	0.000000	0.10382	0.063232	0.000000	0.123288	
14	0.162791	0.488927	0.030172	0.226306	0.310345	0.630996	0.27027	0.000000	0.05814	0.296703	0.529412	0.900000	
15	0.875000	0.488927	0.030172	0.074952	0.310345	0.630996	0.076726	0.000000	0.05814	0.627907	0.529412	0.900000	

Tabel 11. Data keluaran lapisan kedua dan ketiga

Data ke-	Output Lapisan kedua				Output Lapisan ketiga			
	W ₁	W ₂	W ₃	W ₄	W _{F1}	W _{F2}	W _{F3}	W _{F4}
1	0.007794	0.023916	0.000000	0.414991	0.017447	0.053540	0.000000	0.929013
2	0.007794	0.023916	0.000000	0.414991	0.017447	0.053540	0.000000	0.929013
3	0.007933	0.007690	NaN	0.000000	NaN	NaN	NaN	NaN
4	0.374335	0.000991	0.000000	0.002424	0.990959	0.002623	0.000000	0.006418
5	0.000894	0.036451	NaN	0.000000	NaN	NaN	NaN	NaN
6	0.001097	0.450101	0.000000	0.000000	0.0024310	0.997569	0.000000	0.000000
7	0.032471	0.000245	NaN	0.000000	NaN	NaN	NaN	NaN
8	0.032471	0.001800	NaN	0.000000	NaN	NaN	NaN	NaN
9	0.655924	0.002932	0.000000	0.000000	0.995550	0.004450	0.000000	0.000000
10	0.005000	0.005605	NaN	0.000000	NaN	NaN	NaN	NaN

Tabel 12. Data keluaran lapisan keempat

Data ke-	Koefisien dari															
	C ₁₁	C ₁₂	C ₁₃	C ₁₄	C ₁₅	C ₁₆	C ₁₇	C ₁₈	C ₁₉	C ₂₁	C ₂₂	C ₂₃	C ₂₄	C ₂₅	C ₂₆	C ₂₇
1	-0.00025	-0.00052	-0.00052	0.027447	-0.00107	-0.00161	-0.00161	0.023540	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-0.010358	-0.02787	-0.02787	0.929013
2	-0.00025	-0.00052	-0.00052	0.027447	-0.00107	-0.00161	-0.00161	0.023540	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-0.010358	-0.02787	-0.02787	0.929013
3	NaN															
4	-0.02973	-0.02973	0.00991	0.998959	-7.9E-05	0.000026	0.002623	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-0.00019	-0.00019	0.000064	0.006411
5	NaN															
6	0.000024	-4.9E-05	-7.3E-05	0.002431	0.009976	-0.02995	0.997569	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
7	NaN															
8	NaN															
9	-0.02987	-0.02996	0.009956	0.99555	-0.00013	-4.4E-05	0.000044	0.00445	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
10	NaN															
11	0.000073	-2.4E-05	-7.3E-05	0.00244	0.029927	-0.02999	0.99756	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
12	0.000027	-0.00008	0.002666	0.008604	-0.02581	-0.02581	0.86043	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.001369	-0.00411	-0.00411	0.138694
13	0.000035	-0.00007	-0.00007	0.003508	0.009965	-0.02993	0.996432	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
14	-0.00013	-0.00038	-0.00038	0.02768	-0.00236	-0.00707	-0.00707	0.235616	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-0.00752	-0.02255	-0.02255	0.751611
15	-0.00119	-0.00119	-0.00119	0.029503	-0.00135	-0.00135	0.044918	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	-0.02747	-0.02747	-0.02747	0.925573

4.3. Validasi Sistem

Data terdiri dari data berat badan, data tinggi badan dan data umur dan jumlah data yang digunakan berjumlah 138 data. Berdasarkan data yang dipakai dan validasi sistem diperoleh perbandingan hasil diagnosa dokter dan sistem, yang digambarkan pada Tabel 13.

Tabel 13. Perbandingan hasil diagnosa dokter dan sistem.

