

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Status Gizi

2.1.1 Pengertian Gizi

Gizi mempunyai peran besar dalam daur kehidupan. Semua orang sepanjang kehidupan membutuhkan nutrien yang sama, namun dalam jumlah yang berbeda. Nutrien tertentu yang didapat dari makanan, melalui peranan fisiologis yang spesifik dan tidak tergantung pada nutrien yang lain, sangat dibutuhkan untuk hidup dan sehat (Kusharisupeni, 2007).

Istilah “gizi” dan “ilmu gizi” di Indonesia baru dikenal sekitar tahun 1952-1955 sebagai terjemahan kata bahasa Inggris *nutrition*. Kata gizi berasal dari bahasa Arab “ghidza” yang berarti makanan. Menurut dialek Mesir, ghidza dibaca ghizi. Selain itu sebagian orang menterjemahkan *nutrition* dengan mengejanya sebagai ”nutrisi”(Kamus Umum Bahasa Indonesia Badudu-Zain, 1994).

WHO mengartikan ilmu gizi sebagai ilmu yang mempelajari proses yang terjadi pada organisme hidup. Proses tersebut mencakup pengambilan dan pengolahan zat padat dan cair dari makanan yang diperlukan untuk memelihara kehidupan, pertumbuhan, berfungsinya organ tubuh dan menghasilkan energi.

2.1.2 Pengertian Status Gizi

Status gizi adalah keadaan tubuh sebagai akibat konsumsi makanan dan penggunaan zat-zat gizi. Status gizi ini menjadi penting karena merupakan salah satu faktor risiko untuk terjadinya kesakitan dan kematian. Status gizi yang baik bagi seseorang akan berkontribusi terhadap kesehatannya dan juga terhadap kemampuan dalam proses pemulihan. Status gizi masyarakat dapat diketahui melalui penilaian konsumsi pangannya berdasarkan data kuantitatif maupun kualitatif (Supariasa, 2001).

2.1.3 Indeks Antropometri

Indeks antropometri adalah pengukuran dari beberapa parameter. Indeks antropometri bisa merupakan rasio dari satu pengukuran terhadap satu atau lebih pengukuran atau yang dihubungkan dengan umur dan tingkat gizi. Salah satu contoh dari indeks antropometri adalah Indeks Massa Tubuh (IMT) atau yang disebut dengan *Body Mass Index* (Supariasa, 2001). IMT merupakan alat sederhana untuk memantau status gizi orang dewasa khususnya yang berkaitan dengan kekurangan dan kelebihan berat badan, maka mempertahankan berat badan normal memungkinkan seseorang dapat mencapai usia harapan hidup yang lebih panjang. IMT hanya dapat digunakan untuk orang dewasa yang berumur diatas 18 tahun. Dua parameter yang berkaitan dengan pengukuran Indeks Massa Tubuh adalah berat badan dan tinggi badan, untuk mengetahui nilai IMT dapat dihitung dengan menggunakan rumus sebagai berikut :

$$IMT = \frac{\text{Berat badan (kg)}}{\text{Tinggi badan (m)} \times \text{Tinggi badan (m)}} \quad (2.1)$$

Batas ambang IMT ditentukan dengan merujuk ketentuan FAO/WHO, yang membedakan batas ambang untuk laki-laki dan perempuan. Disebutkan bahwa batas ambang normal untuk laki-laki adalah : 20,1-25,0 dan untuk perempuan adalah : 18,7-23,8. Untuk kepentingan pemantauan dan tingkat defisiensi kalori ataupun tingkat kegemukan, lebih lanjut FAO/WHO menyarankan menggunakan satu batas ambang antara laki-laki dan perempuan. Ketentuan yang digunakan adalah menggunakan ambang batas laki-laki untuk kategori kurus tingkat berat dan menggunakan ambang batas pada perempuan untuk kategori gemuk tingkat berat. Untuk kepentingan Indonesia, batas ambang dimodifikasi lagi berdasarkan pengalaman klinis dan hasil penelitian di beberapa negara berkembang. Pada akhirnya diambil kesimpulan, batas ambang IMT untuk Indonesia adalah sebagai berikut :

Tabel 2.1 Klasifikasi IMT dewasa menurut Kemenkes RI (2003)

Kategori IMT	Klasifikasi
<17,0	Kurus (Kekurangan berat badan tingkat berat)
17,0 – 18,4	Kurus (Kekurangan berat badan tingkat ringan)
18,5 – 25,0	Normal
25,1 – 27,0	Kegemukan (Kelebihan berat badan tingkat ringan)
>27,0	Obesitas (Kelebihan berat badan tingkat berat)

