

**METODE KLASIFIKASI ANALISIS DISKRIMINAN DAN
JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION PADA
KASUS KLASIFIKASI POLA MAKAN PADA BALITA**

SKRIPSI

**oleh:
DANNYS MEGASARI
0910950027-95**



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2013**

**METODE KLASIFIKASI ANALISIS DISKRIMINAN DAN
JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION PADA
KASUS KLASIFIKASI POLA MAKAN PADA BALITA**

SKRIPSI

Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Sains
dalam bidang Statistika

oleh:
DANNYS MEGASARI
0910950027-95



**PROGRAM STUDI STATISTIKA
JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2013**

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

**METODE KLASIFIKASI ANALISIS DISKRIMINAN DAN
JARINGAN SARAF TIRUAN *BACKPROPAGATION* PADA
KASUS KLASIFIKASI POLA MAKAN PADA BALITA**

oleh:

**DANNYS MEGASARI
0910950027-95**

**Setelah dipertahankan di depan Majelis Penguji
pada tanggal 10 desember 2013
dan dinyatakan memenuhi syarat untuk memperoleh gelar
Sarjana Sains dalam bidang statistika**

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

**Samingun Handoyo, S.Si, M.Cs
NIP. 197304151998021002**

**Prof. Dr.Ir. Henny Pramoedvo, MS
NIP. 195707051981031009**

**Memgetahui,
Ketua Jurusan Matematika
Fakultas MIPA Universitas Brawijaya**

**Drs. Abdul Rouf Alghofari, M.Sc., Ph.D
NIP. 196709071992031001**

LEMBAR PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Dannys Megasari
NIM : 0910950027
Jurusan : Statistika
Penulis Skripsi berjudul : Metode Klasifikasi Analisis
Diskriminan dan Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* pada
Kasus Klasifikasi Pola Makan pada Balita

Dengan ini menyatakan bahwa :

1. Isi dari Skripsi yang saya buat adalah benar-benar karya sendiri dan tidak menjiplak karya orang lain, selain nama-nama yang termaktub di isi dan tertulis di daftar pustaka dalam skripsi ini.
2. Apabila dikemudian hari ternyata Skripsi yang saya tulis terbukti hasil jiplakan, maka saya akan bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan segala kesadaran :

Malang, 10 Desember 2013

Yang menyatakan,

(Dannys Megasari)

NIM. 0910950027

METODE KLASIFIKASI ANALISIS DISKRIMINAN DAN JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION PADA KASUS KLASIFIKASI POLA MAKAN PADA BALITA

Abstrak

Gizi buruk pada balita akan mengakibatkan gangguan tumbuh kembang anak. Gizi buruk dapat dicegah dengan pola makan yang sehat oleh karena itu pola makan tidak sehat pada balita harus dideteksi sejak dini. Pendeteksian pola makan buruk dapat dilakukan melalui pengklasifikasian pola makan balita. Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan analisis diskriminan dan JST (Jaringan Saraf Tiruan) pada kasus klasifikasi pola makan balita dan mengetahui metode pengklasifikasian yang lebih baik di antara analisis diskriminan dan JST (jaringan saraf tiruan) *backpropagation* untuk pengklasifikasian pola makan balita. Penelitian ini menggunakan dua data pola makan balita. Data I dan data II dibagi menjadi data *training* dan *testing*. Data *training* digunakan untuk menghasilkan fungsi diskriminan dan model JST terbaik. Data *testing* digunakan untuk validasi fungsi diskriminan dan model JST yang dihasilkan oleh data *training*. Nilai *hit ratio* dan MSE (*Mean Square Error*) dari data *training* dan *testing* digunakan untuk membandingkan kedua metode klasifikasi. Metode klasifikasi yang lebih baik memiliki nilai *hit ratio* yang lebih besar dan nilai MSE yang lebih kecil. Data I dapat diklasifikasikan menggunakan fungsi diskriminan linier Fisher dan model JST (Jaringan Saraf Tiruan) 5-9-1, data II menggunakan fungsi diskriminan kuadratik dan model JST (Jaringan Saraf Tiruan) 5-6-1 untuk klasifikasi. JST (Jaringan Saraf Tiruan) lebih baik daripada analisis diskriminan karena pada data *training* II dan *testing* II JST (Jaringan Saraf Tiruan) memiliki nilai *Hit ratio* lebih besar daripada analisis diskriminan dan memiliki MSE yang bernilai lebih kecil daripada analisis diskriminan.

Kata Kunci : Analisis Diskriminan, JST, Backpropagation.

DISCRIMINANT ANALYSIS AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BACKPROPAGATION CLASSIFICATION METHODS IN THE CASE OF THE TODDLER'S EATING PATTERN CLASSIFICATION

Abstract

Malnutrition in toddlers cause the children's growth period disruption. Malnutrition can be prevented with a healthy eating pattern therefore the unhealthy eating pattern should be detected eraly on. The classification of eating pattern in toddler can detect the unhealthy eating pattern. This research aims at applying discriminant analysis and ANN (Artificial Neural network) in the case of toddler's eating pattern classification and knowing a better method of classification among the discriminant analysis and ANN (Artificial Neural Networks) backpropagation in the case of toddler's eating pattern classification. This research uses two datas of eating pattern in toddler. The data I and data II are devided in to training and testing data. The training data is used to produce the best discriminant function ANN model. The testing data is used to validate the discriminant function and the ANN model which are produced by the training data. The hit ratio and MSE values are used to compare the classification methods. A better classification method has a bigger hit ratio value and a smaller MSE value. The Data I can be classified using Fisher linear discriminant functions and 5-9-1 ANN (Artificial Neural Networks) model, data II using the quadratic discriminant functions and 5-6-1 ANN (Artificial Neural Networks) model for the classification. ANN (Artificial Neural Networks)) is better than discriminant analysis due to ANN (Artificial Neural Networks) in training data II and testing data II has a greater hit ratio value and a smaller MSE value than discriminant analysis.

Keywords : Discriminant Analysis, ANN, Backpropagatio

KATA PENGANTAR

Terima kasih kepada Tuhan Yesus Kristus yang telah melimpahkan kasih dan karunia-Nya kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan Skripsi dengan judul **Metode Klasifikasi Analisis Diskriminan dan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation pada Kasus Klasifikasi Pola Makan pada Balita.**

Menyadari bahwa dalam penyusunan Skripsi ini, telah banyak pihak yang membantu memberikan bimbingan dan motivasi maka penulis ingin menyampaikan ucapan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Bapak Samingun Handoyo, S.Si., M.Cs selaku Dosen Pembimbing I, yang telah memberikan bimbingan dan saran dalam penulisan Skripsi.
2. Bapak Prof.Dr.Ir. Henny Pramoedyo, MS selaku Dosen Pembimbing II, yang telah memberikan bimbingan dan saran dalam penulisan Skripsi.
3. Ibu Dr. Suci Astutik, S.Si, M.Si selaku Dosen penguji yang telah memberikan saran dalam penulisan Skripsi.
4. Ibu Ir. Heni Kusdarwati, MS selaku kepala program studi statistika atas bantuan yang telah diberikan.
5. Bapak Drs. Abdul Rouf A, MSc., Ph.D selaku kepala jurusan matematika atas bantuan yang diberikan.
6. Kedua orangtua, kakak dan seluruh keluarga besar atas segala motivasi dan doa yang telah diberikan.
7. Teman-teman Statistika dan Ilmu Komputer 2009 yang telah membantu penyelesaian Skripsi.

Malang, Desember 2013

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PENGESAHAN	ii
HALAMAN PERNYATAAN	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACK	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	viii
DAFTAR LAMPIRAN	ix
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Batasan Masalah	3
1.4 Tujuan	3
1.5 Manfaat	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Statistika Deskriptif	4
2.2 Analisis Diskriminan	4
2.2.1 Asumsi-Asumsi pada Analisis Diskriminan	5
2.2.2 Fungsi dan Aturan Pengklasifikasian Diskriminan Linier Fisher	7
2.2.4 Fungsi Diskriminan Kuadratik dan Aturan Pengelompokkannya	9
2.3 Jaringan Saraf Tiruan	10
2.3.1 Fungsi Aktivasi	10
2.3.2 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan	11
2.3.3 Proses Pelatihan Jaringan	12
2.3.4 <i>Backpropagation</i>	13
2.4 Ketepatan Klasifikasi	15
2.5 Pola Makan	16
BAB III METODE PENELITIAN	
3.1 Sumber Data	19
3.2 Metode Analisis	20

3.2.1 Analisis Diskriminan	20
3.2.2 Jaringan Saraf Tiruan	20
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	
4.1 Statistika Deskriptif	23
4.1.1 Statistika Deskriptif Data I	23
4.1.2 Statistika Deskriptif Data II	24
4.2 Pembagian Data	24
4.3 Pengujian Asumsi Analisis Diskriminan Data	25
4.3.1. Asumsi Kenormalan Peubah Ganda Data I	25
4.3.2. Asumsi kesamaan Matriks varian Kovarian Data I	25
4.3.3. Asumsi Kesamaan vektor rata-rata Data I	26
4.4 Pengujian Asumsi Analisis Diskriminan Data	26
4.4.1. Asumsi Kenormalan Peubah Ganda Data II	26
4.4.2. Asumsi kesamaan Matriks varian Kovarian Data II	27
4.4.3. Asumsi Kesamaan vektor rata-rata Data II	27
4.5 Fungsi Diskriminan	27
4.6 Penentuan Model Jaringan Saraf	28
4.5.1. Data I	28
4.5.2. Data II	31
4.7 Perbandingan Analisis Diskriminan dan Jaringan Saraf Tiruan Data I	34
4.7.1. Data <i>Training</i> I	34
4.7.2. Data <i>Testing</i> I	36
4.8 Perbandingan Analisis Diskriminan dan Jaringan Saraf Tiruan Data II	39
4.8.1. Data <i>Training</i> II	39
4.8.2. Data <i>Testing</i> II	41
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan	44
5.2 Saran	44
DAFTAR PUSTAKA	45
LAMPIRAN	47

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan	12
Gambar 3.1	Skema Langkah-Langkah Analisis Data	22
Gambar 4.1	Model Jaringan Data I	30
Gambar 4.2	Model Jaringan Data II	33
Gambar 4.3	Plot Perbandingan Target dan Output Data <i>Training 1</i>	36
Gambar 4.4	Plot Perbandingan Target dan Output Data <i>Testing 1</i>	38
Gambar 4.5	Plot Perbandingan Target dan Output Data <i>Training 2</i>	40
Gambar 4.6	Plot Perbandingan Target dan Output Data <i>Testing 2</i>	43



DAFTAR TABEL

Tabel 2.1	Pola Makan Balita	18
Tabel 3.1	Sumber Data	19
Tabel 3.2	Peubah Respon Penelitian	19
Tabel 3.2	Peubah Bebas Penelitian	19
Tabel 4.1	Statistika Deskriptif Data I	23
Tabel 4.2	Statistika Deskriptif Data II	24
Tabel 4.3	Hasil Statistik Uji Box's M I	25
Tabel 4.4	Hasil Statistik Uji Box's M II	27
Tabel 4.5	Daftar Jumlah Neuron Lapisan Tersembunyi dan Nilai MSE Data I	29
Tabel 4.6	Daftar Target MSE Beserta Nilai MSE Data I	31
Tabel 4.7	Daftar Jumlah Neuron Lapisan Tersembunyi dan Nilai MSE Data II	32
Tabel 4.8	Daftar Target MSE Beserta Nilai MSE Data II	34
Tabel 4.9	Matriks Klasifikasi Data <i>Training</i> I Analisis Diskriminan	34
Tabel 4.10	Matriks Klasifikasi untuk Data <i>Training</i> I Jaringan Saraf Tiruan	35
Tabel 4.11	Matriks Klasifikasi Data <i>Testing</i> I	37
Tabel 4.12	Matriks Klasifikasi untuk Data <i>Testing</i> I Jaringan Saraf Tiruan	37
Tabel 4.13	Matriks Klasifikasi Data <i>Training</i> II	39
Tabel 4.14	Matriks Klasifikasi untuk Data <i>Training</i> II Jaringan Saraf Tiruan	40
Tabel 4.15	Matriks Klasifikasi Data <i>Testing</i> II	41
Tabel 4.16	Matriks Klasifikasi untuk Data <i>Testing</i> II Jaringan Saraf Tiruan	42

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1	Data I	47
Lampiran 2	Data II	51
Lampiran 3	Cara Perhitungan Skor HEI (<i>Healthy Eating Index</i>)	56
Lampiran 4	Statistika Deskriptif Data I	59
Lampiran 5	Statistika Deskriptif Data II	60
Lampiran 6	Data <i>Training</i> I	61
Lampiran 7	Data <i>Training</i> II	63
Lampiran 8	Data <i>Testing</i> I	66
Lampiran 9	Data <i>Testing</i> II	67
Lampiran 10	Plot Kenormalan Data I	69
Lampiran 11	Plot Kenormalan Data II	70
Lampiran 12	Nilai Wilk's Lambda Data I	71
Lampiran 13	Nilai Wilk's Lambda Data II	72
Lampiran 14	Uji Box's M Data I	73
Lampiran 15	Uji Box's M Data II	74
Lampiran 16	Macro Minitab Uji Normalitas	75
Lampiran 17	Fungsi Diskriminan Linier Fisher Data I	76
Lampiran 18	Fungsi Diskriminan Kuadratik Data II	77
Lampiran 19	Hasil Pengklasifikasian Data <i>Testing</i> I	78
Lampiran 20	Hasil Pengklasifikasian Data <i>Testing</i> II	79
Lampiran 21	<i>Source Code</i> Matlab <i>Backpropagation</i>	81
Lampiran 22	Bobot Akhir Jaringan Saraf Tiruan Data I	82
Lampiran 23	Bobot Akhir Jaringan Saraf Tiruan Data II	83
Lampiran 24	Hasil Klasifikasi Data <i>training</i> I pada Jaringan Saraf Tiruan	84
Lampiran 25	Hasil Klasifikasi Data <i>training</i> II pada Jaringan Saraf Tiruan	86
Lampiran 26	Hasil Klasifikasi Data <i>Testing</i> I Pada Jaringan Saraf Tiruan	90
Lampiran 27	Hasil Klasifikasi Data <i>Testing</i> II Pada Jaringan Saraf Tiruan	91

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Pangan bagi manusia merupakan kebutuhan pokok yang harus dipenuhi untuk dapat mempertahankan hidup serta menjalankan kehidupan. Makanan diperlukan untuk memperoleh kebutuhan zat gizi yang cukup untuk kelangsungan hidup, pemulihan kesehatan sesudah sakit, aktivitas, pertumbuhan dan perkembangan secara fisiologik, makan merupakan suatu bentuk pemenuhan atau pemuasan rasa lapar (Santoso dan Ranti, 1995).

Menurut Koy (2011) apabila gizi pada masa kandungan hingga tiga tahun tidak dikelola dengan baik akan mengakibatkan gangguan tumbuh kembang anak. Gangguan ini akan berdampak pada perbaikan kualitas bangsa menjadi sulit. Cara untuk mencegah gangguan tumbuh kembang pada anak adalah mengenalkan makanan bergizi dan pola makan yang sehat kepada bayi dan balita. Perkembangan dan pertumbuhan otak anak dimulai sejak masih dalam kandungan hingga usia tiga tahun. Pada masa ini sel-sel syaraf otak berkembang amat pesat. Apabila bayi tidak mendapatkan gizi yang cukup pada usia ini kekurangan ini tidak bisa dipenuhi lagi dikemudian hari. Oleh karena itu perbaikan pola makan pada balita perlu dilakukan. Langkah awal perbaikan pola makan balita dapat dilakukan dengan mengklasifikasikan pola makan balita. Pengklasifikasian ini bertujuan untuk mendeteksi pola makan buruk pada balita agar dapat ditangani sejak dini.

Alat analisis Statistika yang dapat digunakan untuk klasifikasi adalah analisis diskriminan, regresi logistik dan jaringan saraf tiruan. Penelitian ini menggunakan dua analisis yaitu jaringan saraf tiruan dan analisis diskriminan untuk mengklasifikasikan pola makan yang buruk dan cukup pada balita.

Analisis diskriminan merupakan salah satu teknik multivariat yang digunakan untuk klasifikasi. Tujuan analisis ini adalah mendapatkan suatu fungsi (disebut fungsi diskriminan) yang dapat digunakan untuk memisahkan obyek sesuai dengan kelompok atau klasifikasinya. Fungsi ini selanjutnya dapat juga digunakan untuk memprediksi kelompok dari suatu objek baru yang diamati (Johnson dan Wichern, 2002).

Jaringan saraf tiruan merupakan salah satu sistem pemrosesan informasi yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan suatu masalah dengan melakukan proses belajar melalui perubahan bobot sinapsisnya. Jaringan saraf tiruan mampu mengenali kegiatan dengan berbasis pada data masa lalu. Data masa lalu akan dipelajari oleh jaringan saraf tiruan sehingga mempunyai kemampuan untuk memberi keputusan terhadap data yang belum pernah dipelajari (Hermawan, 2006).

Jaringan saraf tiruan *backpropagation* dapat diaplikasikan pada berbagai hal yaitu klasifikasi, pengenalan pola, peramalan dan optimasi. Penelitian ini akan menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagation* untuk klasifikasi (Patterson, 1996).

Penelitian sebelumnya telah dilakukan oleh Raharja dan Sari (2008) adalah perbandingan regresi logistik dan analisis diskriminan. Penelitian ini menghasilkan analisis diskriminan lebih baik dari regresi logistik. Penelitian lainnya dilakukan oleh Nurkhozin, Irawan dan Muklash (2011) adalah perbandingan *Learning Vector Quantization* (LVQ) dan Jaringan saraf tiruan *Backpropagation* pada kasus klasifikasi penyakit diabetes yang menghasilkan *Learning Vector Quantization* (LVQ) menghasilkan klasifikasi yang lebih baik.

Berdasarkan uraian di atas maka penelitian ini bertujuan untuk menerapkan metode analisis diskriminan dan JST (Jaringan Saraf Tiruan) untuk pengklasifikasian pola makan balita dan mengetahui metode klasifikasi yang lebih baik diantara analisis diskriminan dan JST (Jaringan Saraf Tiruan). Perbandingan dilakukan dengan membandingkan nilai *Hit Ratio* dan MSE (*Mean Square Error*).

1.2. Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah :

1. Bagaimana menerapkan metode analisis diskriminan dan JST (Jaringan Saraf Tiruan) untuk pengklasifikasian pola makan balita ?
2. Bagaimana mengetahui metode pengklasifikasian yang lebih baik di antara analisis diskriminan dan JST (jaringan saraf tiruan) *backpropagation* untuk pengklasifikasian pola makan balita ?

1.3. Batasan Masalah

Penelitian ini menggunakan Diskriminan linear klasik, diskriminan kuadratik dan metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation*.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai adalah :

1. Menerapkan metode analisis diskriminan dan JST (Jaringan Saraf Tiruan) untuk pengklasifikasian pola makan balita.
2. Mengetahui metode pengklasifikasian yang lebih baik di antara analisis diskriminan dan JST (jaringan saraf tiruan) *backpropagation* untuk pengklasifikasian pola makan balita.