No	Jenis Kelamin	Umur	Berat Badan	Tinggi Badan	Diagnosa Dokter	Target Output	Ouput Sistem	Hasil Sistem
1	L	24	8.5	78	Gizi Baik	2	2.3476	Gizi Baik
2	L	9	5.5	62	Gizi Baik	3	3.0877	Gizi Kurang
3	L	7	8.5	70	Gizi Baik	3	3.1591	Gizi Kurang
4	L	8	6.1	69	Gizi Baik	3	2.4128	Gizi Baik
5	L	36	13	89	Gizi Baik	2	2.1452	Gizi Baik
6	L	2	5.6	68	Gizi Buruk	3	2.5866	Gizi Kurang
7	L	10	7.5	75	Gizi Baik	3	3.0877	Gizi Kurang
8	L	16	9	55	Gizi Lebih	2	2.0637	Gizi Baik
9	L	2	2.8	48	Gizi Baik	3	2.7907	Gizi Kurang
10	P	36	19	93	Gizi Baik	3	3.1657	Gizi Kurang
11	P	7	6	66	Gizi Baik	3	3.0682	Gizi Kurang
12	P	48	11	99	Gizi Baik	2	2.4350	Gizi Kurang
13	P	15	6.7	74	Gizi Buruk	2	2.0857	Gizi Baik
14	P	3	6.2	55	Gizi Lebih	2	2.0223	Gizi Baik
15	P	12	6.8	70	Gizi Baik	2	2.0233	Gizi Baik
16	P	60	14	101	Gizi Baik	3	2.6244	Gizi Kurang
17	P	9	5.9	63	Gizi Baik	4	2.5829	Gizi Kurang
18	P	48	9	89	Gizi Buruk	1	1.0857	Gizi Buruk
19	P	6	7.5	71	Gizi Buruk	4	2.7764	Gizi Kurang
20	P	12	5.4	70	Gizi Buruk	3	2.6244	Gizi Kurang

Pada Tabel 13 terlihat bahwa terdapat sebanyak 6 data yang sama antara diagnosa dokter dan sistem dan terdapat sebanyak 14 data yang tidak sama antara diagnosa dokter dan hasil analisa sistem yaitu pada baris ke 2, 3, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 13, 14, 16, 17, 19, 20, hal ini disebabkan oleh beberapa faktor diantaranya kurangnya tenaga medis yang terlatih karena masih kurangnya ahli gizi pada rumah sakit tersebut dan seringnya pengukuran dilakukan oleh perawat magang atau mahasiswa praktek yang masih kurang pengetahuan dalam penggunaan metode pengukuran status gizi, data pengujian yang dipakai adalah data pasien anak rumah sakit yang sebenarnya dibutuhkan untuk pengobatan penyakit anak sedangkan pengukuran status gizi yang dilakukan oleh mereka hanya sebagai data pendamping dalam melakukan diagnosis untuk mempelajari dan mengetahui faktor-faktor penyebab penyakit penyerta pasien anak. Perhitungan akurasi sistem atau keberhasilan sistem yang sudah dibangun dengan melakukan perbandingan antara hasil diagnosa sistem yang sama dengan hasil perhitungan dengan penggunaan tabel antropometri yang benar dibandingkan dengan banyaknya data yang diuji dikalikan 100%, sehingga dapat diperoleh akurasi sebesar 85%.

4.4. Hasil Uji Coba

Hasil uji coba yang ditampilkan pada Tabel 14, terlihat bahwa semakin banyak iterasi yang dilakukan akan menghasilkan rata-rata error dan rata-rata RMSE yang semakin kecil. Kecenderungan nilai rata-rata error dan rata-rata RMSE semakin kecil pada saat jumlah iterasi bertambah dari 400 ke 1000 dengan nilai rules 10 dan nilai target error sama dengan 0,1, RMSE dan rata-rata error bernilai 0 dan

akurasi total menjadi 81.88% dari total data yang dilatih dan diuji berjumlah 138 data dengan tingkat kebenaran data *training* sebanyak 58 data dan data *checking* sebanyak 55 data serta maksimum *epoch* adalah 2000, karena pada *epoch* ke 1000 sampai 2000 hasil akurasi sudah optimal antara 76 % sampai 81 % dan grafiknya sudah stabil Tabel 14. Hasil Uji coba