Berikut ini akan dijelaskan cara menghitung IMT dengan menggunakan dua indikator yaitu berat badan (kg) dan tinggi badan (cm). Untuk langkah pertama merubah satuan tinggi badan (cm) menjadi satuan (m), misalkan ada seorang pasien bernama zainuri, usia 50th, berat badan 70kg, dan tinggi badan 160cm kita akan mencoba menghitung nilai IMT dari pasien yang bernama zainuri tersebut.

$$\begin{aligned}
 \text{IMT} &= \frac{70 \text{ kg}}{160 \text{ cm} \times 160 \text{ cm}} \\
 &= \frac{70 \text{ kg}}{160 \text{ m} \times 160 \text{ m}} \\
 &= \frac{70}{1,6 \times 1,6} \\
 &= \frac{70}{2,56} \\
 \text{IMT} &= 27,3
 \end{aligned}$$

Dari hasil perhitungan IMT diatas didapatkan hasil nilai IMT 27,3 berdasarkan hasil yang didapat, pasien atas nama zainuri, usia 50th, berat badan 70kg dan tinggi badan 160cm memiliki status gizi yang masuk dalam kategori obesitas karena memiliki nilai IMT diatas 27,0.

2.1.4 Penilaian Status Gizi Secara Langsung

1. Antropometri

Secara umum antropometri artinya ukuran tubuh manusia. Ditinjau dari sudut pandang gizi, maka antropometri gizi berhubungan dengan berbagai macam pengukuran dimensi tubuh dan komposisi tubuh dari berbagai tingkat umur dan tingkat gizi.

2. Klinis

Pemeriksaan klinis adalah metode yang sangat penting untuk menilai status gizi masyarakat. Metode ini didasarkan atas perubahan-perubahan yang terjadi yang dihubungkan dengan ketidakcukupan zat gizi.

3. Biokimia

Penilaian status gizi dengan biokimia adalah pemeriksaan spesimen yang diuji secara laboratoris yang dilakukan pada berbagai macam jaringan tubuh.

4. Biofisik

Penentuan status gizi secara biofisik adalah metode penentuan status gizi dengan melihat kemampuan fungsi (khususnya jaringan) dan melihat perubahan jaringan.

2.1.5 Penilaian Status Gizi Secara Tidak Langsung

1. Survei Konsumsi Makanan

Survei konsumsi makanan adalah metode penentuan status gizi secara tidak langsung dengan melihat jumlah dan jenis zat gizi yang dikonsumsi.

2. Statistik Vital

Pengukuran status gizi dengan statistik vital adalah dengan menganalisis data beberapa statistik kesehatan seperti angka kematian berdasarkan umur.

3. Faktor Ekologi

Bengoa mengungkapkan bahwa malnutrisi merupakan masalah ekologi sebagai hasil interaksi beberapa faktor fisik, biologis dan lingkungan budaya.

2.1.6 Definisi Tentang Kategori Status Gizi

Berikut ini adalah tabel tentang definisi kategori status gizi yang digunakan dalam sistem klasifikasi status gizi yang dibuat.

Tabel 2.2 Definisi kategori status gizi

Kategori Status Gizi	Keterangan
Status Gizi Kurus	Kategori kurus adalah suatu keadaan yang terjadi akibat tidak terpenuhinya asupan makanan dan kekurangan salah satu zat gizi atau lebih didalam tubuh.
Status Gizi Normal	Kategori Normal adalah merupakan suatu ukuran status gizi dimana terdapat keseimbangan antara jumlah energi yang masuk kedalam tubuh dan yang dikeluarkan oleh tubuh sesuai dengan kebutuhan.
Status Gizi Gemuk	Kategori gemuk adalah berat badan yang lebih dari ukuran ideal atau sering disebut dengan obesitas tingkat ringan.
Status Gizi Obesitas	Kategori Obesitas adalah suatu keadaan tubuh seseorang yang mengalami kelebihan berat badan yang terjadi karena kelebihan asupan energi yang disimpan dalam bentuk lemak.

2.2. Definisi Sistem

Sistem secara fisik adalah kumpulan dari elemen-elemen yang beroperasi bersama-sama untuk menyelesaikan suatu sasaran (Gordon, 1991).

Menurut (Jagianto, 2005) Sistem adalah kumpulan dari elemen-elemen yang berinteraksi untuk mencapai suatu tujuan tertentu.

2.3. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menjelaskan atau membedakan konsep atau kelas data, dengan tujuan untuk dapat memperkirakan kelas dari suatu objek yang labelnya tidak diketahui. Dalam mencapai tujuan tersebut, proses klasifikasi membentuk suatu model yang

mampu membedakan data kedalam kelas-kelas yang berbeda berdasarkan aturan atau fungsi tertentu. Model itu sendiri bisa berupa aturan "Jika-maka", berupa pohon keputusan, atau formula matematis (Bustami, 2011)

Tahapan dari klasifikasi dalam data mining menurut (Han dan Kamber, 2006) terdiri dari :

- **Pembangunan Model**

Pada tahapan ini dibuat sebuah model untuk menyelesaikan masalah klasifikasi class atau atribut dalam data. Tahap ini merupakan fase pelatihan, dimana data latih dianalisis menggunakan algoritma klasifikasi, sehingga model pembelajaran direpresentasikan dalam bentuk aturan klasifikasi.