1.5. Manfaat Penelitian

Melalui penelitian ini diharapkan dapat menambah pengetahuan tentang penerapan metode *backpropagation* dan metode Analisis Diskriminan untuk klasifikasi data, serta mengetahui metode yang lebih baik di antara kedua metode tersebut untuk klasifikasi data.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian suatu gugus data sehingga memberikan informasi yang berguna. Statistika deskriptif hanya memberikan informasi mengenai data. Statistika deskriptif tidak dapat digunakan untuk menarik kesimpulan dari data (Walpole,1992).

2.2. Analisis Diskriminan

Analisis diskriminan adalah teknik statistik yang sesuai untuk suatu kasus yang memiliki peubah respon berupa data kategori dan peubah bebas berupa data metrik. Umumnya peubah respon terdiri dari dua klasifikasi namun pada beberapa kasus peubah respon memiliki lebih dari dua klasifikasi. Jika terdapat hanya dua klasifikasi maka disebut analisis diskriminan dua kelompok namun jika terdapat lebih dari dua disebut *Multiple Discriminant Analysis* (MDA). Data dalam analisis diskriminan dibagi menjadi dua yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* digunakan untuk membuat estimasi nilai koefisien fungsi diskriminan. Data *testing*, dipergunakan untuk melakukan validasi fungsi diskriminan (Hair, Anderson, Babin dan Black, 2010).

Menurut Rencher (2002), tujuan langsung dari analisis Diskriminan adalah sebagai berikut:

1. Deskripsi dari pemisahan kelompok di mana fungsi diskriminan digunakan untuk menggambarkan atau menjelaskan perbedaan antara dua atau lebih kelompok.
2. Prediksi atau alokasi setiap obyek ke dalam suatu kelompok, menggunakan fungsi diskriminan linear atau kuadrat.

2.2.1. Asumsi-Asumsi Analisis Diskriminan

Asumsi-asumsi yang harus dipenuhi sebelum dilakukan analisis diskriminan sebagai berikut :

1. Kenormalan Peubah Ganda

Distribusi normal yang memiliki bentuk mirip lonceng adalah memiliki peran yang penting dalam analisis multivariat. Banyak analisis multivariat yang memiliki asumsi bahwa data harus menyebar secara normal. Apabila data tidak mengikuti distribusi normal terdapat dua alternatif untuk mengatasinya. Alternatif pertama adalah membiarkannya dan alternatif ke dua adalah mentransformasinya. Alternatif pertama tidak disarankan karena dapat menyebabkan pengambilan kesimpulan yang salah.

Metode yang umum digunakan untuk menguji kenormalan data adalah menggunakan jarak kuadrat yang berdistribusi *chi-squared*. Rumus untuk menghitung jarak kuadrat adalah sebagai berikut:

$$d_i^2 = (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T \mathbf{S}^{-1} (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}) \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.1)$$

dengan :
 \mathbf{x}_i = vektor pengamatan ke- i
 $\bar{\mathbf{x}}$ = vektor rata-rata peubah bebas
 d_i^2 = jarak kuadrat pengamatan ke- i
 \mathbf{S}^{-1} = invers matriks varian kovarian
 n = jumlah pengamatan

Pengujian kenormalan dapat dilakukan dengan menggambar *chi-squared* plot:

1. Urutkan jarak kuadrat yang didapatkan dari persamaan (2.1) dari yang terkecil hingga yang terbesar $d_1^2 \leq d_2^2 \leq \dots \leq d_n^2$
2. Menentukan nilai $q_i = \chi_{p, \alpha}^2$, di mana p adalah banyak peubah bebas, $\alpha = (i-0.5)/n$ dan nilai $\chi_{p, \alpha}^2$ diperoleh dari tabel χ^2 .
3. Membuat plot antara d_i^2 dengan q_i

Data dapat dikatakan menyebar normal apabila plot antara $\chi_{(p, q_i)}^2$ dengan $d_{(i)}^2$ linier atau koefisien korelasi antara $\chi_{(p, q_i)}^2$ dan $d_{(i)}^2$ adalah nyata (Johnson dan Wichern, 2002).

2. Kesamaan Matriks Varian Kovarian

Menurut Hair dkk (2010), analisis diskriminan mengasumsikan bahwa matriks varian kovarian semua kelompok sama.

Pengujian kesamaan matriks varian kovarian dapat dilakukan dengan statistik uji Box's M. Misalkan matriks S_k adalah penduga tak bias bagi Σ_k . Hipotesis statistik uji Box's M sebagai berikut:

$$H_0: \Sigma_1 = \Sigma_2 = \dots = \Sigma_k, (k = 1, 2, 3, \dots, g)$$

H_1 : sedikitnya ada satu pasang Σ yang tidak sama

Bila H_0 benar maka matriks S_G adalah penduga matriks varian kovarian gabungan. Matriks S_G dapat diperoleh dari persamaan berikut ini :

$$S_G = \frac{1}{\sum n_k} \sum_{k=1}^g n_k S_k \quad (2.2)$$

Statistik uji M dapat diperoleh melalui persamaan berikut :

$$M = \sum_{k=1}^g n_k \ln |S_G| - \sum_{k=1}^g n_k \ln |S_k| \quad (2.3)$$

Dengan faktor skala sebagai berikut :

$$C^{-1} = 1 - \frac{2p^2 + 3p - 1}{6(p+1)(g-1)} \left(\sum_{k=1}^g \frac{1}{n_k} - \frac{1}{\sum_{k=1}^g n_k} \right) \quad (2.4)$$

dengan : p = jumlah peubah bebas

g = jumlah kelompok

n_k = jumlah pengamatan kelompok ke- k

n = jumlah seluruh pengamatan

Bila ukuran sampel masing-masing kelompok sama, $n_k = n$, maka

$$C^{-1} = 1 - \left(\frac{(2p^2 + 3p - 1)(g+1)}{6(p-1)(i-1)n_k} \right) \quad (2.5)$$

H_0 ditolak apabila statistik uji Box's M (MC^{-1}) $> \chi_{\alpha, v}^2$, di mana

$$v = \frac{1}{2} (g - 1)p(p + 1).$$

(Morisson, 1983)

3. Kesamaan Vektor Rata-rata

Analisis diskriminan mensyaratkan vektor rata-rata antar kelompok yang berbeda. Vektor rata-rata harus berbeda agar fungsi diskriminan layak digunakan untuk mengklasifikasikan obyek baru ke dalam salah satu kelompok.

Hipotesis pengujian perbedaan antar kelompok:

$$H_0 : \underline{\mu}_1 = \underline{\mu}_2 = \dots = \underline{\mu}_k = 0$$

$$H_1 : \text{sedikitnya ada satu } \underline{\mu}_k \neq 0$$

Pengujian kesamaan vektor rata-rata dapat dilakukan dengan statistik uji V-barlett yang mengikuti sebaran *chi-squared* (χ^2) dengan derajat bebas $p(g - 1)$. Berikut adalah persamaan statistik uji V-Barlett :

$$V = - \left(n - 1 - \frac{(p+g)}{2} \right) \ln \Lambda^* \quad (2.6)$$

dengan : n = banyak pengamatan

p = banyak peubah bebas

g = banyak kelompok

Λ^* = Wilk's lambda

$$\Lambda^* = \frac{|\mathbf{W}|}{|\mathbf{W}+\mathbf{B}|} = \frac{|\sum_{k=1}^g \sum_{i=1}^{n_k} (\mathbf{x}_{ki} - \bar{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{x}_{ki} - \bar{\mathbf{x}}_k)^T|}{|\sum_{k=1}^g \sum_{i=1}^{n_k} (\mathbf{x}_{ki} - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_{ki} - \bar{\mathbf{x}})^T|} \quad (2.7)$$

dengan :

$$\mathbf{B} = \sum_{k=1}^g n_k (\bar{\mathbf{x}}_k - \bar{\mathbf{x}})(\bar{\mathbf{x}}_k - \bar{\mathbf{x}})^T \quad (2.8)$$

$$\mathbf{W} = \sum_{k=1}^g \sum_{i=1}^{n_k} (\mathbf{x}_{ki} - \bar{\mathbf{x}}_k)(\mathbf{x}_{ki} - \bar{\mathbf{x}}_k)^T \quad (2.9)$$

dengan : \mathbf{x}_{ki} = vektor pengamatan ke- i kelompok ke- k .

$\bar{\mathbf{x}}_k$ = vektor rata-rata kelompok ke- k .

$\bar{\mathbf{x}}$ = vektor rata-rata keseluruhan.

n_k = jumlah pengamatan kelompok ke- k .

(Dianiati,2013)

2.2.2. Fungsi dan Aturan Pengklasifikasian Diskriminan Linier Fisher

Analisis diskriminan Fisher mencoba menghasilkan kombinasi linier terbaik antara dua atau lebih peubah prediktor yang dapat membedakan kelompok secara maksimum dan memasukkan obyek tersebut dalam suatu kelompok. Banyak kelompok (g) harus memenuhi $2g < p$ dengan p adalah banyak peubah bebas (Mattjik dan Sumertajaya, 2011).

Pendekatan Fisher tidak mengharuskan kenormalan peubah ganda namun mengasumsikan kehomogenan matriks varian kovarian. Fisher mengelompokkan suatu observasi berdasarkan nilai skor yang dihitung dari suatu fungsi linier sebagai berikut:

$$y = \lambda^T x = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2) \mathbf{S}_G^{-1} x \quad (2.10)$$

dengan : \bar{x}_1 = vektor rata-rata sampel kelompok 1

\bar{x}_2 = vektor rata-rata sampel kelompok 2

\mathbf{S}_G^{-1} = invers matriks varian kovarian gabungan

λ^T = transpose vektor koefisien diskriminan

persamaan (2.10) dapat dimaksimumkan dengan rasio sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \frac{JKR}{\mathbf{S}_y^2} &= \frac{(\bar{y}_1 - \bar{y}_2)^2}{\mathbf{S}_y^2} \\ &= \frac{(\lambda^T \bar{x}_1 - \lambda^T \bar{x}_2)^2}{\lambda^T \mathbf{S}_G \lambda} \end{aligned} \quad (2.11)$$

dengan : JKR = jarak kuadrat antar rata-rata \bar{y}_1 dan \bar{y}_2

\mathbf{S}_y^2 = ragam sampel y

Dimana \mathbf{S}_y^2 dalam rasio (2.11) dapat dihitung dengan menggunakan persamaan sebagai berikut :

$$\mathbf{S}_y^2 = \frac{\sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \bar{y}_1)^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \bar{y}_2)^2}{n_1 + n_2 - 2} \quad (2.12)$$

dengan :

$$y_{1j} = \hat{\lambda}^T x_{1j}$$

$$y_{2j} = \hat{\lambda}^T x_{2j}$$

Pengklasifikasian dengan fungsi diskriminan linier Fisher dapat dilakukan dengan membandingkan skor-skor diskriminan dari pengamatan terhadap *cutting score*. *Cutting Score* adalah nilai yang digunakan sebagai suatu batas penentuan apakah suatu individu akan diklasifikasikan pada kelompok satu atau dua. Skor rata-rata kelompok ke- k didefinisikan sebagai berikut :

$$\bar{y}_1 = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T \mathbf{S}_G^{-1} \bar{x}_1 \quad (2.13)$$

$$\bar{y}_2 = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T \mathbf{S}_G^{-1} \bar{x}_2 \quad (2.14)$$

$$m = \frac{1}{2} (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T \mathbf{S}_G^{-1} (\bar{x}_1 + \bar{x}_2)$$

$$m = \frac{1}{2} (\bar{y}_1 + \bar{y}_2) \quad (2.15)$$

Aturan klasifikasi dapat dijelaskan sebagai berikut:

$$y = (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^T \mathbf{S}_G^{-1} x \geq m$$

Atau

$$y - m \geq 0$$

$$(\bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_2)^T \mathbf{S}_G^{-1} \mathbf{x} - \frac{1}{2} (\bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_2)^T \mathbf{S}_G^{-1} (\bar{\mathbf{x}}_1 - \bar{\mathbf{x}}_2) \geq 0$$

Diuraikan menjadi:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{x}}_1^T \mathbf{S}_G^{-1} \mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}_2^T \mathbf{S}_G^{-1} \mathbf{x} - \frac{1}{2} \bar{\mathbf{x}}_1^T \mathbf{S}_G^{-1} \bar{\mathbf{x}}_1 + \frac{1}{2} \bar{\mathbf{x}}_2^T \mathbf{S}_G^{-1} \bar{\mathbf{x}}_2 &\geq 0 \\ \left(\bar{\mathbf{x}}_1^T \mathbf{S}_G^{-1} \mathbf{x} - \frac{1}{2} \bar{\mathbf{x}}_1^T \mathbf{S}_G^{-1} \bar{\mathbf{x}}_1 \right) - \left(\bar{\mathbf{x}}_2^T \mathbf{S}_G^{-1} \mathbf{x} - \frac{1}{2} \bar{\mathbf{x}}_2^T \mathbf{S}_G^{-1} \bar{\mathbf{x}}_2 \right) &\geq 0 \quad (2.16) \\ y_1 &= \left(\bar{\mathbf{x}}_1^T \mathbf{S}_G^{-1} \mathbf{x} - \frac{1}{2} \bar{\mathbf{x}}_1^T \mathbf{S}_G^{-1} \bar{\mathbf{x}}_1 \right) \\ y_2 &= \left(\bar{\mathbf{x}}_2^T \mathbf{S}_G^{-1} \mathbf{x} - \frac{1}{2} \bar{\mathbf{x}}_2^T \mathbf{S}_G^{-1} \bar{\mathbf{x}}_2 \right) \end{aligned}$$

(Johnson dan Wichern, 2002)

Fungsi klasifikasi tersebut menentukan kelompok suatu obyek. Langkah pertama yang dilakukan adalah menghitung nilai dari masing-masing fungsi klasifikasi. Klasifikasikan pada kelompok 1 apabila fungsi klasifikasi 1 bernilai lebih besar daripada fungsi klasifikasi 2 dan sebaliknya (Rencher, 2002).

2.2.3. Fungsi dan Aturan Pengklasifikasian Diskriminan

Kuadratik

Fungsi diskriminan kuadratik digunakan apabila asumsi kehomogenan matriks varian kovarian tidak dipenuhi tetapi asumsi kenormalan peubah ganda harus terpenuhi (Kartikawati, 2013). Fungsi kepekatan normal ganda kelompok ke- k adalah sebagai berikut :

$$f_x(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma_k|^{1/2}} \exp \left[-\frac{1}{2} (\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma_k^{-1} (\mathbf{x}_k - \boldsymbol{\mu}_k) \right], k = 1, 2 \quad (2.17)$$

Aturan optimal fungsi diskriminan didapatkan $f_1(x)/f_2(x)$ atau sama dengan $\ln \left[\frac{f_1(x)}{f_2(x)} \right] = \ln[f_1(x)] - \ln[f_2(x)]$. Fungsi diskriminan kuadratik dirumuskan sebagai berikut :

$$R_1^Q = -\frac{1}{2} \mathbf{x}_1^T (\Sigma_1^{-1} - \Sigma_2^{-1}) \mathbf{x}_1 + (\mu_1^T \Sigma_1^{-1} - \mu_2^T \Sigma_2^{-1}) \mathbf{x}_1 - u \quad (2.18)$$

$$R_2^Q = -\frac{1}{2} \mathbf{x}_2^T (\Sigma_1^{-1} - \Sigma_2^{-1}) \mathbf{x}_2 + (\mu_1^T \Sigma_1^{-1} - \mu_2^T \Sigma_2^{-1}) \mathbf{x}_2 - u \quad (2.19)$$

$$\text{dengan : } u = \frac{1}{2} \left(\frac{|\Sigma_1|}{|\Sigma_2|} \right) + \frac{1}{2} (\boldsymbol{\mu}_1^T \Sigma_1^{-1} \boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2^T \Sigma_2^{-1} \boldsymbol{\mu}_2)$$

Penduga R_1^Q dan R_2^Q adalah \hat{R}_1^Q dan \hat{R}_2^Q karena pada prakteknya $\boldsymbol{\mu}$ dan Σ tidak diketahui. Penduga tak bias untuk $\boldsymbol{\mu}$ adalah $\bar{\mathbf{x}}$. Penduga tak bias untuk Σ adalah \mathbf{S} . Pendugaan fungsi diskriminan kuadratik adalah sebagai berikut :

$$\hat{R}_1^Q = -\frac{1}{2}\mathbf{x}_1^T(\mathbf{S}_1^{-1} - \mathbf{S}_2^{-1})\mathbf{x}_1 + (\mu_1^T\mathbf{S}_1^{-1}\mu_1^T\mathbf{S}_2^{-1})\mathbf{x}_1 - u \quad (2.20)$$

$$\hat{R}_2^Q = -\frac{1}{2}\mathbf{x}_2^T(\mathbf{S}_1^{-1} - \mathbf{S}_2^{-1})\mathbf{x}_2 + (\mu_1^T\mathbf{S}_1^{-1}\mu_1^T\mathbf{S}_2^{-1})\mathbf{x}_2 - u \quad (2.21)$$

Aturan klasifikasi pada analisis diskriminan adalah menempatkan obyek pada suatu kelompok yang memiliki skor diskriminan yang lebih besar. Obyek akan diklasifikasikan pada kelompok satu apabila $\hat{R}_1^Q > \hat{R}_2^Q$ dan sebaliknya (Johnson dan Wichern, 2002).

2.3. Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan adalah sebuah jaringan yang terdiri dari beberapa unit (neuron buatan) yang terhubung satu sama lain. Setiap neuron memiliki karakteristik *input* dan karakteristik *ouput* dan melaksanakan suatu perhitungan lokal atau fungsi. *Output* pada setiap neuron ditentukan dari karakteristik *input* atau karakteristik *ouput*, interkoneksinya dengan neuron lain (Schalkoff, 2007).

ANN ditentukan oleh tiga hal yaitu sebagai berikut :

1. Arsitektur jaringan yaitu pola hubungan antar neuron
2. Metode untuk menentukan bobot penghubung. Metode ini disebut metode *training / learning / algoritma pelatihan*
3. Fungsi aktivasi

(Hermawan, 2006)

Hal yang penting dalam proses perhitungan dalam ANN adalah neuron. Neuron merupakan unit pemroses informasi yang menjadi dasar pengoperasian ANN. Setiap neuron menerima n sinyal *input*, yaitu x_1, x_2, \dots, x_n . nilai *input* x_i dapat berupa bilangan real (+ atau -), biner (0 atau 1) atau bipolar (-1 atau +1). Masing-masing sinyal kemudian dimodifikasi oleh bobot sinapsis $w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$ sehingga sinyal yang masuk ke neuron adalah $x_i = x_i w_i$, $i = 1, 2, \dots, n$. Neuron akan menghitung hasil penjumlahan seluruh sinyal *input* yang telah dimodifikasi dengan persamaan (2.22).

$$net = x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n \quad (2.22)$$

(Paterson, 1996)

2.3.1. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi adalah fungsi yang digunakan setiap neuron untuk menghasilkan *output*. Jaringan saraf tiruan *backpropagation* menggunakan fungsi aktivasi yang memiliki karakteristik penting

yaitu harus kontinu dan dapat diturunkan. Fungsi aktivasi yang paling umum digunakan pada algoritma pelatihan *backpropagation* adalah fungsi sigmoid. Fungsi sigmoid adalah fungsi yang memiliki nilai pada kisaran 0 sampai 1. Hal ini menyebabkan fungsi ini sering digunakan untuk jaringan saraf yang membutuhkan nilai *output* yang terletak pada interval 0 sampai 1 (Kusumadewi, 2004).