Tabel 14. Hasil Uji Coba

Jumlah Parameter	Rules	Epoch	Rata-rata Target		Error Data	Akurasi Checking (%)	Akurasi Training (%)	Akurasi Total (%)	Jumlah Data Benar	
			RMSE	Error					Training	Checking
3	3	200	0.55	0	0.4	72.46	75.36	73.91	52	50
3	3	200	0.55	0.1	0.49	72.46	75.36	73.91	52	50
3	4	200	0.49	0	0.55	75.36	78.26	76.81	54	52
3	10	200	0	0.1	0	76.81	84.06	80.43	58	53
3	3	400	0.5	0	0.55	78.26	73.91	76.09	51	54
3	3	400	0.54	0.1	0.48	78.26	73.91	76.09	51	54
3	4	400	0.5	0	0.52	73.91	76.81	75.36	53	51
3	4	400	0.49	0.1	0.51	73.91	76.81	75.36	53	51
3	9	400	0.5	0.1	0.5	78.26	84.06	81.16	58	54
3	10	400	0.5	0.1	0.5	79.71	84.06	81.88	58	55
3	3	1000	0.53	0	0.45	78.26	73.91	76.09	51	54
3	4	1000	0.5	0	0.52	73.91	76.81	75.36	53	51
3	4	1000	0.49	0.1	0.58	75.36	81.16	78.26	56	52
3	9	1000	0.5	0	0.5	78.26	84.06	81.16	58	54

5. Kesimpulan

Rancang Bangun Sistem pakar implementasi *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* ini keberhasilannya sangat ditentukan oleh penentuan parameter dan aturan (*rule base*) yang tepat dengan konsultasi melalui dokter atau pakar akan sangat mempengaruhi akurasi dari hasil diagnosa sistem. Dari hasil perhitungan dengan menggunakan ANFIS menunjukkan bahwa hasil klasifikasi menggunakan perhitungan manual dengan perhitungan ANFIS memiliki kecenderungan nilai rata-rata *error* dan rata-rata RMSE semakin kecil pada saat jumlah iterasi bertambah dari 400 ke 1000 dengan nilai *rules* 10 dan nilai target *error* sama dengan 0,1, RMSE dan rata-rata *error* bernilai 0 dan akurasi total menjadi 81.88% dari 138 total data yang dilatih dan diuji dengan tingkat kebenaran data *training* sebanyak 58 data dan data *checking* sebanyak 55 data.

Perhitungan akurasi sistem atau keberhasilan sistem yang sudah dibangun dengan melakukan perbandingan antara hasil diagnosa sistem yang sama dengan hasil perhitungan dengan penggunaan tabel antropometri yang benar dibandingkan dengan banyaknya data yang diuji dikalikan 100%, sehingga dapat diperoleh akurasi sebesar 85%.

Berdasarkan hasil penelitian ini diharapkan mampu memberikan informasi bagi *user* dalam hal pengklasifikasian penentuan status gizi balita di Indonesia. Bagi rumah sakit, lembaga atau tenaga kesehatan, implementasi metode ANFIS ini bisa dijadikan pertimbangan dalam mempermudah pekerjaan dan dipergunakan sebagai alat untuk pembelajaran bagi dokter yang tidak berlatar belakang pakar gizi dalam melakukan klasifikasi penentuan status gizi anak.

Daftar Pustaka

Engin, A. and Ibrahim, T., 2009. *An Intelligent diagnosis system based on principle component analysis and ANFIS for the heart vaire diseases, Journal of Elsevier Expert System with Applications*, 2873–2878.

Esin, D., Akif, D., Derya , A. and Levent, A., 2009. An Intelligent diagnosis system for diabetes on linear Discriminanat Analysis and ANFIS: LDA-ANFIS, *Journal of Elsvier, Digital Signal Procesing* 1248–1255.

Kusumadewi, S. dan Purnomo, H., 2004. Aplikasi Logika Fuzyy Untuk Mendukung keputusan, Graha Ilmu Yogyakarta.

Michelle, B.F., Renata, F. and David, W.H., 2004. Maternal education and child nutritional status in Bolivia : finding the links, *Journal of Elsevier. Social science and Medicine*, 395–407.

Supariasa, I.D.N., Bakri, B. dan Fajar, I., 2002. Penilaian Status Gizi, Jakarta.

Widodo, T.S., 2005. Sistem Neuro Fuzzy, Graha Ilmu Yogyakarta.

Widodo, P.P., Handayanto, R.T., 2012. Penerapan Soft Computing dengan matlab, Bandung.

Zumin, S., Nanna, L., Bernadette and Gerd, 2004. The Sociodemographis Correlates of Nutritional status of school adolescents in Jiangu province, *Journal of Adolescent Health*, 313–322.