- **Penerapan Model**

Pada tahapan ini model yang sudah dibangun sebelumnya digunakan untuk menentukan atribut/class dari sebuah data baru yang atribut/classnya belum diketahui sebelumnya. Tahap ini digunakan untuk memperkirakan keakuratan aturan klasifikasi terhadap data uji. Jika model dapat diterima, maka aturan dapat diterapkan terhadap klasifikasi data baru.

2.4 Data Mining

Secara sederhana data mining adalah penambangan atau penemuan informasi baru dengan mencari pola atau aturan tertentu dari sejumlah data yang sangat besar (Davies, 2004). Data mining juga disebut sebagai serangkaian proses untuk menggali nilai tambah berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual dari suatu kumpulan data (Pramudiono, 2007). Data mining, sering juga disebut sebagai knowledge discovery in database (KDD). KDD adalah kegiatan yang meliputi pengumpulan, pemakaian data, historis untuk menemukan keteraturan, pola atau hubungan dalam set data berukuran besar (Santoso, 2007).

Sistem Manajemen Basis Data tingkat lanjut dan teknologi data warehousing mampu untuk mengumpulkan "banjir" data dan untuk

mentransformasikan data-data yang diproses untuk menghasilkan informasi dan pengetahuan yang berguna. Data mining adalah serangkaian proses untuk menggali nilai tambah dari suatu kumpulan data berupa pengetahuan yang selama ini tidak diketahui secara manual. Kata mining berarti usaha untuk mendapatkan sedikit barang berharga dari sejumlah besar material dasar. Data mining merupakan proses pencarian pola dan relasi-relasi yang tersembunyi dalam sejumlah data yang besar dengan tujuan untuk melakukan klasifikasi, estimasi, prediksi, association rule, clustering, deskripsi, dan visualisasi.

Data mining adalah kegiatan menemukan pola yang menarik dari data dalam jumlah besar, data dapat disimpan dalam database, data warehouse, atau penyimpanan informasi lainnya. Data mining berkaitan dengan bidang ilmu – ilmu lain, seperti database system, data warehousing, statistik, machine learning, information retrieval, dan komputasi tingkat tinggi. Selain itu, data mining didukung oleh ilmu lain seperti neural network, pengenalan pola, spatial data analysis, image database, signal processing (Han, 2006).

2.5 ANN Learning Vector Quantization (LVQ)

ANN Learning Vector Quantization (LVQ) merupakan salah satu jenis ANN yang berbasis Competitive Learning atau Winner Take All, dimana dari nilai keluaran yang diberikan neuron dalam layer keluaran hanya neuron pemenang (neuron yang mempunyai nilai terkecil) saja yang di perhatikan. Neuron pemenang tersebut yang akan mengalami pembaharuan bobot. Pembaharuan bobot yang dilakukan pada neuron pemenang ini bisa menambah atau mengurangi (Prasetyo, E.2013).

LVQ menggunakan konsep kuantisasi perbedaan antara vektor masukan dengan bobot yang dimiliki oleh setiap neuron. LVQ tidak seperti Perceptron dimana dalam perseptron setiap kelas diwakili hanya oleh 1 neuron. Dalam LVQ satu kelas dapat diwakili oleh lebih dari 1 neuron. Itulah sebabnya LVQ tidak membutuhkan layer tersembunyi seperti pada MLP. Operasi yang dilakukan antara vektor dengan bobot tidak menggunakan inner-product, melainkan

menggunakan kuantisasi perbedaan euclidean kuadrat. Kuantisasi untuk vektor x dengan neuron ke- j seperti dinyatakan dalam persamaan (5.26).

$$d_j = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{ij})^2 \dots\dots\dots(5.26)$$

Dimana : d_j = vektor pelatihan
 r = jumlah fitur yang digunakan
 x_i = nilai atribut yang digunakan
 w_{ij} = bobot yang digunakan

Sedangkan untuk pembaharuan bobot pada neuron pemenang menggunakan formula pada persamaan (5.27).

$$w_{ij}(\text{baru}) = \begin{cases} w_{ij}(\text{lama}) + \eta(x_i - w_{ij}(\text{lama})), & \text{jika } \omega_{wj} = \omega_x \\ w_{ij}(\text{lama}) - \eta(x_i - w_{ij}(\text{lama})), & \text{jika } \omega_{wj} \neq \omega_x \\ \text{tidak ada update} & , \text{neuron lainnya} \end{cases} \quad (5.27)$$

Dimana : w_{ij} = bobot
 x_i = nilai atribut yang digunakan
 η = laju pembelajaran
 ω_{wj} = kelas target
 ω_x = kelas neuron

Untuk ω_{wj} menyatakan label kelas yang diwakili oleh neuron ke- j (neuron pemenang), sedangkan ω_x adalah label kelas yang sebenarnya diwakili oleh vektor x . Untuk neuron selain neuron pemenang tidak mengalami pembaharuan apa-apa (Prasetyo, E.2013).