Menurut Patterson (1996) fungsi sigmoid dirumuskan sebagai berikut :

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\sigma x}} \quad (2.23)$$

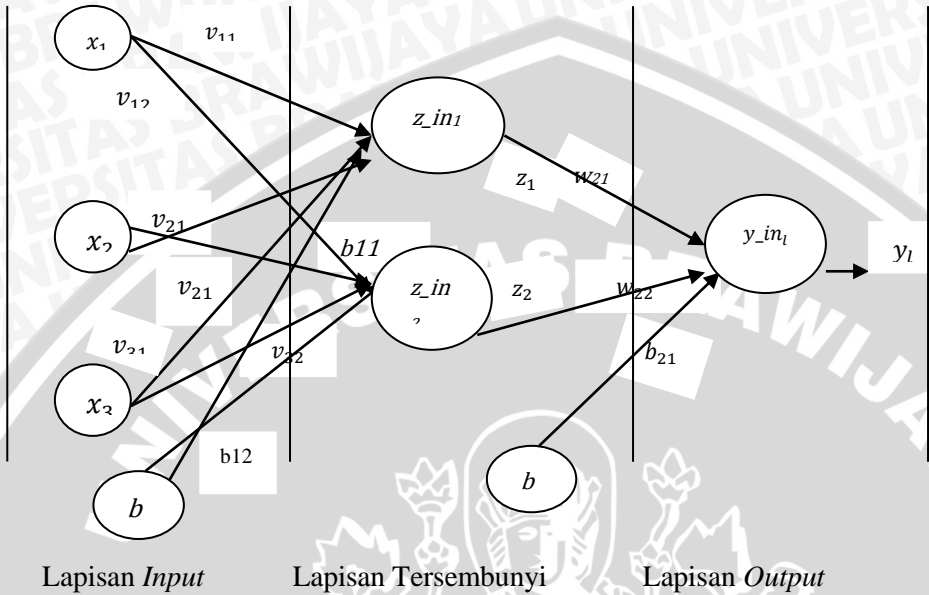
dengan: $f'(x) = \sigma f(x)[1 - f(x)]$

σ = parameter kecuraman fungsi

2.3.2. Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf tiruan dirancang dengan menggunakan suatu aturan yang bersifat menyeluruh (*general rule*) di mana seluruh model jaringan memiliki konsep dasar yang sama. Arsitektur sebuah jaringan akan menentukan keberhasilan target yang akan dicapai karena tidak semua permasalahan diselesaikan dengan arsitektur yang sama. Salah satu jenis arsitektur jaringan adalah *multilayer net*. *Multilayer net* adalah jaringan yang memiliki satu atau lebih lapisan tersembunyi yang terletak diantara lapisan *input* dan *output* (Hermawan, 2006). Struktur arsitektur *Multilayer net* digambarkan pada Gambar 2.1.





Gambar 2.1 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan
(Kusumadewi, 2004)

2.3.3. Proses Pelatihan Jaringan

Menurut Setyarizky (2007), data dibagi menjadi dua jenis data yaitu data *training* dan data *testing*.

1. Data *training* selain digunakan untuk pelatihan juga digunakan untuk memantau besarnya *error* yang terjadi antara output yang dihasilkan jaringan dengan *output* yang diharapkan.
2. Data *testing* untuk digunakan untuk melakukan validasi Sehingga dapat diketahui seberapa banyak jaringan yang telah belajar dari pelatihan dan apakah jaringan telah mampu untuk menghasilkan *output* yang benar dengan bobot yang telah dihasilkan data *training*.

2.3.4. Backpropagation

Backpropagation adalah algoritma pembelajaran terawasi dan biasanya digunakan oleh *perceptron* dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron lain yang ada pada lapisan tersembunyinya. Algoritma *backpropagation* menggunakan *error output* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Untuk mendapatkan *error output* ini, tahap *Feedforward* harus dilakukan terlebih dahulu.

Algoritma *Backpropagation* adalah sebagai berikut :

- ✓ Inisialisasi bobot dengan nilai *random* yang kecil.
- ✓ Tetapkan parameter pelatihan (maksimum epoch, target MSE dan *Learning Rate* (Γ)).
- ✓ Inisialisasi : Epoch = 0, MSE = 1.
- ✓ Kerjakan langkah-langkah berikut selama (epoch < Maksimum epoch) dan (MSE < target MSE).

1. Epoch = Epoch + 1
2. Untuk setiap pasangan elemen dilakukan pembelajaran yang akan digunakan untuk pembelajaran, kerjakan:
3. Melakukan langkah-langkah *feedforward* sebagai berikut:

- a. Setiap unit input ($x_i, i = 1, 2, 3, \dots, n$) menerima sinyal x_i dan meneruskan sinyal pada lapisan tersembunyi.
- b. Setiap unit pada lapisan tersembunyi ($Z_j, j = 1, 2, 3, \dots, p$) menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot:

$$z_in_j = b1_j + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij}$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output* lapisan tersembunyi dan kirimkan sinyal ke semua unit pada lapisan *output*

$$z_j = f(z_in_j) \quad (2.24)$$

dengan : z_in_j = hasil penjumlahan sinyal *input* terbobot

$b1_j$ = bobot bias penghubung lapisan tersembunyi dan lapisan *output*

v_{ij} = bobot penghubung lapisan *input* dan lapisan tersembunyi

z_j = sinyal *output* lapisan tersembunyi

- c. Setiap unit *output* $y_l = (1,2,3, \dots, l)$ menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot. Gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output* dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan *output*.

$$y_in_l = b2_l + \sum_{j=1}^p z_j w_{jl} \quad (2.25)$$

dengan : y_in_l = hasil penjumlahan sinyal *input* terbobot.

$b2_l$ = bobot bias penghubung lapisan tersembunyi dan lapisan *output*

w_{jl} = bobot penghubung lapisan tersembunyi dan lapisan *output*

y_l = *output*

4. Perbaiki bobot dengan langkah-langkah sebagai berikut:

- a. Setiap unit *output* $y_l = (1,2,3, \dots, l)$ menerima pola yang berhubungan dengan pola *input* pembelajaran hitung informasi *error* :

$$\delta 2_l = (T_l - y_l) f'(y_in_l)$$

$$\varphi 2_{jl} = \delta 2_l z_j$$

Kemudian hitunglah koreksi bobot yang akan digunakan untuk memperbaiki nilai w_{jl} :

$$\Delta w_{jl} = \Gamma \varphi 2_{jl} \quad (2.26)$$

Hitung juga koreksi bias yang akan digunakan untuk memperbaiki nilai $b2_l$.

$$\Delta b2_l = \Gamma \delta 2_l \quad (2.27)$$

dengan : $\delta 2_l$ = *error* yang terjadi pada $b2_l$

$\varphi 2_l$ = *error* yang terjadi pada w_{jl}

Δw_{jl} = koreksi bobot untuk w_{jl}

$\Delta b2_l$ = koreksi bobot untuk $b2_l$

T_l = target ke- l

- b. Setiap unit tersembunyi ($Z_j, j = 1,2,3, \dots, p$) menjumlahkan delta inputnya yang berasal dari lapisan *output*.

$$\delta_{in_j} = \sum_{l=1}^m \delta 2_l w_{jl} \quad (2.28)$$

Kalikan nilai dari persamaan (2.28) dengan turunan dari fungsi aktivasinya untuk mendapatkan informasi *error* :

$$\delta 1_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j})$$

$$\varphi 1_{ij} = \delta 1_j x_i$$

Kemudian hitung koreksi bobot yang digunakan untuk memperbaiki nilai v_{ij} .

$$\Delta v_{ij} = \Gamma \varphi 1_{ij} \quad (2.29)$$

Hitung koreksi bias untuk memperbaiki $b1_j$

$$\Delta b1_j = \Gamma \delta 1_j \quad (2.30)$$

dengan : $\delta 1_j = error$ yang terjadi pada $b1_j$

$\varphi 1_{ij} = error$ yang terjadi pada v_{ij}

$\Delta v_{ij} = koreksi$ bobot untuk v_{ij}

$\Delta b1_j = koreksi$ bobot untuk $b1_j$

2. Setiap unit output $y_l = (1,2,3, \dots, l)$ memperbaiki bias dan bobotnya:

$$w_{jl}(baru) = w_{jl}(lama) + \Delta w_{jl} \quad (2.31)$$

$$b2_l(baru) = b2_l(lama) + \Delta b2_l \quad (2.32)$$

Setiap unit tersembunyi ($Z_j, j = 1,2,3, \dots, p$)

memperbaiki bias dan bobotnya:

$$v_{ij}(baru) = v_{ij}(lama) + \Delta v_{ij} \quad (2.34)$$

$$b1_j(baru) = b1_j(lama) + \Delta b1_j \quad (2.35)$$

5. Hitunglah MSE (*Mean Square Error*).

(Kusumadewi, 2004)

Hasil dari proses pengujian dengan metode jaringan saraf tiruan *Backpropagation* akan berbentuk matriks yang berukuran sama dengan matriks target yang pernah dilatihkan. Pada biasanya telah dipolakan dalam kondisi tertentu. Misalnya, jika hasil keluaran iterasi kurang dari 0.5 maka output akan bernilai 0 dan jika hasil keluaran lebih besar atau sama dengan 0.5 maka output akan bernilai 1. Peraturan ini tidak bersifat tetap, tergantung pada pola yang ditentukan sebelumnya (Hermawan, 2006).

2.4. Ketepatan Klasifikasi

Matriks klasifikasi adalah matriks yang terdiri dari nilai-nilai yang terletak pada diagonal adalah banyaknya data yang diklasifikasi secara benar sedangkan pada diagonal yang lain adalah banyaknya data yang diklasifikasikan secara tidak benar. Matriks klasifikasi dapat menunjukkan persentase keakuratan klasifikasi. Persentase keakuratan klasifikasi disebut *Hit Ratio*. Rumus perhitungan *Hit Ratio* dapat dilihat di persamaan berikut:

$$\text{Hit Ratio} = \frac{\text{Jumlah Individu yang diklasifikasikan dengan tepat}}{\text{Jumlah Sampel}} 100\% \quad (2.36)$$

(Hair dkk, 2010)

Mean Square Error (MSE) adalah rata-rata *error* dari *output* selama proses pelatihan. *Mean Square Error* (MSE) adalah ukuran *error* yang populer untuk digunakan (Patterson, 1996). Menurut Setyarizky (2007), persamaan MSE adalah sebagai berikut:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - y_i)^2 \quad (2.37)$$

dengan : n = jumlah data

T_i = target ke- i

y_i = *output* ke- i

2.5. Pola Makan

Pola makan adalah berbagai informasi yang memberikan gambaran mengenai macam dan jumlah bahan makanan yang dimakan tiap hari oleh satu orang dan merupakan ciri khas untuk suatu kelompok masyarakat.

Indonesia memiliki susunan hidangan sehari-hari Indonesia. Susunan hidangan ini, menggunakan berbagai jenis bahan makanan yang terdiri dari lima komponen yaitu :

1. Bahan makanan pokok

Bahan makanan pokok merupakan bahan makanan yang memegang peranan penting. Bahan makanan pokok dapat dikenal dari makanan yang dihidangkan pada waktu makan pagi, siang atau malam. Pada umumnya porsi makanan pokok dalam jumlah (kuantitas/volume) terlihat lebih banyak dari bahan makanan lainnya. Dari sudut ilmu gizi, bahan makanan pokok merupakan sumber energi (kalori) dan mengandung banyak karbohidrat.

2. Bahan Makanan Lauk Pauk

Bahan makanan lauk pauk di dalam pola makan orang Indonesia berfungsi sebagai teman makanan pokok yang memberikan rasa enak, merupakan sumber zat gizi protein dalam menu makanan sehari-hari. Lauk pauk amat bervariasi dalam hal bahan makanan maupun teknik pengolahan dan bumbunya. Lauk pauk dapat berasal dari hewan atau tumbuhan. Protein hewani berasal dari lauk pauk yang berasal dari hewan. Protein nabati berasal dari lauk pauk yang berasal dari tumbuhan.

3. Bahan Makanan Sayur Mayur

Sayur mayur adalah pelengkap hidangan orang Indonesia. Sayur mayur merupakan sumber serat, vitamin dan mineral. Zat-zat gizi pada sayur mayur dapat rusak atau berkurang apabila mengalami pemanasan. Tumbuhan sebagai asal bahan makanan sayur mayur terdapat dalam berbagai jenis dan jumlah yang banyak di Indonesia.

4. Bahan Makanan Buah-Buahan

Buah-buahan merupakan hidangan penutup dalam suatu acara makan atau dapat dimakan sebagai camilan. Umumnya dipilih buah yang sudah ranum untuk dimakan mentah. Buah-buahan juga dapat diawetkan guna disimpan dalam jangka waktu yang lebih panjang. Buah-buahan merupakan sumber vitamin bagi manusia. Beberapa buah mengandung kalori yang tinggi seperti lemak yang terdapat pada alpukat dan karbohidrat yang terdapat pada durian.

5. Susu

Susu adalah cairan yang berwarna putih yang dikeluarkan oleh kelenjar susu. Istilah air susu pada manusia adalah ASI (Air Susu Ibu). Susu yang bukan berasal dari manusia disebut PASI (Pengganti Air Susu Ibu). PASI yang dikonsumsi manusia berasal dari ternak yaitu sapi, kambing, kerbau, kuda. Susu sapi maupun ASI mengandung laktosa yang tinggi. Laktosa adalah gula khusus yang terdapat pada susu. Beberapa bayi dan orang dewasa mengalami alergi pada laktosa. Untuk golongan yang peka terhadap laktosa dapat digunakan susu rendah laktosa (*LLM- Low Lactose Milk*) atau susu tiruan yang dibuat dari kedelai.

Makan dapat dijadikan sebagai media untuk mendidik anak supaya dapat menerima, menyukai, memilih makanan yang baik dan menentukan jumlah makanan yang cukup dan bermutu. Cara ini dapat membina kebiasaan yang baik tentang waktu makan dan melalui cara pemberian makan yang teratur anak akan terbiasa makan pada waktu yang lazim dan sudah ditentukan (Santoso dan Ranti, 1995). Pada Tabel 2.1 terdapat penjelasan pola makan balita menurut Depkes RI (2002).

Tabel 2.1 Pola Makan Balita

Umur (Bulan)	Bentuk Makanan
4-6 Bulan	ASI Eksklusif
6-10 Bulan	Makanan Lumat
10-12 Bulan	Makanan Lembek
12-24 Bulan	Makanan Keluarga 1-1.5 piring nasi/pengganti 2-3 potong lauk hewani 1-2 potong lauk nabati 0.5 mangkuk sayur 2-3 potong buah-buahan 1 gelas susu
> 24 bulan	1-3 piring nasi/pengganti 2-3 potong lauk hewani 1-2 potong lauk nabati 1-1.5 mangkuk sayur 2-3 potong buah-buahan 1-2 gelas susu

BAB III METODE PENELITIAN

1.1. Sumber Data

Data yang digunakan adalah data sekunder yang diperoleh dari dua tugas akhir. Penjelasan data yang digunakan terdapat pada Tabel 3.1. Kedua data memiliki peubah respon dan bebas yang sama penjelasan dari peubah penelitian tercantum dalam Tabel 3.2 dan 3.3.

Tabel 3.1 Sumber Data

No	Data	Jumlah Data
1	Koy (2011)	48
2	Sartika (2012)	108

Tabel 3.2 Peubah Respon Penelitian

Peubah Respon	Skala	Keterangan
Y = status pola makan anak usia 1-2 tahun	Ordinal	Berskala ordinal dengan ketentuan: 0 = jika termasuk dalam kelompok pola makan buruk 1 = jika termasuk dalam kelompok pola makan cukup

Tabel 3.3 Peubah Bebas Penelitian

No	Peubah Bebas	Skala	Satuan
1	X ₁ = karbohidrat	Interval	HEI
2	X ₂ = sayuran	Interval	HEI
3	X ₃ = lauk	Interval	HEI
4	X ₄ = buah	Interval	HEI
5	X ₅ = susu	Interval	HEI

3.2. Metode Analisis

3.2.1. Analisis Diskriminan

Data pada analisis diskriminan dibedakan menjadi dua bagian yaitu 70% data *training* dan 30% data *testing*. Data *training* digunakan untuk membuat estimasi nilai koefisien fungsi diskriminan. Data *testing* dipergunakan untuk melakukan validasi fungsi diskriminan. Analisis diskriminan dilakukan dengan bantuan *software* SPSS 16 dan SYSTAT 12.

➤ Data Training

Langkah-langkah analisis diskriminan pada data *training* adalah sebagai berikut:

1. Uji asumsi-asumsi analisis diskriminan seperti yang dijelaskan pada Subbab 2.2.1.
2. Mencari fungsi diskriminan sebagaimana yang dijelaskan pada Subbab 2.2.2 untuk fungsi diskriminan linier Fisher dan Subbab 2.2.3 untuk fungsi diskriminan kuadratik.
3. Mengklasifikasikan obyek sesuai dengan indikator dari fungsi diskriminan yang diperoleh dengan langkah-langkah yang dijelaskan pada Subbab 2.2.2 untuk fungsi diskriminan linier Fisher dan Subbab 2.2.3 untuk fungsi diskriminan kuadratik.
4. Membandingkan nilai *hit ratio* dan MSE data *training* metode analisis diskriminan dengan metode jaringan saraf tiruan (JST) seperti yang dijelaskan pada Subbab 2.4.

➤ Data Testing

Langkah-langkah analisis diskriminan pada Data *testing* adalah sebagai berikut:

1. Melakukan validasi fungsi diskriminan yang dihasilkan data *training* dengan menggunakan data *testing* sebagaimana dijelaskan pada Subbab 2.2.
2. Membandingkan *hit ratio* dan MSE data *testing* metode analisis diskriminan dengan metode jaringan saraf tiruan, *hit Ratio* diperoleh dari Persamaan 2.36 dan MSE diperoleh dari Persamaan 2.37.

3.2.2. Jaringan Saraf Tiruan

Data yang akan dianalisis dengan menggunakan jaringan saraf tiruan juga dibagi menjadi dua bagian yaitu 70% data *training* dan 30% data *testing* sama seperti pada analisis diskriminan. Jaringan saraf dilakukan dengan bantuan *software* MATLAB R2010a.

Langkah-langkah untuk menganalisis data dengan menggunakan metode jaringan saraf tiruan (JST) sebagai berikut:

➤ *Data Training*

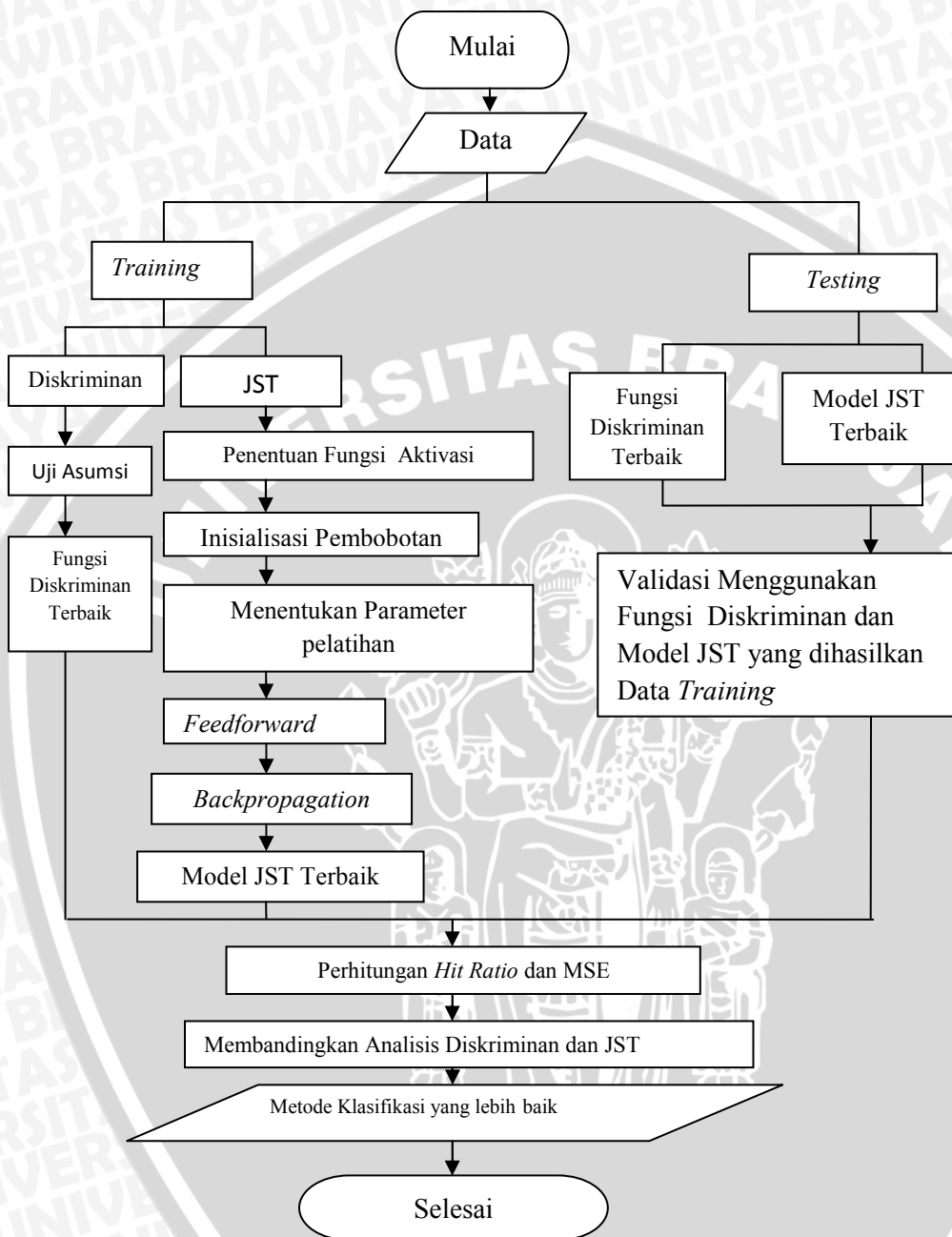
1. Menentukan fungsi aktivasi menggunakan persamaan 2.21.
2. Inisialisasi bobot
3. Menentukan parameter pelatihan
4. Inisialisasi epoch
5. Melakukan proses *feedforward*
6. Melakukan perbaikan bobot dengan *backpropagation*
7. Menemukan model JST terbaik
8. Memprediksi kelompok dari masing-masing obyek
9. Membandingkan *hit ratio* dan MSE data *training* JST dengan metode analisis diskriminan, nilai *hit ratio* diperoleh menggunakan Persamaan 2.36 dan MSE menggunakan Persamaan 2.37.

Langkah 2-8 dilakukan seperti yang dijelaskan pada Subbab 2.3.4.

➤ *Data Testing*

1. Melakukan validasi model JST yang dihasilkan data *training* menggunakan data *testing* seperti yang dijelaskan pada Subbab 2.3.3.
2. Membandingkan *hit ratio* dan MSE data *testing* JST dengan metode analisis diskriminan, *hit ratio* diperoleh dari Persamaan 2.36 dan MSE diperoleh dari Persamaan 2.37.

Langkah-langkah penelitian digambarkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Skema Langkah-Langkah Analisis Data

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Statistika Deskriptif

4.1.1. Statistika Deskriptif Data I

Analisis deskriptif dari data pola makan balita di wilayah kerja Puskesmas Oeekam Kabupaten Timor Tengah Selatan Propinsi Nusa Tenggara Timur disajikan dalam bentuk tabel. Pada Tabel 4.1 disajikan statistika deskriptif dari data pola maka balita di wilayah kerja Puskesmas Oeekam Kabupaten Timor Tengah Selatan Propinsi Nusa Tenggara Timur.

Tabel 4.1 Statitika Deskriptif Data I

Peubah Bebas	N	Minimum	Maksimum	Rata-rata
Karbohidrat	48	4,4	6,7	5,56
Sayuran	48	2,2	6,7	4,07
Lauk	48	1,7	4,7	3,13
Buah	48	0,0	5,8	3,06
Susu	48	0,0	10,0	4,88

Tabel 4.1 mendeskripsikan skor HEI (*Healthy Eating Index*) pada balita tahun di wilayah kerja Puskesmas Oeekam Kabupaten Timor Tengah Selatan Propinsis Nusa Tenggara Timur. Balita di wilayah kerja ini memiliki skor HEI minimum sebesar 4,4, maksimum sebesar 6,7 dan rata-rata 5,56. Skor HEI untuk sayuran memiliki nilai minimum sebesar 2,2, maksimum 6,7 dan rata-rata sebesar 4,07. Skor HEI untuk lauk memiliki nilai minimum sebesar 1,7, nilai maksimum sebesar 4,7 dan nilai rata-rata sebesar 3,13. Skor HEI untuk buah memiliki nilai minimum sebesar 0, nilai maksimum sebesar 5,85 dan rata-rata sebesar 3,06. Skor HEI untuk susu memiliki nilai minimum sebesar 0, nilai maksimum sebesar 10 dan nilai rata-rata sebesar 4,88.

4.1.2. Statitika Deskriptif Data II

Analisis deskriptif dari data pola makan balita di wilayah kerja Puskesmas Kecamatan Kapuas Hilir Kabupaten Kapuan disajikan dalam Tabel 4.2.

Tabel 4.2 Statistika Deskriptif

Peubah Bebas	N	Minimum	Maksimum	Rata-rata
Karbohidrat	108	4,18	7,68	5,87
Sayuran	108	2,62	6,14	4,48
Lauk	108	2,80	6,24	4,92
Buah	108	2,34	6,66	4,76
Susu	108	3,68	8,35	5,92

Tabel 4.2 mendeskripsikan Skor HEI (*healthy eating index*) pada balita di wilayah kerja Puskesmas Kecamatan Kapuas Hilir Kabupaten Kapuan. Balita di wilayah kerja ini memiliki skor HEI untuk karbohidrat dengan nilai minimum sebesar 4,8, skor maksimum sebesar 7,68 dan rata-rata sebesar 5,87. Skor HEI untuk sayuran memiliki nilai minimum sebesar 2,62 nilai maksimum sebesar 6,14 dan rata-rata 4,48. Skor HEI untuk lauk memiliki nilai minimum sebesar 2,8, nilai maksimum sebesar 6,24 dan rata-rata 4,92. Skor HEI untuk buah memiliki nilai minimum 2,34, nilai maksimum 6,66 dan rata-rata sebesar 4,7628. Skor HEI untuk susu memiliki nilai minimum sebesar 3,68, skor maksimum sebesar 8,35 dan rata-rata sebesar 5,92.

4.2. Pembagian Data

Tahap pertama analisis data dengan metode diskriminan dan metode jaringan saraf tiruan adalah membagi data menjadi dua bagian. Data akan dibagi menjadi 70% data *training* dan 30% data *testing*. Data *training* diperlukan untuk pembentukan fungsi diskriminan dan model jaringan saraf tiruan yang tepat. Data *testing* digunakan untuk melakukan *cross validation* fungsi diskriminan dan model jaringan saraf tiruan yang telah terbentuk. Data *training* dapat dilihat di Lampiran 6 untuk data 1 dan 7 untuk data 2 dan data *testing* terdapat pada Lampiran 8 untuk data 1 dan 9 untuk data 2.

4.3. Pengujian Asumsi Analisis Diskriminan Data I

4.3.1. Asumsi Kenormalan Peubah Ganda Data I

Data *training* diharuskan mengikuti asumsi kenormalan peubah ganda. Hipotesis untuk melakukan pengujian kenormalan peubah ganda adalah sebagai berikut :

H_0 : Peubah ganda menyebar mengikuti sebaran normal

H_1 : Peubah ganda tidak menyebar mengikuti sebaran normal

Sesuai yang dijelaskan pada Anak Subbab 2.1.1. bahwa data dapat dikatakan menyebar normal apabila plot kenormalan data berbentuk linier. Plot kenormalan data dari data *training* berbentuk linier. Kelinieran plot kenormalan dapat diukur dari koefisien korelasi Pearson antara jarak mahalonobis dan $\chi^2_{(p,q)}$. Koefisien korelasi Pearson yang diperoleh adalah 0,982 maka koefisien korelasi bernilai nyata. Data *training* memenuhi asumsi kenormalan peubah ganda karena plot berbentuk linier dan koefisien korelasi bernilai nyata. Plot kenormalan data terdapat di Lampiran 10.

4.3.2. Pengujian Asumsi Kesamaan Matriks Varian Kovarian Data I

Pengujian asumsi kesamaan matriks varian kovarian dapat dilakukan dengan menggunakan statistik uji Box'S M dengan hipotesis :

H_0 : $\sum_1 = \sum_2 = \dots = \sum_k$, (k = jumlah kelompok)

H_1 : Paling sedikit ada satu pasang \sum yang berbeda

Berikut ini adalah hasil pengujian asumsi kesamaan matriks varian kovarian dengan statistik uji Box's M. Hasil ditampilkan pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil Statistik Uji Box's M Data I

Hasil Uji	Nilai
Box's M	15,855
db	15
<i>p value</i>	0,859

Nilai Box's M adalah 15,855 nilai $\chi_{15}^{2(0,05)}$ berdasarkan tabel distribusi *chi square* adalah 25. Nilai statistik uji Box's M $< \chi_{15}^{2(0,05)}$ dan *p value* (0,859) $>$ tingkat kesalahan (0,05) maka H_0 diterima. Jadi dapat disimpulkan bahwa asumsi kehomogenan matriks varian kovarian terpenuhi.

4.3.3. Pengujian Asumsi Kesamaan Vektor Rata-rata Data I

Hipotesis pengujian asumsi kesamaan vektor rata-rata sebagai berikut :

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k$$

H_1 : paling tidak terdapat dua kelompok yang berbeda

Hasil pengujian untuk data pola makan balita di wilayah kerja Puskesmas Oekam Kabupaten Timor Tengah Selatan Propinsi Nusa Tenggara Timur ditampilkan pada Lampiran 12. Hasil menunjukkan bahwa perbedaan vektor rata-rata antar kelompok signifikan karena *p-value* (0,001) $<$ 0,05 dan nilai Wilk's Lambda (0,47) $\leq \chi_{\alpha,p(g-1)}^2$ (11,07).

4.4. Pengujian Asumsi Diskriminan Data II

4.4.1. Pengujian Asumsi Kenormalan Peubah Ganda Data II

Kenormalan peubah ganda pada data *training* adalah salah satu asumsi pada analisis diskriminan . Hipotesis untuk melakukan pengujian kenormalan peubah ganda adalah sebagai berikut :

H_0 : Peubah ganda menyebar mengikuti sebaran normal

H_1 : Peubah ganda tidak menyebar mengikuti sebaran normal

Plot hasil pengujian kenormalan peubah ganda terdapat pada Lampiran 11. Langkah untuk menguji kenormalan peubah ganda dijelaskan pada Subbab 2.1.1. Plot kenormalan data dari data *training* II berbentuk linier. Kelinieran plot kenormalan dapat diukur dari koefisien korelasi antara jarak d_i^2 dan $\chi_{(p,q)}^2$ nyata. Koefisien korelasi yang diperoleh adalah 0,993 maka koefisien korelasi bernilai nyata. Plot berbentuk linier dan koefisien korelasi bernilai nyata maka asumsi kenormalan peubah ganda bernilai nyata.

4.4.2. Pengujian Asumsi Kesamaan Matriks Varian Kovarian Data II

Statistik uji Box's M dapat digunakan untuk menguji kesamaan matriks varian kovarian dengan hipotesis :

$$H_0 : \sum_1 = \sum_2 = \dots = \sum_k, (k = \text{jumlah kelompok})$$

H_1 : Paling sedikit ada satu pasang \sum yang berbeda

Tabel 4.4 ini adalah hasil pengujian asumsi kesamaan matriks varian kovarian dengan statistik uji Box's M. Statistik uji Box's M. Perhitungan nilai Box's M adalah 34,493 nilai $\chi_{15}^{2(0,05)}$ berdasarkan tabel distribusi *chi square* adalah 25. Nilai statistik uji Box's M $> \chi_{15}^{2(0,05)}$ dan *p value* (0,01) $>$ tingkat kesalahan (0,05) maka H_0 ditolak. Jadi dapat disimpulkan bahwa asumsi kehomogenan matriks varian kovarian tidak terpenuhi.

Tabel 4.4 Hasil Statistik Uji Box's M Data II

Hasil Uji	Nilai
Box's M	34,493
db	15
<i>p value</i>	0,01

4.4.3. Pengujian Asumsi Kesamaan Vektor Rata-rata Data II

Asumsi kesamaan vektor rata-rata dapat diuji dengan menggunakan wilk's lambda. Hipotesisnya sebagai berikut :

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k$$

H_1 : paling tidak terdapat dua kelompok yang berbeda

Hasil pengujian untuk data pola makan balita di wilayah kerja Puskesmas Kecamatan Kapuas Hilir Kabupaten Kapuan ditampilkan pada Lampiran 13. Perbedaan vektor rata-rata antar kelompok signifikan karena *p-value* (0,000) $<$ 0,05 dan nilai Wilk's Lambda (0,47) $\leq \chi_{\alpha,p(g-1)}^2$ (11,07).

4.5. Fungsi Diskriminan

Data I memenuhi semua asumsi sehingga digunakan fungsi diskriminan linier Fisher. Fungsi diskriminan linier Fisher yang dihasilkan sebagai berikut :

$$y_0 = -46,409 + 9,460x_1 + 0,483x_2 + 7,516x_3 + 2,915x_4 + 1,185x_5$$

$$y_1 = -68,966 + 10,683x_1 - 0,211x_2 + 9,807x_3 + 4,482x_4 + 1,964x_5$$

Fungsi diskriminan digunakan sebagai persamaan yang digunakan untuk mengklasifikasikan suatu objek ke dalam suatu kelas. Data II tidak memenuhi asumsi kesamaan matriks varian kovarian. Fungsi diskriminan kuadratik digunakan untuk data yang tidak memenuhi asumsi kesamaan matriks varian kovarian. Fungsi diskriminan yang dihasilkan adalah sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
 y_0 &= -50,081 - 2,028x_1^2 - 3,346x_2^2 - 2,449x_3^2 - 0,975x_4^2 - 0,806x_5^2 \\
 &\quad + 1,697x_1x_2 - 0,021x_1x_3 + 0,008x_1x_4 - 0,307x_1x_5 + 0,378x_2x_3 \\
 &\quad + 0,343x_2x_4 + 0,421x_2x_5 + 0,717x_3x_4 + 0,746x_3x_5 - 0,228x_4x_5 \\
 &\quad + 11,063x_1 - 1,511x_2 + 6,041x_3 + 1,086x_4 + 3,33x_5 \\
 y_1 &= -261,228 - 1,987x_1^2 - 2,242x_2^2 - 1,670x_3^2 - 1,640x_4^2 - 0,741x_5^2 \\
 &\quad + 0,294x_1x_2 - 0,061x_1x_3 + 0,009x_1x_4 - 0,062x_1x_5 + 0,090x_2x_3 \\
 &\quad + 0,476x_2x_4 + 0,293x_2x_5 + 0,025x_3x_4 + 0,21x_3x_5 - 0,082x_4x_5 \\
 &\quad + 21,522x_1 - 24,168x_2 + 17,54x_3 + 21,376x_4 + 15,331x_5
 \end{aligned}$$

4.6. Penentuan Model Jaringan Saraf Tiruan

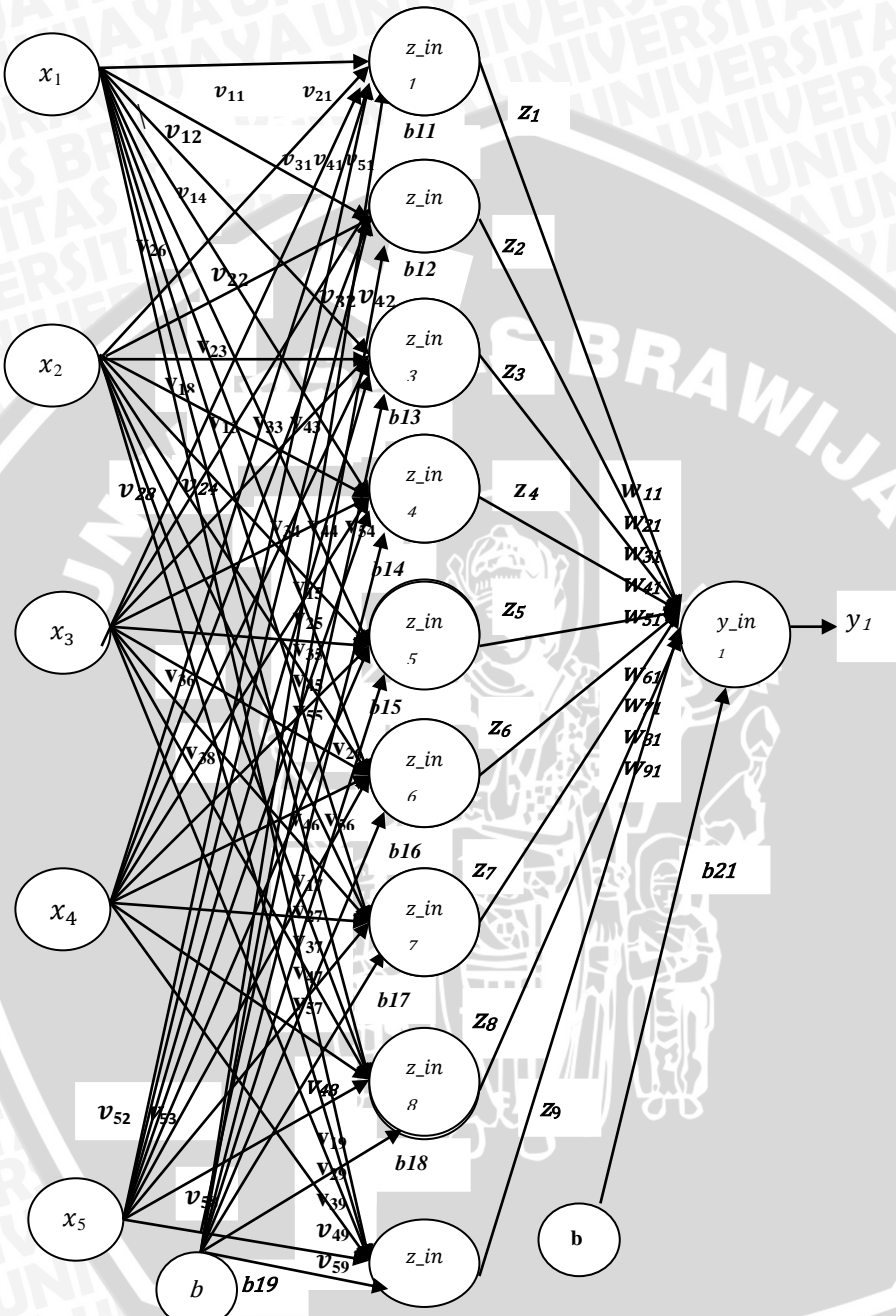
4.6.1. Data I

Model jaringan terdiri dari lapisan *input*, lapisan tersembunyi dan lapisan *output*. Setiap lapisan mempunyai neuron-neuron. Jumlah neuron lapisan tersembunyi ditentukan dengan cara *trial and error* sampai menemukan model terbaik dengan MSE terkecil. Tabel 4.5 adalah hasil percobaan untuk menemukan model jaringan saraf dengan MSE terkecil dengan target MSE 0,0001 dan maksimum epoch 10.000.