2.5.1 Proses Pembelajaran Learning Vector Quantization

Pada proses awal pengenalan, vektor input akan mengalami proses pembelajaran yang dilakukan melalui beberapa epoch sampai batas epoch maksimal tercapai. LVQ melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang

terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor input dengan vektor bobot dari masing-masing kelas dan vektor input akan masuk ke dalam kelas yang memiliki jarak terdekat. Algoritma pembelajaran pada LVQ bertujuan mencari nilai bobot yang sesuai untuk mengelompokkan vektor-vektor input ke dalam kelas yang sesuai dengan yang telah diinisialisasi pada saat pembentukan jaringan LVQ.

2.5.2 Algoritma Pelatihan ANN LVQ

Berikut ini adalah langkah-langkah yang perlu dilakukan dalam menerapkan metode LVQ dalam pengolahan data (Prasetyo, E.2013).

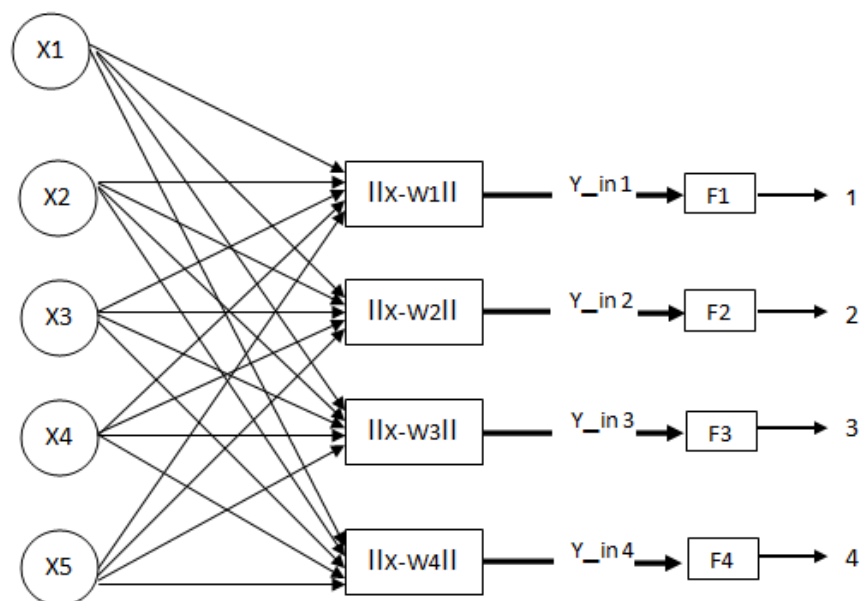
1. Inisialisasi, Tentukan jumlah neuron untuk mengkategorikan semua data latih. Tentukan bobot awal neuron dengan memberikan nilai tengah dari jangkauan nilai setiap fitur. Tentukan laju pembelajaran (η). Tentukan fungsi pembelajaran. Tentukan jumlah iterasi.
2. Lakukan langkah 3 sampai 7 hingga mencapai jumlah iterasi atau nilai laju pembelajaran sudah menjadi sangat kecil.
3. Untuk setiap vector latih masukan, lakukan langkah 4 sampai 5.
4. Hitung kuantisasi vector (d) pada semua neuron menggunakan persamaan (5.26), kemudian pilih yang paling kecil. Neuron dengan kuantisasi paling kecil menjadi pemenang.
5. Perbaharui bobot neuron pemenang menggunakan persamaan (5.27).
6. Perbaharui laju pembelajaran dengan fungsi pembelajaran.
7. Tes kondisi berhenti Jika : ($\alpha < \text{Mina}$ atau iterasi $> \text{Max}$ iterasi) Maka berhenti , Jika tidak : iterasi = iterasi + 1, ulangi langkah ke 4.

2.5.3 Arsitektur LVQ

Arsitektur LVQ terdiri dari lapisan input (*input layer*), lapisan kompetitif (terjadi kompetisi pada input untuk masuk ke dalam suatu kelas berdasarkan kedekatan jaraknya) dan lapisan output (*output layer*). Lapisan input dihubungkan

dengan lapisan kompetitif oleh bobot. Dalam lapisan kompetitif, proses pembelajaran dilakukan secara terawasi. Input akan bersaing untuk dapat masuk ke dalam suatu kelas. Hasil dari lapisan kompetitif ini berupa kelas, yang kemudian akan dihubungkan dengan lapisan output oleh fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi linear dengan tujuan kelas yang diperoleh pada lapisan output sesuai dengan kelas yang dimasukkan ke lapisan output.