Tabel 4.5 Daftar Jumlah Neuron Lapisan Tersembunyi dan Nilai MSE Data I

Jumlah Neuron	MSE <i>Training</i>	MSE <i>Testing</i>
1	0,149	0,800
2	0,098	0,534
3	0,055	0,800
4	0,129	0,800
5	0,150	0,800
6	0,071	0,800
7	0,046	0,534
8	0,047	0,534
9	0,035	0,270
10	0,066	1,070

Berdasarkan hasil percobaan pada Tabel 4.5 MSE *training* dan *testing* terkecil didapatkan dengan menempatkan sembilan neuron pada lapisan tersembunyi. Hasil ini menyatakan bahwa model jaringan saraf tiruan terbaik adalah 5-9-1 yang berarti lima neuron pada lapisan *input*, sembilan neuron pada lapisan tersembunyi dan satu neuron pada lapisan *output*. Setelah jumlah neuron lapisan tersembunyi diketahui maka dicari target MSE yang menghasilkan MSE *training* dan *testing* yang terkecil. Tabel 4.6 memuat berbagai target MSE beserta MSE *training* dan *testing*. Model jaringan dapat dilihat pada Gambar 4.1.



Gambar 4.1 Model Jaringan Data 1

Tabel 4.6 Daftar Target MSE Beserta nilai MSE Data I

Target MSE	MSE <i>Training</i>	MSE <i>Testing</i>
0,01000	0,0296	0,534
0,00100	0,0584	0,534
0,00010	0,0348	0,270
0,00001	0,0372	0,270
0,05000	0,0500	0,534
0.00500	0,0380	0,800
0,00050	0,3720	0,270
0,00005	0,0441	0,534

Tabel 4.6 menunjukkan bahwa target MSE 0,0001 menghasilkan MSE *training* dan *testing* yang terkecil. Hasil tersebut menunjukkan bahwa target MSE yang harus digunakan adalah 0,0001. Hasil klasifikasi dengan model JST (jaringan saraf tiruan) ini dapat dilihat di Lampiran 24.

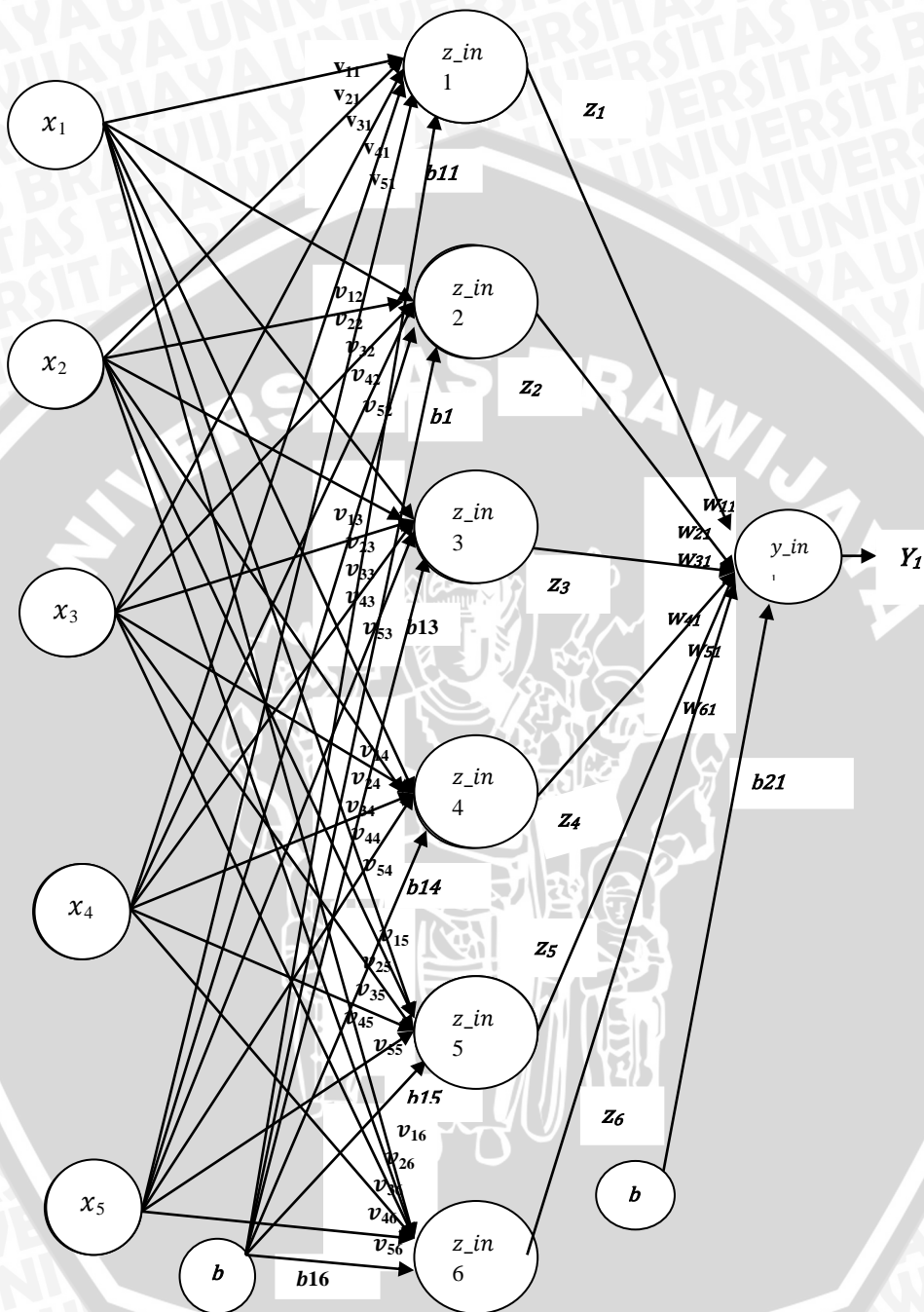
4.6.2. Data II

Model jaringan saraf terdiri dari tiga lapisan. Lapisan-lapisan tersebut terdiri dari lapisan *input*, lapisan tersembunyi dan lapisan *output*. Neuron-neuron terdapat pada setiap lapisan. Jumlah neuron lapisan tersembunyi ditentukan dengan cara *trial and error* sampai menemukan model terbaik dengan MSE terkecil. Tabel 4.7 adalah hasil percobaan untuk menemukan model jaringan saraf dengan MSE terkecil dengan target MSE 0,0001 dan maksimum epoch 10.000.

Tabel 4.7 Daftar Jumlah Neuron Lapisan Tersembunyi dan Nilai MSE Data II

Jumlah Neuron	MSE <i>Training</i>	MSE <i>Testing</i>
1	0,181	0,171
2	0,123	0,126
3	0,180	0,169
4	0,092	0,081
5	0,178	0,167
6	0,077	0,071
7	0,084	0,074
8	0,079	0,075
9	0,121	0,101
10	0,080	0,072

Tabel 4.7 menunjukkan MSE *training* dan *testing* terkecil didapatkan dengan menempatkan enam neuron pada lapisan tersembunyi. Model 5-6-1 yang berarti lima neuron pada lapisan *input*, enam neuron pada lapisan tersembunyi dan satu neuron pada lapisan *output* adalah model terbaik. Setelah jumlah neuron lapisan tersembunyi diketahui maka dicari target MSE yang menghasilkan MSE *training* dan *testing* yang terkecil. Tabel 4.8 memuat berbagai target MSE beserta MSE *training* dan *testing*. Gambar 4.2 merupakan model jaringan dari data II.



Gambar 4.2 Model Jaringan Data II

Tabel 4.8 Daftar Target MSE Beserta nilai MSE Data II

MSE Goal	MSE <i>Training</i>	MSE <i>Testing</i>
0,01000	0,111	0.101
0,00100	0,095	0.097
0,00010	0,077	0,071
0,00001	0,135	0.124
0,05000	0,111	0.101
0,00500	0,071	0.061
0,00050	0,079	0.073
0,00005	0,171	0.073

MSE terkecil adalah 0,071 yang berasal dari target error 0,005. Hasil tersebut menunjukkan bahwa target MSE yang harus digunakan adalah 0,005. Lampiran 24 menunjukkan hasil klasifikasi dengan model JST (Jaringan Saraf Tiruan).

4.7. Perbandingan Analisis Diskriminan Dan Jaringan Saraf Tiruan Data I

4.7.1. Data *Training* I

Pengukuran ketepatan klasifikasi data *training* pada kasus pola makan balita dengan analisis diskriminan akan dilakukan dengan metode *hit ratio* dan *mean square error* (MSE). Langkah pertama untuk mengukur ketepatan klasifikasi adalah menyusun matriks klasifikasi seperti pada Tabel 4.9.

Tabel 4.9 Matriks Klasifikasi Data *Training* I Analisis Diskriminan

Aktual	Prediksi		Total
	0	1	
0	25	2	27
1	1	5	6
Total	26	7	33

$$\begin{aligned} \text{Ratio} &= \frac{\text{Jumlah Individu yang diklasifikasikan dengan tepat}}{\text{Jumlah Sampel}} \times 100\% \\ &= \frac{30}{33} \times 100\% = 90,9\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{MSE} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - y_i)^2 \\ \text{MSE} &= \frac{1}{33} (1^2 + 1^2 + 1^2) = \frac{1}{33} \times 3 = 0,09 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil perhitungan ketepatan klasifikasi adalah 90,9% dengan kesalahan 0,09. Ketepatan klasifikasi sudah layak jadi fungsi diskriminan yang telah dihasilkan layak digunakan untuk mengklasifikasikan *input* data baru.

Hit ratio digunakan untuk mengukur ketepatan klasifikasi. Ketepatan klasifikasi dapat diukur dengan menyusun matriks klasifikasi terlebih dahulu seperti pada Tabel 4.10. matriks klasifikasi digunakan untuk mempermudah perhitungan *hit ratio*.

Tabel 4.10 Matriks Klasifikasi untuk Data *Training* I Jaringan Saraf Tiruan

Aktual	Prediksi		Total
	0	1	
0	26	1	27
1	1	5	6
Total	27	6	33

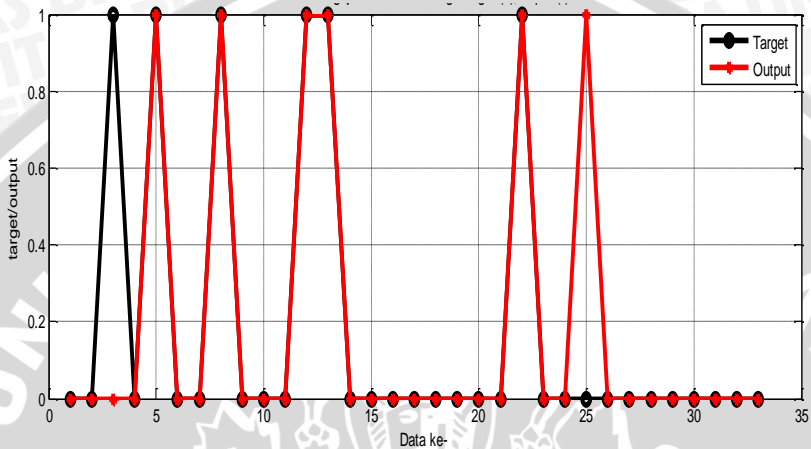
$$\begin{aligned} \text{Hit Ratio} &= \frac{\text{Jumlah Individu yang diklasifikasikan dengan tepat}}{\text{Jumlah Sampel}} \times 100\% \\ &= \frac{31}{33} \times 100\% = 93,9\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{MSE} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - y_i)^2 \\ \text{MSE} &= \frac{1}{33} (1^2 + 1^2) = 0,06 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil perhitungan *hit ratio* 93,9% . *Hit ratio* 93,9% menyatakan ketepatan klasifikasi model jaringan saraf tiruan adalah 93,9%. MSE 0,06 menunjukkan kesalahan yang dibuat sebesar 0,06. Gambar 4.3 merupakan plot perbandingan antara target dan *output*.

Model JST memiliki nilai *hit ratio* yang lebih besar dan MSE yang lebih kecil daripada fungsi diskriminan linier Fisher yang dihasilkan data *training* I, maka model JST yang dihasilkan data

training I memiliki ketepatan klasifikasi yang lebih besar dan kesalahan klasifikasi yang lebih kecil daripada fungsi diskriminan linier Fiser.



Gambar 4.3 Plot Perbandingan Target dan *Output* Data *Training* I

Gambar 4.3 menunjukkan kesalahan klasifikasi terletak pada data ke-3 dan ke-24. Garis hitam dan tanda lingkaran menunjukkan target. Garis merah dan tanda bintang menunjukkan *output*. *Output* yang berada di bawah 0.5 diklasifikasikan ke kelompok 0 dan sebaliknya. *Output* yang tidak sesuai dengan target seperti pada data ke-3 dan ke-24 adalah kesalahan klasifikasi.

4.7.2. Data *Testing* I

Langkah pertama untuk melakukan validasi adalah mengklasifikasikan data *testing* dengan menggunakan fungsi diskriminan yang telah dihasilkan oleh data *training*. Substitusikan setiap peubah bebas pada fungsi diskriminan. Klasifikasikan pada kelompok 0 apabila $Y_0 > Y_1$ dan sebaliknya. Pengukuran ketepatan dan kesalahannya dilakukan dengan *hit ratio* dan *mean square error* (MSE) matriks klasifikasi data *testing* terdapat pada Tabel 4.11.

Tabel 4.11 Matriks Klasifikasi Data *Testing* I Analisis Diskriminan

Aktual	Prediksi		Total
	0	1	
0	12	0	12
1	1	2	3
Total	13	2	15

$$\text{Hit Ratio} = \frac{\text{Jumlah Individu yang diklasifikasikan dengan tepat}}{\text{Jumlah Sampel}} \times 100\%$$

$$= \frac{14}{15} \times 100\% = 93,3\%$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - y_i)^2$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{15} (1)^2 = \frac{1}{15} = 0,07$$

Berdasarkan hasil perhitungan *hit ratio* 93,3% dan MSE 0,07 *Hit ratio* 93,3% menyatakan ketepatan klasifikasi fungsi diskriminan adalah 93,3%. MSE 0,07 adalah kesalahan klasifikasi adalah 0,07.

Langkah pertama untuk melakukan validasi pada model jaringan saraf tiruan yang dihasilkan oleh data *training* adalah menggunakan bobot-bobot yang telah dihasilkan oleh data *training* sebagai bobot dalam proses perhitungan pada data *testing*. Nilai-nilai bobot yang dihasilkan oleh model terbaik dapat dilihat pada Lampiran 22. Lampiran 26 menunjukkan hasil pengklasifikasian dengan menggunakan jaringan saraf pada data *testing*. Pengukuran ketepatan dan kesalahannya dilakukan dengan *hit ratio*. Matriks klasifikasi data *testing* terdapat pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Matriks Klasifikasi Data *Testing* I Jaringan Saraf Tiruan

Aktual	Prediksi		Total
	0	1	
0	12	0	12
1	1	2	3
Total	13	2	15

$$\text{Hit Ratio} = \frac{\text{Jumlah Individu yang diklasifikasikan dengan tepat}}{\text{Jumlah Sampel}} \times 100\%$$

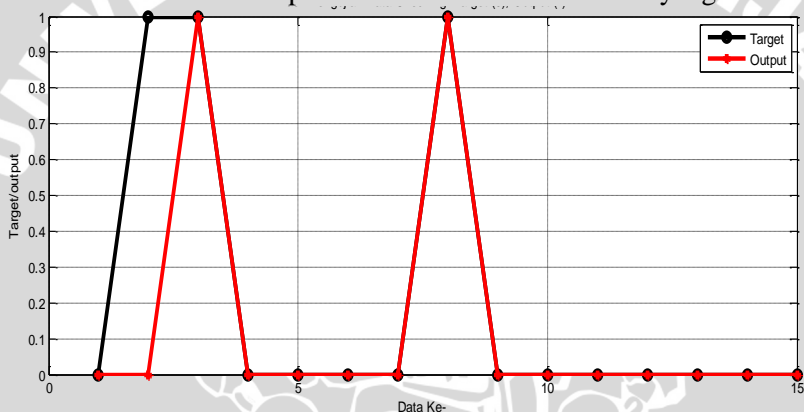
$$= \frac{14}{15} \times 100\% = 93,3\%$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - y_i)^2$$

$$MSE = \frac{1}{15} 1^2 = 0,07$$

Perhitungan menunjukkan *hit ratio* 93,3% dan MSE 0,07. *Hit ratio* 93,3% menunjukkan ketepatan klasifikasi model jaringan saraf tiruan adalah 93,3 %. MSE 0,07 menunjukkan kesalahan klasifikasi adalah 0,07. Gambar 4.4 merupakan plot perbandingan antara *output* dan target.

Hasil validasi fungsi diskriminan linier Fisher dan model JST menunjukkan nilai *hit ratio* dan MSE yang sama maka kedua metode klasifikasi memiliki ketepatan klasifikasi dan kesalahan yang sama.



Gambar 4.4 Plot Perbandingan Target dan *Output* Data Testing I

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi hanya terdapat pada data urutan ke-2. Kesalahan klasifikasi terjadi ketika *output* tidak sesuai dengan target. *Output* di bawah 0,5 diklasifikasikan pada kelompok 0 dan sebaliknya. Data ke-2 diklasifikasikan pada kelompok 0 padahal targetnya adalah 1. Garis warna merah dan bintang menggambarkan *output*, garis warna hitam dan lingkaran menunjukkan target.

4.8. Perbandingan Analisis Diskriminan dan Jaringan Saraf Tiruan Data II

4.8.1. Data *Training* II

Ketepatan klasifikasi data *training* pada kasus pola makan balita akan diukur dengan *hit ratio*. Langkah pertama untuk mengukur ketepatan klasifikasi adalah menyusun matriks klasifikasi seperti pada Tabel 4.13. Perhitungan *hit ratio* menghasilkan nilai sebesar 76,3%. Nilai *hit ratio* menunjukkan tingkat keakuratan model diskriminan kuadrat adalah 76,3%. MSE menunjukkan kesalahan dalam klasifikasi sebesar 0,24.

Tabel 4.13 Matriks Klasifikasi Data *Training* II Analisis Diskriminan

Aktual	Prediksi		Total
	0	1	
0	0	18	18
1	0	58	58
Total	0	76	76

$$\begin{aligned} \text{Hit Ratio} &= \frac{\text{Jumlah Individu yang diklasifikasikan dengan tepat}}{\text{Jumlah Sampel}} \times 100\% \\ &= \frac{58}{76} \times 100\% = 76,3\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{MSE} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - y_i)^2 \\ \text{MSE} &= \frac{1}{76} \times 1^2 + 1^2 + \dots + 1^2 = \frac{18}{76} = 0,24 \end{aligned}$$

Matriks klasifikasi seperti pada Tabel 4.14 harus disusun terlebih dahulu untuk mempermudah perhitungan *hit ratio*. Hasil perhitungan *hit ratio* adalah 90,79%. *Hit ratio* 90,79% menyatakan ketepatan klasifikasi model jaringan saraf tiruan adalah 90,79%. MSE bernilai 0,09 sehingga kemungkinan kesalahan terjadi sebesar 0,09. Gambar 4.5 merupakan plot perbandingan target dan *output* pada data *training* ke 2.

Tabel 4.14 Matriks Klasifikasi untuk Data *Training II* Jaringan Saraf Tiruan

Aktual	Prediksi		Total
	0	1	
0	16	5	21
1	2	53	55
Total	18	58	76

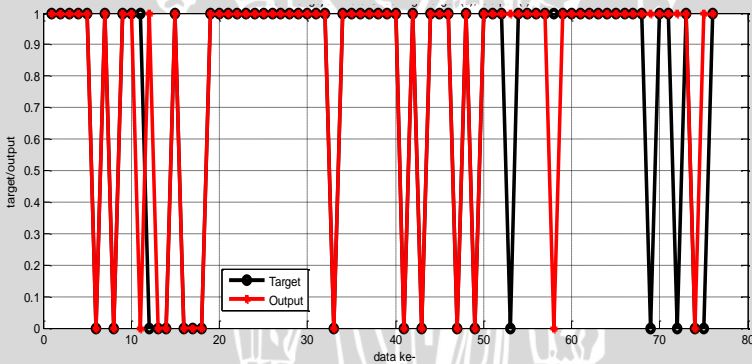
$$\text{Hit Ratio} = \frac{\text{jumlah Individu yang diklasifikasikan dengan tepat}}{\text{jumlah Sampel}} \times 100\%$$

$$= \frac{69}{76} \times 100\% = 90,79\%$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - y_i)^2$$

$$MSE = \frac{1}{76} 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 = \frac{7}{76} = 0,09$$

Model JST mengklasifikasikan data *training II* lebih baik daripada fungsi diskriminan kuadratik karena model JST memiliki *hit ratio* yang lebih besar dan MSE yang lebih kecil daripada fungsi diskriminan kuadratik.



Gambar 4.5 Plot Perbandingan Target dan *Output* Data *Training II*

Gambar 4.5 menunjukkan kesalahan klasifikasi terdapat pada data urutan ke-11, ke-12, ke-53, ke-58, ke-69, ke-72 dan ke-75. Garis merah dan tanda bintang menunjukkan *output*. Garis hitam dan tanda lingkaran adalah target. *Output* yang terletak diatas 0.5 diklasifikasikan ke kelompok 1 dan sebaliknya. Data ke-11, ke-12,

ke-53, ke-58, ke-69, ke-72 dan ke-75 tidak memenuhi target sehingga data-data tersebut mengalami kesalahan klasifikasi.

4.8.2. Data Testing II

Validasi dilakukan dengan mengklasifikasikan data *testing* menggunakan fungsi diskriminan yang telah dihasilkan oleh data *training*. Substitusikan setiap peubah bebas pada fungsi diskriminan yang telah dihasilkan. Klasifikasikan pada kelompok 0 apabila $Y_0 > Y_1$ dan sebaliknya. Lampiran 20 adalah hasil perhitungannya. Pengukuran ketepatan dan kesalahannya dilakukan dengan *hit ratio* dan MSE (*Mean Square Error*). Matriks klasifikasi data *testing* terdapat pada Tabel 4.15.

Tabel 4.15 Matriks Klasifikasi Data *Testing* II Analisis Diskriminan

Aktual	Prediksi		Total
	0	1	
0	0	7	7
1	0	25	25
Total	0	32	32

$$\text{Hit Ratio} = \frac{\text{Jumlah Individu yang diklasifikasikan dengan tepat}}{\text{Jumlah Sampel}} \times 100\%$$

$$= \frac{25}{32} \times 100\% = 78,1\%$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - y_i)^2$$

$$\text{MSE} = \frac{1}{32} 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 + 1^2 = \frac{7}{32} = 0,22$$

Perhitungan menghasilkan nilai *hit ratio* sebesar 78,1% dan MSE 0,22. *Hit ratio* 78,1% menyatakan ketepatan klasifikasi fungsi diskriminan adalah 78,1%. MSE 0,22 menyatakan kesalahan klasifikasi adalah 0,22.

Validasi pada model jaringan saraf tiruan dilakukan dengan menggunakan bobot-bobot yang dihasilkan oleh data *training*. Nilai-nilai bobot akhir digunakan untuk perhitungan data *testing* menggunakan algoritma *feedforward*. Nilai-nilai bobot yang dihasilkan oleh model terbaik dapat dilihat pada Lampiran 23. Lampiran 27 menunjukkan hasil klasifikasian dengan menggunakan jaringan saraf pada data *testing* II. Pengukuran ketepatan dilakukan

dengan *hit ratio* dan kesalahannya menggunakan MSE (*Mean Square Error*). Matriks klasifikasi data *testing* terdapat pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16 Matriks Klasifikasi Data *Testing* II Jaringan Saraf Tiruan

Aktual	Prediksi		Total
	0	1	
0	5	2	7
1	0	25	25
Total	5	27	32

$$\text{Hit Ratio} = \frac{\text{Jumlah Individu yang diklasifikasikan dengan tepat}}{\text{Jumlah Sampel}} \times 100\%$$

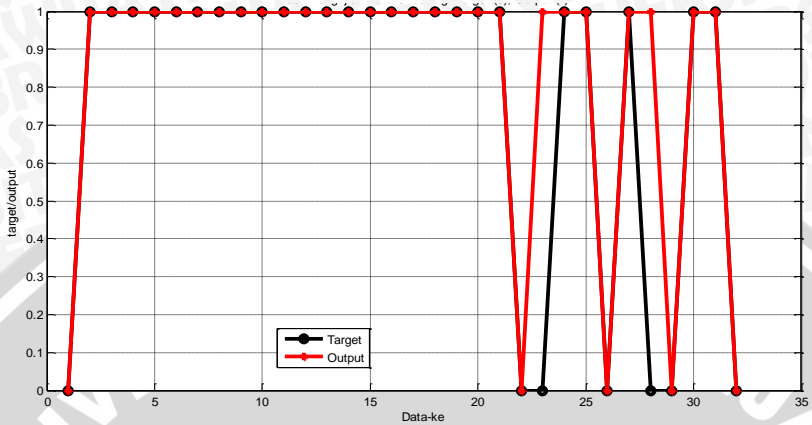
$$= \frac{30}{32} \times 100\% = 93,75\%$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - y_i)^2$$

$$MSE = \frac{1}{32} 1^2 + 1^2 = \frac{2}{32} = 0,06$$

Berdasarkan hasil perhitungan *hit ratio* 93,75% dan MSE 0,06. Ketepatan klasifikasi model jaringan saraf tiruan adalah 93,75 % karena nilai *hit ratio* 93,75% . Kesalahan klasifikasi adalah 0,06 karena MSE 0,06 .

JST lebih baik daripada analisis diskriminan karena berdasarkan hasil validasi pada data *testing* II JST memiliki *hit ratio* yang lebih besar dan MSE yang lebih kecil daripada analisis diskriminan. Data I tidak memiliki pelanggaran asumsi diskriminan sehingga nilai *hit ratio* dan MSE analisis diskriminan pada data I tidak jauh berbeda dengan JST sedangkan data II melanggar salah satu asumsi analisis diskriminan yaitu kesamaan matriks varian kovarian maka apabila terjadi salah satu asumsi metode klasifikasi JST lebih baik dalam klasifikasi pola makan balita.



Gambar 4.6 Plot Perbandingan Target dan *Output* Data *Testing* II

Kesalahan klasifikasi terletak pada data urutan ke-23 dan ke-28 berdasarkan Gambar 4.6. Data ke-23 dan ke-28 mengalami kesalahan klasifikasi karena nilai *output* tidak memenuhi target. Garis warna merah dan tanda bintang menunjukkan *output*. Garis berwarna hitam dan tanda lingkaran menunjukkan target.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

4.1. Kesimpulan

Penelitian yang telah dilakukan menghasilkan kesimpulan sebagai berikut:

1. Data I dapat diklasifikasikan menggunakan fungsi diskriminan linier Fisher dan model JST (Jaringan Saraf Tiruan) 5-9-1, data II menggunakan fungsi diskriminan kuadratik dan model JST (Jaringan Saraf Tiruan) 5-6-1 untuk klasifikasi.
2. JST (Jaringan Saraf Tiruan) lebih baik daripada analisis diskriminan karena pada data *training* II dan *testing* II JST (Jaringan Saraf Tiruan) memiliki nilai *Hit ratio* lebih besar dan MSE yang bernilai lebih kecil daripada analisis diskriminan.

4.2. Saran

Penelitian selanjutnya dapat membandingkan analisis diskriminan atau JST (jaringan saraf tiruan) *backpropagation* dengan metode klasifikasi yang lain seperti regresi logistic, JST (jaringan saraf tiruan) RBF (*radial basis function*), LVQ (*learning vector quantization*) dll.

DAFTAR PUSTAKA

- Depkes RI. 2002. *Pedoman Umum Gizi Seimbang*. Depkes Jakarta
- Dianiati, A.N. 2013. *Analisis Diskriminan Linier Robust pada Pengklasifikasian Berat Bayi Baru Lahir (di Puskesmas Manyar Kabupaten Gresik Tahun 2012)*. Tugas Akhir Jurusan Matematika FMIPA Universitas Brawijaya. Tidak dipublikasikan.
- Hair, J.F.Jr., R.E. Anderson, B.J. Babin dan W.C. Black. 2010. *Multivariate Data Analysis*. Seventh Edition. Prentice Hall International, Inc. New Jersey.
- Hermawan, A. 2006. *Jaringan Saraf Tiruan Teori dan Aplikasi*. Penerbit Andi. Yogyakarta.
- Johnson, R.A. dan D.W. Wichern. 2002. *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Fifth Edition. Prentice Hall International, Inc. New Jersey.
- Kartikawati, A. 2013. *Perbandingan Analisis Diskriminan Linier Klasik dan Analisis Diskriminan Linier Robust untuk Pengklasifikasian Kesejahtera Masyarakat Kabupaten/Kota di Jawa Tengah*. Tugas Akhir Jurusan Statistika FMIPA Universitas Diponegoro. Tidak dipublikasikan.
- Koy, Y.S. 2011. *Hubungan Sosial dan Budaya dengan Pola Makan, Tingkat Asupan Energi Protein Serta Dampaknya terhadap Status Gizi Anak Usia 1-2 Tahun di Wilayah Kerja Puskesmas Oekam Kabupaten Timor Tengah Selatan*. Tugas Akhir Program Studi Gizi Kesehatan Fakultas Kedokteran Universitas Brawijaya. tidak dipublikasikan.
- Kusumadewi, S. 2004. *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab dan Excel Link*. Graha Ilmu. Yogyakarta.
- Matjik, A.A. dan I.M. Sumertajaya. 2011. *Sidik Peubah Ganda Dengan Menggunakan SAS*. Edisi Pertama. IPB PRESS, Bogor.

- Morisson, D.F. 1983. *Multivariate Statistical Methods Second Edition*. McGraw-Hill International Book. Tokyo.
- Nurkhozin, A., M.I. Irawan, dan I. Muklash. 2011. *Klasifikasi Penyakit Diabetes Mellitus Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Dan Learning Vector Quantization*. <http://digilib.its.ac.id/public/ITS-Master-17870-1209201703- paperpdf> tanggal akses 4 januari 2013.
- Patterson, W.D. 1996. *Artificial Neural Network Theory and Applications*. Prentice Hall. Singapore.
- Raharja dan M.P. Sari. 2008. *Perbandingan Alat Analisis (Diskriminan & Regresi Logistik) Terhadap Peringkat Obligasi (PT PEFINDO)*. http://eprints.undip.ac.id/35139/1/JMAKSI_Jan_2008_07_Raharja.pdf. tanggal akses 4 januari 2013.
- Rencher, A.C. 2002. *Methods of Multivariate Analysis*. Second Edition. John Wiley & Sons, Inc., Canada.
- Santoso, S dan A.L. Ranti., 1995. *Kesehatan dan Gizi*. Rineka Cipta. Jakarta.
- Sartika, M. 2012. *Hubungan Pola Makan dan Asupan Zat Gizi pada Balita Pendek di Wilayah Kerja Puskesmas Kecamatan Kapuas Hilir Kabupaten Kapuan*. Tugas Akhir Program Studi Gizi Kesehatan Fakultas Kedokteran Universitas Brawijaya. tidak dipublikasikan.
- Schalkoff, R.J. 1997. *Artificial Neural Networks*. Mcgraw-Hill Companies Inc. Singapore.
- Setyarizky, B. 2007. *Perbandingan Model Artificial Neural Network dengan Model Regresi Logistik dalam Pengklasifikasian Peubah Respon Biner*. Tugas Akhir Jurusan Matematika FMIPA Universitas Brawijaya. Tidak dipublikasikan.
- Walpole, R.E, 1992. *Pengantar Statistika Edisi ke-3*. Gramedia Pustaka utama. Jakarta.

Lampiran I. Data I

no	Skor					Jumlah skor	skor yang diharapkan	persentase skor (%)	status pola makan
	Karbohidrat	sayuran	lauk	buah	susu				
1	5,0	3,3	2,5	3,3	6,7	20,8	50	41,6	0
2	5,6	3,3	2,8	5,0	0,0	16,7	50	33,4	0
3	5,4	2,5	3,3	2,2	3,3	16,7	50	33,4	0
4	4,5	2,2	2,8	3,3	5,0	17,8	50	35,6	0
5	4,5	5,0	3,7	2,5	3,3	19,0	50	38,0	0
6	5,6	2,8	2,2	3,3	3,3	17,2	50	34,4	0
7	6,6	5,0	4,4	5,0	5,0	26,0	50	52,0	1
8	5,0	3,3	2,5	0,0	3,3	14,1	50	28,2	0
9	6,7	3,9	2,5	2,2	3,3	18,6	50	37,2	0
10	5,4	4,4	4,7	3,3	8,4	26,2	50	52,4	1
11	4,5	3,9	4,2	3,3	6,7	22,6	50	45,2	0

Lampiran 1 (Lanjutan)

no	Skor					Jumlah skor	skor yang		status pola makan
	Karbohidrat	sayuran	lauk	buah	susu		diharapkan	persentase skor (%)	
12	6,2	5,6	3,7	4,2	6,7	26,4	50	52,9	1
13	5,8	5,6	3,8	5,0	8,4	28,6	50	57,2	1
14	5,3	3,3	4,1	5,9	8,4	26,0	50	53,9	1
15	5,0	4,4	4,5	4,1	8,4	26,4	50	52,9	1
16	6,2	4,4	3,4	2,2	5,0	21,2	50	42,4	0
17	5,0	3,9	3,3	3,3	5,0	20,5	50	41,0	0
18	4,5	4,4	2,5	3,9	3,3	18,6	50	37,2	0
19	6,2	3,9	2,5	2,2	0,0	14,8	50	29,7	0
20	5,0	4,4	2,5	2,5	3,3	17,7	50	35,4	0
21	6,7	5,0	2,9	5,0	1,0	29,5	50	59,0	1
22	6,7	3,9	1,7	3,3	3,3	18,9	50	37,8	0
23	5,6	4,4	3,9	2,2	4,4	20,5	50	41,0	0
24	4,5	2,5	3,3	1,7	5,0	17,0	50	34,0	0

Lampiran 1 (Lanjutan)

no	Skor					Jumlah skor	skor yang		status pola makan
	Karbohidrat	sayuran	lauk	buah	susu		diharapkan	persentase skor (%)	
25	4,4	3,3	2,8	2,2	3,3	16,0	50	32,0	0
26	6,1	2,5	2,5	3,3	5,0	19,4	50	38,8	0
27	4,5	4,4	4,2	2,2	5,0	20,3	50	40,6	0
28	6,3	4,4	2,8	3,3	5,0	21,8	50	43,6	0
29	6,7	5,0	1,7	3,5	10	26,9	50	53,8	1
30	5,6	3,3	3,9	2,5	3,3	18,6	50	37,2	0
31	4,5	3,9	2,5	3,3	5,0	19,2	50	38,4	0
32	4,5	4,4	2,8	3,3	3,3	18,3	50	36,6	0
33	6,1	5,0	3,3	3,9	6,7	25,0	50	50,0	0
34	6,2	6,7	3,9	2,5	8,3	27,7	50	55,4	1
35	6,7	4,4	3,9	2,5	5,0	22,5	50	45,0	0
36	6,7	3,9	2,5	3,3	3,3	19,7	50	39,4	0
37	4,4	4,4	2,7	1,7	5,0	18,2	50	36,4	0

Lampiran 1 (Lanjutan)

no	Skor					Jumlah skor	skor yang		status pola makan
	Karbohidrat	sayuran	lauk	buah	susu		diharapkan	persentase skor (%)	
38	5,6	3,3	2,2	2,2	6,7	20	50	40	0
39	5,0	3,9	3,3	2,5	5,0	19,7	50	39,4	0
40	4,4	4,4	2,7	1,7	5,0	18,2	50	36,4	0
41	6,7	4,4	2,5	2,2	3,3	19,1	50	38,2	0
42	5,6	4,5	2,5	3,3	5,0	20,9	50	41,8	0
43	5,6	3,9	2,2	4,4	1,7	17,8	50	35,6	0
44	6,1	3,3	4,4	2,5	6,7	23	50	46	0
45	4,5	3,3	3,9	1,7	5,0	18,4	50	36,8	0
46	6,7	4,5	3,3	3,3	3,3	21,1	50	42,2	0
47	5,6	4,4	3,9	2,7	1,7	18,3	50	36,6	0
48	6,7	4,5	2,5	3,9	3,3	20,9	50	41,8	0

Keterangan

0 = Pola Makan Buruk (Persentase skor (%) \leq skor yang diharapkan)

1 = Pola Makan cukup (Persentase skor (%) $>$ skor yang diharapkan)