Misalkan ada lima variable dari vektor input pada contoh jaringan LVQ berikut, $X = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$ dengan neuron keluaran $y_1, y_2, y_3,$ dan y_4 dengan empat vektor bobot yaitu $W_{1j} = (w_{11}, w_{12}, w_{13}, w_{14}, w_{15}, w_{16})$, $W_{2j} = (w_{21}, w_{22}, w_{23}, w_{24}, w_{25}, w_{26})$, $W_{3j} = (w_{31}, w_{32}, w_{33}, w_{34}, w_{35}, w_{36})$, $W_{4j} = (w_{41}, w_{42}, w_{43}, w_{44}, w_{45}, w_{46})$ maka arsitektur jaringan LVQ dapat dilihat pada Gambar 1.1.



Gambar 1.1 arsitektur LVQ

Keterangan:

X = vektor masukan ($X_1, \dots, X_n, \dots, X_n$)

W = vektor bobot atau vektor perwakilan

$|X-W|$ = selisih nilai jarak *Euclidian* antara vektor *input* dengan vektor bobot

F = lapisan kompetitif (fungsi aktivasi)

Y = keluaran (*output*)

Ketika hasil pemrosesan jaringan memberikan hasil klasifikasi yang sama dengan informasi kelas yang diberikan di awal, maka vektor perwakilan akan disesuaikan agar lebih dekat dengan vektor masukan. Sebaliknya ketika hasil klasifikasi tidak sama dengan informasi kelas yang diberikan di awal, maka vektor perwakilan akan disesuaikan agar menjauhi vektor masukan. Dalam pengenalan metode LVQ terdapat dua proses, yaitu proses pembelajaran dan proses pengujian.

2.5.4 Contoh ANN Learning Vector Quantization pada operasi logika XOR

Pada contoh ini akan dilakukan pengelompokan lima buah data dengan jumlah dimensi dua. Set data yang akan digunakan adalah data pada tabel 2.2 (Prasetyo, E.2013) :

Tabel 2.3 Set data pada contoh metode LVQ.

No	X	Y	Kelas
1	1	1	0
2	1	0	1
3	0	1	1
4	0	0	0

Fitur yang digunakan adalah X dan Y. Pada contoh ini akan dilakukan proses pengelompokan dengan metode LVQ. Parameter yang digunakan untuk nilai laju pembelajaran (η) yang digunakan adalah 0.5, fungsi pembelajaran adalah 0.6 dari η . jumlah iterasi 6 kali, sedangkan jumlah neuron keluaran yang digunakan adalah 3, dengan rincian, neuron 1 dan 2 mewakili kelas 1, sedangkan neuron 3 mewakili kelas 0. Inisialisasi bobot awal:

$$w = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

Iterasi 1 Hitung kuantitasi vektor 1 [1 1] ke setiap neuron:

$$d_1 = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{i1})^2 = (x_1 - w_{11})^2 + (x_2 - w_{21})^2$$

$$= (1 - 0.5)^2 + (1 - 0.5)^2 = 0.5^2 + 0.5^2 = 0.25 + 0.25 = 0.5$$

$$d_2 = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{i2})^2 = (x_1 - w_{12})^2 + (x_2 - w_{22})^2$$

$$= (1 - 0.5)^2 + (1 - 0.5)^2 = 0.5^2 + 0.5^2 = 0.25 + 0.25 = 0.5$$

$$d_3 = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{i3})^2 = (x_1 - w_{13})^2 + (x_2 - w_{23})^2$$

$$= (1 - 0.5)^2 + (1 - 0.5)^2 = 0.5^2 + 0.5^2 = 0.25 + 0.25 = 0.5$$

Karena ketiga neuron memberikan keluaran yang sama, maka pemenangnya bisa dipilih sembarang. Misalkan dipilih neuron 1 mewakili kelas 1, sedangkan vektor 1 mempunyai label kelas 0 (label kelas tidak sama), maka neuron 1 akan mengalami pembaharuan bobot:

$$w_{i1}(\text{baru}) = w_{i1}(\text{lama}) - \eta ((x_i - w_{i1}(\text{lama})))$$

$$= \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} - 0.5 \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.25 \\ 0.25 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.25 \\ 0.25 \end{bmatrix}$$

$$\text{Bobot menjadi: } w = \begin{bmatrix} 0.25 & 0.5 & 0.5 \\ 0.25 & 0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

Untuk vektor 2 [1 0], hitung kuantisasi ke setiap neuron:

$$d_1 = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{i1})^2 = (x_1 - w_{11})^2 + (x_2 - w_{21})^2$$

$$= (1 - 0.25)^2 + (0 - 0.25)^2 = 0.75^2 + (-0.25)^2 = 0.5625 + 0.0625 = 0.625$$

$$d_2 = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{i2})^2 = (x_1 - w_{12})^2 + (x_2 - w_{22})^2$$

$$= (1 - 0.5)^2 + (0 - 0.5)^2 = 0.5^2 + 0.5^2 = 0.25 + 0.25 = 0.5$$

$$d_3 = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{i3})^2 = (x_1 - w_{13})^2 + (x_2 - w_{23})^2$$

$$= (1 - 0.5)^2 + (0 - 0.5)^2 = 0.5^2 + 0.5^2 = 0.25 + 0.25 = 0.5$$

Neuron pemenang ada 2 yaitu 2 dan 3, di pilih salah satu sebagai pemenang, misalnya neuron 2. Neuron 2 mewakili kelas 1, sedangkan vektor 2 mempunyai label 1 (label kelas sama). Maka neuron 2 akan mengalami pembaharuan bobot:

$$w_{i2}(\text{baru}) = w_{i2}(\text{lama}) - \eta ((x_i - w_{i2}(\text{lama})))$$

$$= \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} + 0.5 \left(\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.25 \\ -0.25 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.75 \\ 0.25 \end{bmatrix}$$

$$\text{Bobot menjadi: } w = \begin{bmatrix} 0.25 & 0.75 & 0.5 \\ 0.25 & 0.25 & 0.5 \end{bmatrix}$$

Untuk vektor 3 [0 1], hitung kuantisasi ke setiap neuron:

$$d_1 = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{i1})^2 = (x_1 - w_{11})^2 + (x_2 - w_{21})^2$$

$$= (0 - 0.25)^2 + (1 - 0.25)^2 = (-0.25)^2 + 0.75^2 = 0.0625 + 0.5625 = 0.625$$

$$d_2 = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{i2})^2 = (x_1 - w_{12})^2 + (x_2 - w_{22})^2$$

$$= (0 - 0.75)^2 + (1 - 0.25)^2 = -0.75^2 + 0.75^2 = 0.5625 + 0.5625 = 1.125$$

$$d_3 = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{i3})^2 = (x_1 - w_{13})^2 + (x_2 - w_{23})^2$$

$$= (0 - 0.5)^2 + (1 - 0.5)^2 = (-0.5)^2 + 0.5^2 = 0.25 + 0.25 = 0.5$$

Neuron pemenang adalah neuron 3. Neuron 3 mewakili kelas 0, sedangkan vektor 3 mempunyai label kelas 1 (label kelas tidak sama), maka neuron 3 akan mengalami pembaharuan bobot:

$$w_{i3}(\text{baru}) = w_{i3}(\text{lama}) - \eta ((x_i - w_{i3}(\text{lama})))$$

$$= \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} - 0.5 \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.5 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} -0.25 \\ 0.25 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.75 \\ 0.25 \end{bmatrix}$$

Bobot menjadi: $w = \begin{bmatrix} 0.25 & 0.75 & 0.75 \\ 0.25 & 0.25 & 0.25 \end{bmatrix}$

Untuk vektor 4 [0 0], hitung kuantisasi ke setiap neuron:

$$d_1 = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{i1})^2 = (x_1 - w_{11})^2 + (x_2 - w_{21})^2$$

$$= (0 - 0.25)^2 + (0 - 0.25)^2 = (-0.25)^2 + (-0.25)^2 = 0.0625 + 0.0625 = 0.125$$

$$d_2 = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{i2})^2 = (x_1 - w_{12})^2 + (x_2 - w_{22})^2$$

$$= (0 - 0.75)^2 + (0 - 0.25)^2 = (-0.75)^2 + (-0.25)^2 = 0.5625 + 0.0625 = 0.625$$

$$d_3 = \sum_{i=1}^r (x_i - w_{i3})^2 = (x_1 - w_{13})^2 + (x_2 - w_{23})^2$$

$$= (0 - 0.75)^2 + (0 - 0.25)^2 = (-0.75)^2 + (-0.25)^2 = 0.5625 + 0.0625 = 0.625$$

Neuron pemenang adalah neuron 1. Neuron 1 mewakili kelas 1, sedangkan vektor 4 mempunyai label 0 (label kelas tidak sama), maka neuron 1 akan mengalami pembaharuan bobot:

$$w_{i1}(\text{baru}) = w_{i1}(\text{lama}) - \eta ((x_i - w_{i1}(\text{lama})))$$

$$= \begin{bmatrix} 0.25 \\ 0.25 \end{bmatrix} + 0.5 \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0.25 \\ 0.25 \end{bmatrix} \right) = \begin{bmatrix} 0.25 \\ 0.25 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -0.125 \\ -0.125 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.375 \\ 0.375 \end{bmatrix}$$

Bobot menjadi: $w = \begin{bmatrix} 0.375 & 0.75 & 0.75 \\ 0.375 & 0.25 & 0.25 \end{bmatrix}$

Nilai keluaran yang di dapat dari semua vektor adalah = [1 1 0 1]

Iterasi 1 sudah berakhir. Laju pembelajaran di perbaharui: $\eta(1) = 0.6 \times \eta(0) = 0.6 \times 0.5 = 0.3$.