Lampiran 2 Data II

Balita	Karbohidrat	Lauk	Sayuran	Buah	Susu	Status Gizi
1	5,93	3,96	4,88	5,00	6,12	1
2	5,82	4,55	4,58	3,35	5,43	0
3	5,83	4,39	5,19	4,18	6,06	1
4	4,73	3,58	5,01	4,18	5,43	0
5	5,28	5,00	4,83	5,28	5,24	1
6	6,65	5,60	4,33	4,60	4,32	1
7	4,99	3,71	4,58	3,30	7,14	0
8	6,00	4,55	5,17	4,58	5,43	1
9	6,70	4,39	4,15	4,83	5,47	1
10	5,40	4,40	4,70	3,85	7,50	1
11	4,73	3,86	5,62	5,00	5,47	0
12	6,25	5,60	3,73	4,15	6,70	1
13	4,58	3,04	3,94	5,00	3,68	0
14	5,34	3,35	4,07	5,85	8,35	1
15	5,00	4,43	4,46	4,15	7,66	1
16	6,25	5,75	5,67	4,60	6,66	1
17	6,73	3,96	4,98	6,66	7,71	1
18	6,18	4,40	4,88	4,18	5,93	1
19	5,83	4,18	5,17	5,57	6,68	1
20	6,00	4,76	4,33	4,18	5,47	0
21	6,67	5,00	4,42	5,28	7,37	1
22	6,70	3,97	4,83	5,00	5,00	1
23	5,82	4,55	4,62	5,80	5,28	1
24	4,58	3,71	3,30	3,30	5,00	0
25	4,73	3,04	2,80	2,34	3,68	0
26	6,10	4,14	5,49	5,28	5,00	1
27	6,70	4,76	4,33	5,00	5,24	1

Lampiran 2 (Lanjutan)

Balita	Karbohidrat	Lauk	Sayuran	Buah	Susu	Status Gizi
28	6,00	6,03	3,73	4,18	5,02	0
29	5,28	3,97	4,83	4,56	5,43	0
30	5,93	5,56	6,24	5,00	3,90	1
31	5,00	3,52	5,19	3,30	5,24	0
32	6,18	4,91	5,19	4,00	5,43	1
33	6,10	5,00	3,94	3,90	6,70	1
34	5,43	4,55	5,59	4,64	5,47	1
35	5,34	2,62	4,42	3,36	3,78	0
36	6,70	4,18	5,62	4,60	5,02	1
37	5,60	5,25	5,57	4,58	5,93	1
38	4,18	4,39	4,83	3,90	6,37	0
39	6,65	4,76	5,01	4,60	5,02	1
40	6,34	6,14	6,06	4,78	6,37	1
41	6,70	4,40	4,83	3,34	7,50	1
42	5,60	4,50	2,84	3,30	4,32	0
43	5,83	5,85	4,15	5,80	4,18	1
44	7,00	6,10	6,24	5,85	6,66	1
45	5,40	6,03	5,17	5,00	5,00	1
46	6,65	4,76	4,62	4,18	5,47	1
47	5,82	4,91	4,88	4,56	5,93	1
48	6,70	4,55	4,83	4,58	5,02	1
49	6,23	4,38	5,37	5,53	6,62	1
50	5,93	4,76	5,38	4,60	5,47	1
51	6,14	4,37	5,62	4,83	6,59	1
52	5,65	4,18	5,38	4,37	5,93	1
53	5,37	4,37	5,62	4,38	6,63	1

Lampiran 2 (Lanjutan)

Balita	Karbohidrat	Lauk	Sayuran	Buah	Susu	Status Gizi
54	6,43	5,44	5,87	4,87	6,75	1
55	6,67	5,36	5,59	4,64	6,34	1
56	6,12	3,96	5,30	4,84	6,63	1
57	5,40	4,89	5,19	4,15	5,43	0
58	5,63	4,58	5,33	4,81	6,37	1
59	5,87	4,67	5,27	4,37	6,28	1
60	5,58	4,72	5,45	4,48	6,44	1
61	5,37	4,15	5,21	4,18	5,02	0
62	5,65	4,64	5,32	4,56	6,36	1
63	5,27	4,37	5,62	4,38	6,63	1
64	6,24	5,42	5,28	4,18	5,93	1
65	5,40	3,82	4,62	3,30	4,32	0
66	5,85	4,56	5,60	4,87	5,93	1
67	5,26	4,37	5,36	4,47	6,45	1
68	7,68	4,91	5,86	5,00	7,14	1
69	5,67	4,34	5,10	4,34	6,74	1
70	5,33	3,29	4,38	5,00	6,34	0
71	5,00	4,12	4,63	4,86	6,12	0
72	6,13	4,76	4,18	5,23	6,44	1
73	5,28	4,15	4,35	4,60	5,93	0
74	6,73	4,67	4,33	5,43	6,78	1
75	5,83	4,74	5,17	4,87	6,88	1
76	5,82	4,53	4,88	4,60	5,93	1
77	6,65	4,16	4,38	4,78	6,73	1
78	5,47	4,73	5,28	3,86	6,85	1

Lampiran 2(Lanjutan)

Balita	Karbohidrat	Lauk	Sayuran	Buah	Susu	Status Gizi
79	6,14	4,26	4,37	5,25	7,14	1
80	5,83	3,88	4,50	5,86	6,66	1
81	5,85	4,82	5,26	5,74	7,13	1
82	6,43	4,76	4,24	5,63	6,42	0
83	6,00	4,25	3,94	4,56	5,43	1
84	5,47	4,38	5,17	5,46	5,93	1
85	6,70	3,86	5,44	5,52	6,12	1
86	5,45	4,12	4,50	5,23	6,73	1
87	6,16	4,73	5,64	5,38	6,82	0
88	5,83	4,62	5,13	4,58	4,32	1
89	6,16	4,18	4,34	5,62	6,73	1
90	5,82	4,37	5,21	5,22	6,68	1
91	5,57	4,52	4,50	5,24	6,62	1
92	6,25	4,48	5,33	5,26	6,13	1
93	6,23	3,86	5,43	5,26	6,42	1
94	5,88	4,37	5,67	5,84	5,00	1
95	5,82	4,16	4,50	5,53	6,32	1
96	5,74	4,62	4,63	4,78	5,93	1
97	6,53	4,37	5,17	5,20	5,47	0
98	5,43	4,26	4,58	4,60	5,43	1
99	5,61	4,18	5,44	5,53	6,23	1

Lampiran 2 (Lanjutan)

Balita	Karbohidrat	Lauk	Sayuran	Buah	Susu	Status Gizi
100	6,43	4,14	5,46	5,6	5,02	1
101	5,74	4,27	5,02	5,45	6,22	1
102	5,83	3,96	5,64	5,53	6,37	1
103	6,27	4,26	5,64	5,56	5,00	1
104	5,82	4,10	4,24	5,22	6,12	1
105	5,49	4,72	4,63	5,63	3,90	0
106	6,65	4,76	4,33	4,18	4,18	0
107	5,28	4,32	5,17	5,2	5,93	1
108	5,83	4,62	5,64	5,84	6,32	1



Lampiran 3. Cara Perhitungan Skor HEI (*Healthy Eating Index*)

Bahan Makanan	Frekuensi						Tidak Pernah dalam 1 tahun
	3x/hari	2x/hari	1x/hari	>3-5x/minggu	<3x/minggu	1-3x/bulan	
	10	8.3	6.7	5	3.3	1.7	0
karbohidrat							
beras		*					
mie							
biskuit					*		
singkong						*	
kentang							
jagung			*				
protein nabati							
tempe							
tahu							
kacang hijau					*		
kacang tanah							
kacang nasi						*	
protein hewani							
ayam					*		
daging sapi							
daging babi							
daging anjing							
telur				*			

Lampiran 3 (Lanjutan)

Bahan Makanan	Frekuensi						Tidak Pernah dalam 1 tahun
	3x/hari	2x/hari	1x/hari	>3-5x/minggu	<3x/minggu	1-3x/bulan	
ikan kering							
ikan segar					*		
sayuran							
daun singkong				*			
bayam					*		
sawi							
kangkung							
buncis							
Buah-buahan							
pepaya						*	
pisang					*		
jeruk							
lain-lain							
susu							

Persamaan untuk menghitung skor HEI bahan makanan adalah sebagai berikut :

$$\text{skor HEI bahan makanan} = \frac{\text{jumlah skor bahan makanan}}{\text{banyaknya bahan makanan}}$$

1. skor HEI karbohidrat = $\frac{20}{4} = 5,00$
2. skor HEI lauk = $\frac{16,6}{5} = 3,32$
3. skor HEI sayuran = $\frac{8,3}{2} = 4,15$
4. skor HEI buah – buahan = $\frac{5}{2} = 2,5$
5. skor HEI susu = $\frac{1,7}{1} = 1,7$



Lampiran 4 Statistika Deskriptif Data I

Descriptive Statistics

	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Karbohidrat	48	4,40	6,70	5,5617	0,82854
sayuran	48	2,20	6,70	4,0696	0,87432
Lauk	48	1,70	4,70	3,1350	0,77176
Buah	48	0,00	5,85	3,0573	1,09029
Susu	48	0,00	10,00	4,8833	2,25644
Valid N (listwise)	48				



Lampiran 5 Statistika Deskriptif Data II

Descriptive Statistics

	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
VAR00001	108	4,18	7,68	5,8689	0,59396
VAR00002	108	2,62	6,14	4,4835	0,62667
VAR00003	108	2,80	6,24	4,9215	0,64762
VAR00004	108	2,34	6,66	4,7628	0,73017
VAR00005	108	3,68	8,35	5,9213	0,94950
VAR00006	108	0,00	1,00	0,7685	0,42375
Valid N (listwise)	108				



Lampiran 6 Data *Training* 1

X1	X2	X3	X4	X5	Y
5,0	3,3	2,5	0,0	3,3	0
4,5	2,2	2,8	3,3	5,0	0
6,7	4,4	3,9	2,5	5,0	1
5,6	2,8	2,2	3,3	3,3	0
5,4	4,4	4,7	3,3	8,4	1
5,6	4,4	4,4	3,9	1,7	0
5,6	4,4	3,9	2,2	4,4	0
6,6	5,0	4,4	5,0	5,0	1
6,2	6,7	3,9	2,5	8,3	0
6,7	3,9	1,7	3,3	3,3	0
5,0	3,9	3,3	3,3	5,0	0
5,3	3,3	4,0	5,9	8,3	1
5,0	4,4	4,5	4,1	8,4	1
6,1	2,5	2,5	3,3	5,0	0
4,5	3,3	3,9	1,7	5,0	0
6,7	3,9	2,5	3,3	3,3	0
6,7	4,5	4,5	2,5	3,3	0
6,1	5,0	3,3	3,9	6,7	0
6,3	4,4	2,8	3,3	5,0	0
4,5	3,9	2,5	3,3	5,0	0
6,7	4,4	2,5	2,2	3,3	0
6,7	5,0	2,9	5,0	10,0	1
6,2	3,9	2,5	2,2	0,0	0
4,4	4,4	2,7	1,7	5,0	0
6,1	3,3	4,4	2,5	6,7	0

Lampiran 6 (Lanjutan)

X1	X2	X3	X4	X5	Y
6,7	3,9	2,5	2,2	3,3	0
4,5	4,4	4,2	2,2	5,0	0
4,5	3,9	3,9	3,3	5,0	0
5,0	3,9	3,3	2,5	5,0	0
4,5	4,4	2,5	3,9	3,3	0
5,6	3,3	2,8	5,0	0,0	0
5,6	3,3	2,2	2,2	6,7	0
6,7	5,0	1,7	3,5	10	0



Lampiran 7 Data *Training II*

X1	X2	X3	X4	X5	Y
6,67	5,00	4,42	5,28	7,37	1
6,65	4,76	5,01	4,60	5,02	1
6,27	4,26	5,64	5,56	5,00	1
6,73	4,67	4,33	5,43	6,78	1
5,00	4,43	4,46	4,15	7,66	1
5,28	4,15	4,35	4,60	5,93	0
5,83	4,74	5,17	4,87	6,88	1
4,18	4,39	4,83	3,90	6,37	0
5,74	4,27	5,02	5,45	6,22	1
6,13	4,76	4,18	5,23	6,44	1
5,83	4,62	5,13	4,58	4,32	1
5,40	4,89	5,19	4,15	5,43	0
4,73	3,86	5,62	5,00	5,47	0
4,73	3,58	5,01	4,18	5,43	0
6,70	4,40	4,83	3,34	7,50	1
4,58	3,04	3,94	5,00	3,68	0
5,82	4,55	4,58	3,35	5,43	0
4,73	3,04	2,80	2,34	3,68	0
6,25	4,48	5,33	5,26	6,13	1
6,65	4,16	4,38	4,78	6,73	1
6,18	4,91	5,19	4,00	5,43	1
5,93	5,56	6,24	5,00	3,90	1
6,16	4,18	4,34	5,62	6,73	1
5,88	4,37	5,67	5,84	5,00	1
5,83	3,96	5,64	5,53	6,37	1
5,82	4,37	5,21	5,22	6,68	1
5,28	5,00	4,83	5,28	5,24	1

Lampiran 7 (Lanjutan)

X1	X2	X3	X4	X5	Y
5,93	3,96	4,88	5,00	6,12	1
6,24	5,42	5,28	4,18	5,93	1
5,27	4,37	5,62	4,38	6,63	1
5,83	5,85	4,15	5,80	4,18	1
6,70	4,18	5,62	4,60	5,02	1
4,99	3,71	4,58	3,30	7,14	0
6,70	4,76	4,33	5,00	5,24	1
5,82	4,10	4,24	5,22	6,12	1
5,83	4,39	5,19	4,18	6,06	1
5,34	3,35	4,07	5,85	8,35	1
6,65	4,76	4,62	4,18	5,47	1
6,25	5,60	3,73	4,15	6,70	1
6,23	3,86	5,43	5,26	6,42	1
5,28	3,97	4,83	4,56	5,43	0
5,43	4,55	5,59	4,64	5,47	1
5,49	4,72	4,63	5,63	3,90	0
5,61	4,18	5,44	5,53	6,23	1
6,23	4,38	5,37	5,53	6,62	1
6,00	4,25	3,94	4,56	5,43	1
5,40	3,82	4,62	3,30	4,32	0
6,70	3,97	4,83	5,00	5,00	1
6,65	4,76	4,33	4,18	4,18	0
5,74	4,62	4,63	4,78	5,93	1
6,67	5,36	5,59	4,64	6,34	1
5,45	4,12	4,50	5,23	6,73	1
6,53	4,37	5,17	5,20	5,47	0

Lampiran 7 (Lanjutan)

X1	X2	X3	X4	X5	Y
5,83	4,62	5,64	5,84	6,32	1
5,93	4,76	5,38	4,60	5,47	1
5,82	4,16	4,50	5,53	6,32	1
5,87	4,67	5,27	4,37	6,28	1
5,43	4,26	4,58	4,60	5,43	1
5,57	4,52	4,50	5,24	6,62	1
5,82	4,91	4,88	4,56	5,93	1
5,47	4,38	5,17	5,46	5,93	1
5,65	4,18	5,38	4,37	5,93	1
6,43	4,14	5,46	5,60	5,02	1
6,70	3,86	5,44	5,52	6,12	1
5,47	4,73	5,28	3,86	6,85	1
7,68	4,91	5,86	5,00	7,14	1
5,63	4,58	5,33	4,81	6,37	1
5,85	4,82	5,26	5,74	7,13	1
6,00	4,76	4,33	4,18	5,47	0
5,26	4,37	5,36	4,47	6,45	1
6,70	4,55	4,83	4,58	5,02	1
6,16	4,73	5,64	5,38	6,82	0
6,34	6,14	6,06	4,78	6,37	1
5,00	3,52	5,19	3,3	5,24	0
5,00	4,12	4,63	4,86	6,12	0
6,12	3,96	5,30	4,84	6,63	1

Lampiran 8 Data *Testing* I

X1	X2	X3	X4	X5	y
4,5	2,5	3,3	1,7	5,0	0
5,6	3,3	3,9	2,5	3,3	1
6,2	5,6	3,7	4,1	6,7	1
4,5	5,0	3,7	2,5	3,3	0
4,5	4,4	2,8	3,3	3,3	0
6,2	4,4	3,4	2,2	5,0	0
5,4	2,5	3,3	2,2	3,3	0
5,8	5,6	3,8	5,0	8,4	1
5,6	4,5	2,5	3,3	5,0	0
5,0	3,3	2,5	3,3	6,7	0
4,5	3,9	4,2	3,3	6,7	0
5,6	3,9	2,2	4,4	1,7	0
5,0	4,4	2,5	2,5	3,3	0
6,7	4,5	4,5	3,3	3,3	0
4,4	3,3	2,8	2,2	3,3	0

Lampiran 9 Data *Testing* II

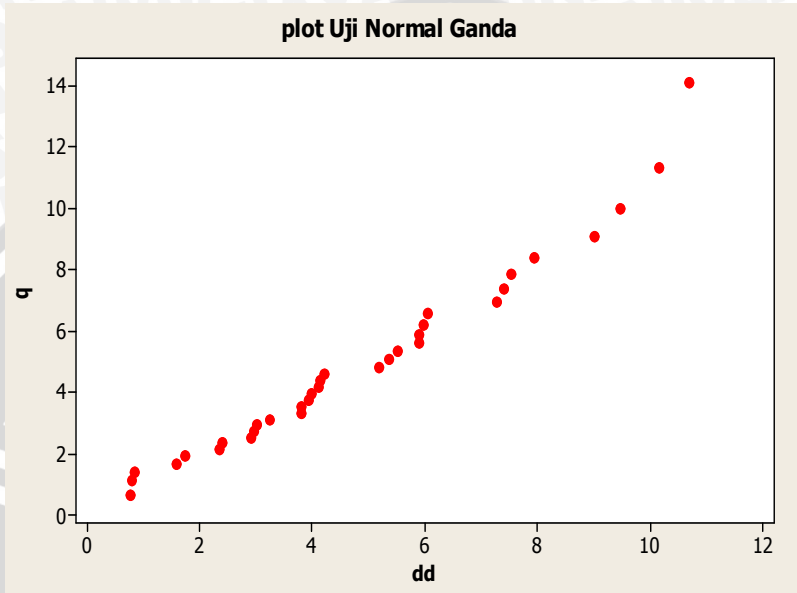
X1	X2	X3	X4	X5	Y
5,37	4,15	5,21	4,18	5,02	0
6,14	4,37	5,62	4,83	6,59	1
5,40	6,03	5,17	5,00	5,00	1
5,82	4,55	4,62	5,80	5,28	1
6,10	4,14	5,49	5,28	5,00	1
6,70	4,39	4,15	4,83	5,47	1
5,60	5,25	5,57	4,58	5,93	1
6,18	4,40	4,88	4,18	5,93	1
5,85	4,56	5,60	4,87	5,93	1
5,28	4,32	5,17	5,20	5,93	1
6,65	5,60	4,33	4,60	4,32	1
5,67	4,34	5,10	4,34	6,74	1
5,82	4,53	4,88	4,60	5,93	1
6,25	5,75	5,67	4,60	6,66	1
5,65	4,64	5,32	4,56	6,36	1
6,73	3,96	4,98	6,66	7,71	1
6,10	5,00	3,94	3,90	6,70	1
5,83	4,18	5,17	5,57	6,68	1
6,14	4,26	4,37	5,25	7,14	1
5,83	3,88	4,50	5,86	6,66	1
5,37	4,37	5,62	4,38	6,63	1
5,60	4,50	2,84	3,30	4,32	0
6,43	4,76	4,24	5,63	6,42	0
5,58	4,72	5,45	4,48	6,44	1
7,00	6,10	6,24	5,85	6,66	1
5,33	3,29	4,38	5,00	6,34	0
6,43	5,44	5,87	4,87	6,75	1