Iterasi 2

Dengan cara yang sama, bobot akhir iterasi 2 menjadi: $w =$

$$\begin{bmatrix} 0.3413 & 0.7725 & 0.75 \\ 0.7312 & 0.0175 & 0.25 \end{bmatrix}$$

Nilai keluaran yang di dapat dari semua vektor adalah = [1 1 1 1]

Laju pembelajaran di perbaharui : $\eta(2) = 0.6 \times \eta(1) = 0.6 \times 0.3 = 0.18$.

Iterasi 3

Dengan cara yang sama, bobot akhir iterasi 3 menjadi: $w =$

$$\begin{bmatrix} 0.2155 & 0.8135 & 0.75 \\ 0.8731 & 0.0144 & 0.25 \end{bmatrix}$$

Nilai keluaran yang di dapat dari semua vektor adalah = [1 1 1 1]

Laju pembelajaran di perbaharui : $\eta(3) = 0.6 \times \eta(2) = 0.6 \times 0.18 = 0.108$.

Iterasi 4

Dengan cara yang sama, bobot akhir iterasi 4 menjadi: $w =$

$$\begin{bmatrix} 0.1922 & 0.9236 & 0.7770 \\ 0.8868 & 0.0142 & 0.3310 \end{bmatrix}$$

Nilai keluaran yang di dapat dari semua vektor adalah = [0 1 1 1].

Laju pembelajaran di perbaharui : $\eta(4) = 0.6 \times \eta(3) = 0.6 \times 0.108 = 0.0648$.

Iterasi 5

Dengan cara yang sama, bobot akhir iterasi 5 menjadi: $w =$

$$\begin{bmatrix} 0.1797 & 0.9286 & 0.7402 \\ 0.8942 & 0.0133 & 0.3501 \end{bmatrix}$$

Nilai keluaran yang di dapat dari semua vektor adalah = [0 1 1 0].

Laju pembelajaran di perbaharui : $\eta(5) = 0.6 \times \eta(4) = 0.6 \times 0.0648 = 0.0389$.

Iterasi 6

Dengan cara yang sama, bobot akhir iterasi 6 menjadi: $w =$

$$\begin{bmatrix} 0.1727 & 0.9314 & 0.7411 \\ 0.8983 & 0.0127 & 0.3608 \end{bmatrix}$$

Nilai keluaran yang di dapat dari semua vektor adalah = [0 1 1 0]

Laju pembelajaran di perbaharui : $\eta(6) = 0.6 \times \eta(5) = 0.6 \times 0.0389 = 0.0233$.

Setelah iterasi 6 kali, didapat bobot akhir adalah $w = \begin{bmatrix} 0.1727 & 0.9314 & 0.7411 \\ 0.8983 & 0.0127 & 0.3608 \end{bmatrix}$

Sedangkan semua vektor sudah terpetakan dengan benar ke kelasnya masing-masing artinya model ANN sudah selesai dan siap digunakan untuk prediksi.

2.6 Penelitian Sebelumnya

Penelitian yang di lakukan oleh Djalu Ranadhi, Wawan Indarto, Taufiq Hidayat Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia (2006), mereka membuat sebuah sistem informasi narapidana untuk LP Wirogunan, yang dilengkapi dengan sistem pengenalan pola sidik jari. Proses pelatihan data sidik jari menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan metode Learning Vector Quantization (LVQ). Metode ini akan menghitung jarak antara bobot awal dengan data pelatihan, sehingga pada akhir iterasi akan ditemukan bobot akhir tiap kelas/data. Dalam proses pencocokan atau dalam sistem ini dipakai untuk proses pencarian, maka sistem akan mencari jarak terpendek antara data input baru sidik jari dengan bobot akhir tiap kelas. Kemudian akan dianalisis mengenai keberhasilan sistem dalam mengenali pola sidik jari yang baru diinputkan, serta hubungannya dengan banyaknya epoch yang digunakan serta banyaknya waktu yang diperlukan. Dari hasil pengujian terhadap metode yang digunakan dalam proses pelatihan serta pencocokan pola sidik jari, maka diperlukan waktu yang cukup lama dalam proses pelatihan maupun pencocokan. Namun dari segi keberhasilan mengenali pola sidik jari, metode ini memiliki keberhasilan yang sangat tinggi. Dengan menggunakan 20 epoch dan $\alpha = 0.05$, maka keberhasilan pencocokan mencapai 60%.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Elvia Budianita (2013) dengan judul Penerapan Learning Vector Quantization (LVQ) untuk Klasifikasi Status Gizi Anak, Penentuan klasifikasi status gizi anak yang sering dilakukan adalah berdasarkan indeks berat badan menurut tinggi badan (BB/TB). Pada Puskesmas Batupanjang, indeks antropometri tersebut dihitung secara manual untuk menilai status gizi anak sekolah dasar dengan menggunakan daftar tabel z-skor atau simpangan baku / standar deviasi (SD) WHO NCHS (National Centre for Health Statistic). Metode Learning Vektor Quantization (LVQ) dan salah satu algoritma yang digunakan dalam penelitian ini untuk menangani penilaian status gizi anak berdasarkan simpangan baku rujukan terhadap indeks berat badan dan tinggi badan tersebut. Variabel yang digunakan dalam penilaian status gizi anak adalah jenis kelamin, berat badan, tinggi badan, penyakit infeksi, nafsu makan, dan pekerjaan kepala keluarga (KK). Berdasarkan dari hasil penelitian dan pembahasan yang dilakukan, LVQ dapat mengenali pola dan mampu mengklasifikasikan status gizi anak berdasarkan simpangan baku rujukan (standar deviasi) indeks berat badan menurut tinggi badan (BB/TB) dan beberapa faktor yang mempengaruhi status gizi anak. Nilai parameter yang digunakan pada LVQ meliputi nilai *learning rate* (α) = 0.05, Berdasarkan hasil pengujian di dapat akurasi dengan LVQ adalah 88%.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Sri Kusumadewi (2009) dengan judul Klasifikasi Status Gizi Menggunakan Naive Bayesian Classification, Penelitian ini menggunakan metode *Naive Bayesian Classification* (NBC). Pada penelitian ini, dilakukan pengukuran antropometri terhadap 47 sampel mahasiswa Teknik Informatika UII. Usia sampel berkisar antara 19 hingga 22 tahun. Ada 5 variabel pengukuran, yaitu tinggi badan (cm), berat badan (cm), jenis kelamin, lingkar pergelangan (cm), dan lingkar perut (cm). Berdasarkan data tersebut, akan dibangun sebuah sistem untuk menentukan status gizi dan ukuran rangka apabila diberikan *input* berupa tinggi badan (cm), berat badan (cm), jenis kelamin, lingkar pergelangan (cm), dan lingkar perut (cm) menggunakan *Naive Bayesian Classification*. Berdasarkan hasil pengujian terhadap semua data, diperoleh hasil

bahwa terdapat 38 yang sesuai dengan kelas yang diberikan dan 9 hasil yang tidak sesuai dengan hasil yang diberikan. Nilai terbesar untuk TP terletak pada status gizi Normal, yaitu sebesar 28/30. Artinya, dari 30 sample data dengan status gizi normal, pada sistem yang dibangun ada 28 data yang mengidentifikasi status gizi normal. Apabila diambil nilai total kinerja untuk semua status gizi, akan diperoleh nilai total kinerja sebesar 0,923. berdasarkan hasil pengukuran antropometri dan model sistem yang dibangun memiliki kinerja yang baik karena hasil pengujian menunjukkan total kinerja sebesar 0,932 atau 93,2%.

Penelitian selanjutnya dilakukan oleh Nurul Hidayati, Budi Warsito (2010) dengan judul Prediksi Terjangkitnya Penyakit Jantung Dengan Metode Learning Vector Quantization. Pada penelitian ini dibahas prediksi penyakit jantung menggunakan LVQ. Untuk dapat mengetahui bahwa seseorang menderita penyakit jantung dibutuhkan pengetahuan khusus untuk mendeteksi dan melakukan diagnosis awal dari pemeriksaan fisik yang merupakan syarat bila terdapat keluhan atau gejala yang berhubungan dengan jantung. Menurut berbagai sumber terdapat 10 faktor yang mempengaruhi seseorang berpotensi terjangkit penyakit jantung maka dari itu pada penelitian ini, menggunakan 10 sample yang mempengaruhi seseorang berpotensi terjangkit penyakit jantung berikut ini adalah 10 sample yang digunakan dalam penelitian ini meliputi data, usia, jenis kelamin, angina, tekanan darah saat beristirahat, kolesterol, kecepatan gula darah, denyut nadi maksimal, merokok, keturunan dan olahraga. Jumlah data seluruhnya adalah 270. Data ke-1 dan 2 digunakan sebagai bobot awal yang mewakili dari masing-masing kelas atau dapat dilihat pada tabel 1. Sedangkan data yang akan dilatih dan selanjutnya akan diuji adalah data ke-3 sampai data ke-270 sebanyak 268 data. Para meter yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut: alfa (learning rate) 0.25, deca 0.1, mina 0.001, maxepoch 100. setelah dilakukan training sampai 100 epoch tingkat keberhasilan jaringan LVQ untuk dapat mengenali pola dengan benar sebesar 66.79%.