Lampiran 9 (Lanjutan)

X1	X2	X3	X4	X5	Y
6,00	6,03	3,73	4,18	5,02	0
4,58	3,71	3,30	3,30	5,00	0
6,00	4,55	5,17	4,58	5,43	1
5,40	4,40	4,70	3,85	7,50	1
5,34	2,62	4,42	3,36	3,78	0

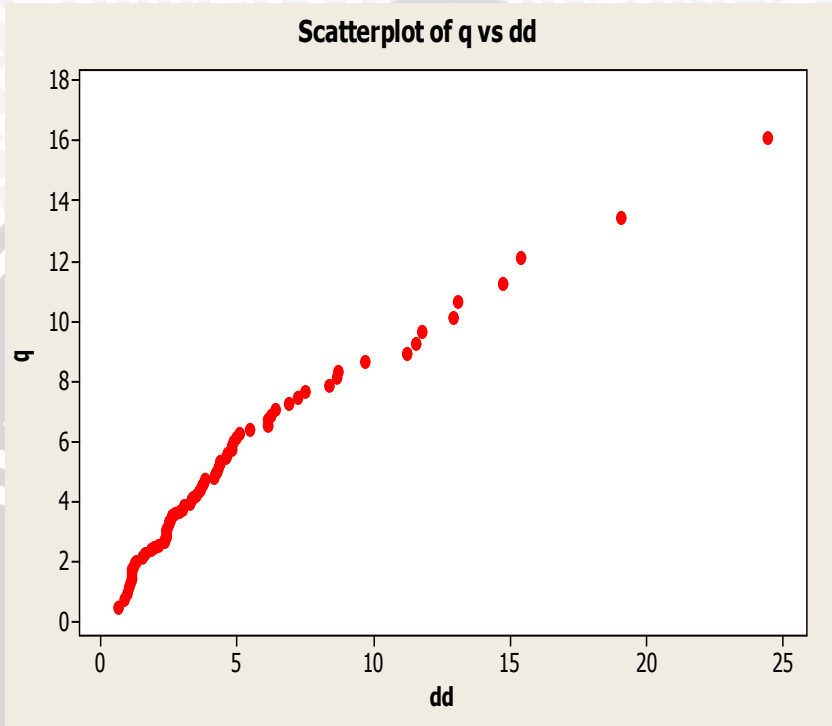


Lampiran 10 Plot Kenormalan Ganda Data I



Koefisien Korelasi = 0,982

Lampiran 11 Plot Kenormalan Data II



Koefisien Korelasi = 0,993

Lampiran 12 Nilai Wilk's Lambda Data I

Wilk's Lambda

Test of Function(s)	Wilk's Lambda	Chi-square	Df	Sig.
1	,470	21,514	5	0,001

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 13 Nilai Wilk's Lambda Data II

Wilk's Lambda

Test of Function(s)	Wilk's Lambda	Chi-square	df	Sig.
1	0,590	37,713	5	0,000

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 14 Uji BOX'S M Data II

Test Result

Box's M		15,855
F	Approx.	0,619
	df1	15,0
	df2	312,9
	Sig.	0,859



Lampiran 15 Uji BOX'S M Data II

Test Result

Box's M		34,493
F	Approx.	2,034
	df1	15
	df2	4.004E3
	Sig.	0,010



Lampiran 16 Macro Minitab Uji Normalitas

```
macro
qq x.1-x.p
mconstant i j k l
mcolumn d x.1-x.p y.1-y.p dd pj q
mmatrix s sinv ma mb mc
do i=1:p
  let y.i=x.i-mean(x.i)
enddo
cova x.1-x.p s
invert s sinv
let k=count(x.1)
do j=1:k
  copy y.1-y.p ma;
  use j.
  transpose ma mb
  multiply ma sinv mc
  multiply mc mb l
  let d(j)=l
enddo
sort d dd
do j=1:k
  let pj(j)=(j-0.5)/k
enddo
brief l
invcdf pj q;
chisquare p.
plot q*dd;
symbol;
title "plot Uji Normal Ganda".
print d dd q j
endmacro
```

Lampiran 17 Fungsi Diskriminan Linier Fisher Data I

Classification Function Coefficients

	Y	
	0	1
X1	9,460	10,683
X2	0,483	-0,211
X3	7,516	9,807
X4	2,915	4,482
X5	1,185	1,964
(Constant)	-46,409	-68,966



Lampiran 18 Fungsi Diskriminan Kuadratik Data II

Group 0 Discriminant Function Coefficients						
	KARBOHIDRAT	LAUK	SAYURAN	BUAH	SUSU	Constant
KARBOHIDRAT	-2.028					
LAUK	1.697	3.346				
SAYURAN	-0.021	0.378	-2.449			
BUAH	0.008	0.343	0.717	-0.975		
SUSU	-0.307	0.421	0.746	-0.228	-0.806	
Constant	11.063	-1.511	6.041	1.086	3.330	-50.081

Group 1 Discriminant Function Coefficients						
	KARBOHIDRAT	LAUK	SAYURAN	BUAH	SUSU	Constant
KARBOHIDRAT	-1.987					
LAUK	0.294	-2.242				
SAYURAN	0.061	0.090	-1.670			
BUAH	-0.009	-0.476	0.025	-1.640		
SUSU	-0.062	-0.293	0.210	-0.082	-0.741	
Constant	21.522	24.168	17.540	21.376	15.331	261.228

Lampiran 19 Hasil Pengklasifikasian Data *Testing* I

X1	X2	X3	X4	X5	y Aktual	y0	y1	y Prediksi
4,5	2,5	3,3	1,7	5,0	0	33,86	28,38	0
5,6	3,3	3,9	2,5	3,3	1	49,68	46,09	0
6,2	5,6	3,7	4,1	6,7	1	64,62	64,96	1
4,5	5,0	3,7	2,5	3,3	0	38,39	32,02	0
4,5	4,4	2,8	3,3	3,3	0	33,67	26,91	0
6,2	4,4	3,4	2,2	5,0	0	53,63	49,60	0
5,4	2,5	3,3	2,2	3,3	0	41,98	36,90	0
5,8	5,6	3,8	5,0	8,4	1	65,76	68,53	1
5,6	4,5	2,5	3,3	5,0	0	44,08	39,04	0
5,0	3,3	2,5	3,3	6,7	0	39,73	36,22	0
4,5	3,9	4,2	3,3	6,7	0	47,98	47,42	0
5,6	3,9	2,2	4,4	1,7	0	40,84	34,67	0
5,0	4,4	2,5	2,5	3,3	0	33,90	25,72	0
6,7	4,5	4,5	3,3	3,3	0	67,70	67,06	0
4,4	3,3	2,8	2,2	3,3	0	28,97	21,14	0

Lampiran 20 Hasil Pengklasifikasian Data *Testing* II

X1	X2	X3	X4	X5	Y Aktual	Y0	Y1	Y Prediksi
5,37	4,15	5,21	4,18	5,02	0	-81,77	11,07	1
6,14	4,37	5,62	4,83	6,59	1	-101,96	19,71	1
5,40	6,03	5,17	5,00	5,00	1	-123,39	13,46	1
5,82	4,55	4,62	5,80	5,28	1	-93,53	17,31	1
6,10	4,14	5,49	5,28	5,00	1	-94,16	14,64	1
6,70	4,39	4,15	4,83	5,47	1	-90,73	13,23	1
5,60	5,25	5,57	4,58	5,93	1	-109,90	18,11	1
6,18	4,40	4,88	4,18	5,93	1	-90,09	15,46	1
5,85	4,56	5,60	4,87	5,93	1	-100,08	18,75	1
5,28	4,32	5,17	5,20	5,93	1	-89,93	18,99	1
6,65	5,60	4,33	4,60	4,32	1	-109,73	8,14	1
5,67	4,34	5,10	4,34	6,74	1	-91,24	18,94	1
5,82	4,53	4,88	4,60	5,93	1	-90,93	18,06	1
6,25	5,75	5,67	4,60	6,66	1	-128,06	18,36	1
5,65	4,64	5,32	4,56	6,36	1	-97,22	19,47	1
6,73	3,96	4,98	6,66	7,71	1	-115,82	18,96	1
6,10	5,00	3,94	3,90	6,70	1	-96,06	15,02	1

Lampiran 20 (Lanjutan)

X1	X2	X3	X4	X5	Y Aktual	Y0	Y1	Y Prediksi
5,83	4,18	5,17	5,57	6,68	1	-96,58	21,53	1
6,14	4,26	4,37	5,25	7,14	1	-95,31	21,13	1
5,83	3,88	4,50	5,86	6,66	1	-90,01	19,90	1
5,37	4,37	5,62	4,38	6,63	1	-95,04	18,25	1
5,60	4,50	2,84	3,3	4,32	0	-70,69	-6,65	1
6,43	4,76	4,24	5,63	6,42	0	-102,99	19,64	1
5,58	4,72	5,45	4,48	6,44	1	-99,56	19,32	1
7,00	6,10	6,24	5,85	6,66	1	-154,40	14,13	1
6,43	5,44	5,87	4,87	6,75	1	-126,37	19,29	1
6,00	6,03	3,73	4,18	5,02	0	-112,98	7,56	1
4,58	3,71	3,30	3,3	5,00	0	-56,28	-5,37	1
6,00	4,55	5,17	4,58	5,43	1	-93,66	16,13	1
5,40	4,40	4,70	3,85	7,50	1	-89,51	17,47	1
5,34	2,62	4,42	3,36	3,78	0	-54,22	-15,55	1

Lampiran 21 Source Code MATLAB Backpropagation

```
>> clear;
>> P = [ 5 5.34 6.3 5 6.1 6.7 5 4.5 6.7 5 6.25 6.7 4.4 4.5 5.6 6.67
6.7 5.4 5.6 6.25 6.7 5.6 6.7 4.5 4.5 5.85 6.7 5.6 5; 3.3 3.35 4.4 4.4
2.5 4.4 3.9 2.2 3.9 3.9 6.7 4.5 3.3 5 3.3 5 3.9 2.5 2.8 5.6 3.9 3.9
4.5 3.9 4.4 5.56 5 4.5 4.43; 2.5 4.07 2.8 2.5 2.5 2.5 3.3 2.8 2.5 3.3
3.9 2.5 2.8 3.7 2.2 2.85 1.7 3.3 2.2 3.73 2.5 2.2 3.3 4.2 2.8 3.8 1.7
2.5 4.46; 3.3 5.85 3.3 2.5 3.3 2.2 3.3 3.3 3.3 2.5 2.5 3.9 2.2 2.5
2.2 5 3.3 2.2 3.3 4.15 2.2 4.4 3.3 3.3 3.3 5 3.5 3.3 4.15; 6.7 8.35 5
3.3 5 3.3 5 5 3.3 5 8.35 3.3 3.3 3.3 6.7 10 3.3 3.3 3.3 6.7 3.3 1.7
3.3 6.7 3.3 8.4 10 5 8.4]
>> T = [ 0 1 0 0 0 0 0 0 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 0 0 0 0 0 1 1 0 1 ]
>> net=
newff(minmax(P),[9,1],{'logsig','logsig'},'traingd','learngd')
>> net.trainparam.epochs = 10000;
>> net.trainparam.goal = 0.0001;
>> net.trainparam.lr = 0.1;
>> net.trainparam.show = 100;
>> net = train(net,P,T);
>> net.IW{1,1}
>> net.LW{2,1}
>> net.b{1,1}
>> net.b{2,1}
>> y = sim(net,P)
>> Q = [4.4 4.5 5 6.25 6.7 4.5 5.6 5.6 6.1 4.5 6.1 4.5 6.25 5.6 5.6
5.4 4.4 4.5 6.6; 4.4 2.5 3.3 3.9 4.4 3.3 4.4 3.3 5 3.9 3.3 4.4 4.4 3.3
4.4 4.4 4.4 4.4 5; 2.7 3.3 2.5 2.5 3.9 3.9 3.9 3.9 3.3 2.5 4.4 2.5
3.37 2.8 3.9 4.7 2.7 4.2 4.4; 1.7 1.7 0 2.2 2.5 1.7 2.2 2.5 3.9 3.3
2.5 3.9 2.2 5 2.7 3.3 1.7 2.2 5; 5 5 3.3 0 5 5 4.4 3.3 6.7 5 6.7 3.3 5
0 1.7 8.4 5 5 5]
>> y=sim(net,Q)
```

Lampiran 22 Bobot Akhir Jaringan Saraf Tiruan Data 1

Bobot Lapisan Pertama =

1,5040	-0,5193	0,4095	-0,0783	1,1429
1,3498	0,0975	-1,9010	-0,8959	-0,4818
-0,9914	-0,5983	-1,4596	-1,0122	-0,0779
1,3611	1,1252	-1,4336	0,5158	0,6892
1,1722	-1,0974	2,0218	-0,1943	-0,4158
-1,7955	0,4730	-1,6770	-0,9785	-0,2327
-1,9646	0,4425	1,1299	0,5280	-0,7425
0,2659	1,5862	-1,1325	0,0280	-0,5498
1,9730	1,0471	1,5440	0,0579	-0,0865

Bobot Lapisan Kedua =

1,6289	2,5725	-2,5065	0,6020	-0,2961	-3,1871
-0,9700	-2,3831	1,5343			

Bias Lapisan Pertama =

-13,2541
-4,1179
18,9535
-12,0585
-7,9322
20,5481
2,7945
-2,2488
-18,6312

Bias Lapisan Kedua

0,6715



Lampiran 23 Bobot Akhir Jaringan Saraf Tiruan Data II

Bobot Lapisan Pertama

-1,9933	0,3480	-0,4987	-0,1807	-0,9513
-1,6547	-0,2238	0,1303	1,0971	0,9326
-0,1739	-1,6597	-0,7734	-0,4234	-0,0383
1,1113	-0,7621	0,0005	-0,9791	1,0682
1,4153	-1,1257	-0,8595	-0,6567	-0,8428
-0,8486	1,1000	0,3806	1,7959	0,0197

Bobot Lapisan Kedua

-3,1617	2,4235	-3,2595	1,5629	1,5536	2,1823
---------	--------	---------	--------	--------	--------

Bias Lapisan Pertama

18,3042

3,1039

14,3554

-4,9465

11,9858

-9,2120

Bias Lapisan Kedua

-1,8566



Lampiran 24 Hasil Klasifikasi Data *Training* I Pada Jaringan Saraf Tiruan

<i>Y output</i>	Y Prediksi	Y aktual
0,0037	0	0
0,0103	0	0
0,3057	0	1
0,0061	0	0
0,7748	1	1
0,0289	0	0
0,0299	0	0
0,9050	1	1
0,2282	0	0
0,0098	0	0
0,0192	0	0
0,9414	1	1
0,7308	1	1
0,0616	0	0
0,0142	0	0
0,0200	0	0
0,2464	0	0

Lampiran 24 (Lanjutan)

<i>Y output</i>	Y Prediksi	Y aktual
0,2662	0	0
0,0468	0	0
0,0048	0	0
0,0122	0	0
0,8938	1	1
0,0035	0	0
0,0034	0	0
0,5604	1	0
0,0155	0	0
0,0180	0	0
0,0172	0	0
0,0166	0	0
0,0016	0	0
0,0029	0	0
0,0440	0	0
0,0941	0	0

Lampiran 25 Hasil Klasifikasi Data *Training* II pada Jaringan Saraf Tiruan

<i>Output</i>	Y prediksi	Y aktual
0,9778	1	1
0,9054	1	1
0,8988	1	1
0,9745	1	1
0,7412	1	1
0,4642	0	0
0,9615	1	1
0,1355	0	0
0,9364	1	1
0,9512	1	1
0,4300	0	1
0,5649	1	0
0,3682	0	0
0,0863	0	0
0,8889	1	1
0,0198	0	0
0,2075	0	0
0,0174	0	0
0,9631	1	1
0,9509	1	1
0,8096	1	1
0,8108	1	1
0,9631	1	1
0,8632	1	1
0,9367	1	1

Lampiran 25 (Lanjutan)

<i>Output</i>	Y prediksi	Y aktual
0,9575	1	1
0,7492	1	1
0,8890	1	1
0,9432	1	1
0,8283	1	1
0,8841	1	1
0,8848	1	1
0,2302	0	0
0,9236	1	1
0,8711	1	1
0,7968	1	1
0,9471	1	1
0,8841	1	1
0,8365	1	1
0,9523	1	1
0,3042	0	0
0,7222	1	1
0,4518	0	0
0,9255	1	1
0,9719	1	1
0,5363	1	1
0,0216	0	0
0,8729	1	1
0,3927	0	0

Lampiran 25 (Lanjutan)

<i>Output</i>	Y prediksi	Y aktual
0,8591	1	1
0,9763	1	1
0,8982	1	1
0,9483	1	0
0,9640	1	1
0,8793	1	1
0,9350	1	1
0,9110	1	1
0,4341	0	1
0,9311	1	1
0,8914	1	1
0,8944	1	1
0,7320	1	1
0,9121	1	1
0,9642	1	1
0,8319	1	1
0,9825	1	1
0,9254	1	1
0,9767	1	1
0,6147	1	0
0,7885	1	1
0,8752	1	1
0,9759	1	0
0,9800	1	1

Lampiran 25 (Lanjutan)

<i>Output</i>	Y prediksi	Y aktual
0,0446	0	0
0,5240	1	0
0,9445	1	1

UNIVERSITAS BRAWIJAYA



Lampiran 26 Hasil Klasifikasi Data *Testing* I dengan Jaringan Saraf Tiruan

<i>Y output</i>	<i>Y Prediksi</i>	<i>Y Aktual</i>
0,0108	0	0
0,0279	0	1
0,5649	1	1
0,0033	0	0
0,0019	0	0
0,0609	0	0
0,0123	0	0
0,8679	1	1
0,0116	0	0
0,0337	0	0
0,0699	0	0
0,0027	0	0
0,0023	0	0
0,4940	0	0
0,0035	0	0

LAMPIRAN 27 Hasil Klasifikasi Data *Testing* II pada Jaringan Saraf Tiruan

<i>Output</i>	Y Prediksi	Y Aktual
0,2185	0	0
0,9607	1	1
0,9088	1	1
0,9042	1	1
0,8387	1	1
0,8832	1	1
0,9278	1	1
0,8234	1	1
0,9242	1	1
0,8148	1	1
0,8014	1	1
0,8800	1	1
0,8554	1	1
0,9770	1	1
0,9102	1	1
0,9747	1	1
0,7366	1	1
0,9596	1	1
0,9622	1	1
0,9501	1	1
0,8531	1	1
0,0633	0	0
0,9701	1	0
0,9123	1	1
0,9831	1	1
0,4927	0	0
0,9795	1	1
0,5776	1	0

Lampiran 27 (Lanjutan)

<i>Output</i>	Y Prediksi	Y Aktual
0,0232	0	0
0,8407	1	1
0,7749	1	1
0,0111	0	0

