

**PENGUNAAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* UNTUK
MENDETEKSI KELAINAN MATA MIOPI PADA MANUSIA DENGAN
METODE *BACKPROPAGATION***

SKRIPSI

Oleh:
AZHAR EFFENDI
NIM. 09610069



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2013**

**PENGUNAAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* UNTUK
MENDETEKSI KELAINAN MATA MIOPI PADA MANUSIA DENGAN
METODE *BACKPROPAGATION***

SKRIPSI

Diajukan Kepada:
Fakultas Sains dan Teknologi
Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang
untuk Memenuhi Salah Satu Persyaratan dalam
Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)

Oleh:
AZHAR EFFENDI
NIM. 09610069

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI MAULANA MALIK IBRAHIM
MALANG
2013**

**PENGUNAAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* UNTUK
MENDETEKSI KELAINAN MATA MIOPI PADA MANUSIA DENGAN
METODE *BACKPROPAGATION***

SKRIPSI

Oleh:
AZHAR EFFENDI
NIM. 09610069

Telah Diperiksa dan Disetujui untuk Diuji
Tanggal: 14 Juni 2013

Pembimbing I

Pembimbing II

Dr. Sri Harini, M.Si
NIP. 19731014 200112 2 002

Abdussakir, M.Pd
NIP. 19751006 200312 1 001

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika

Abdussakir, M.Pd
NIP. 19751006 200312 1 001

**PENGUNAAN *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* UNTUK
MENDETEKSI KELAINAN MATA MIOPI PADA MANUSIA DENGAN
METODE *BACKPROPAGATION***

SKRIPSI

Oleh:
AZHAR EFFENDI
NIM. 09610069

Telah Dipertahankan di Depan Dewan Penguji Skripsi dan
Dinyatakan Diterima sebagai Salah Satu Persyaratan
untuk Memperoleh Gelar Sarjana Sains (S.Si)
Tanggal: 27 Juni 2013

Penguji Utama	: <u>Abdul Aziz, M.Si</u> NIP. 19760318 200604 1 002
Ketua Penguji	: <u>Drs. H. Turmudi, M.Si</u> NIP. 19571005 198203 1 006
Sekretaris Penguji	: <u>Dr. Sri Harini, M.Si</u> NIP. 19731014 200112 2 002
Anggota Penguji	: <u>Abdussakir, M.Pd</u> NIP. 19751006 200312 1 001

Mengesahkan,
Ketua Jurusan Matematika

Abdussakir, M.Pd
NIP. 19751006 200312 1 001

PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Azhar Effendi

NIM : 09610069

Jurusan : Matematika

Fakultas : Sains dan Teknologi

menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan pengambilalihan data, tulisan atau pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan atau pikiran saya sendiri, kecuali dengan mencantumkan sumber cuplikan pada daftar pustaka. Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan skripsi ini hasil jiplakan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

Malang, 14 Juni 2013

Yang membuat pernyataan,

Azhar Effendi
NIM. 09610069

MOTTO

فَإِنَّ مَعَ الْعُسْرِ يُسْرًا ﴿٥﴾

**“karena Sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan”
(Q.S Al-Insyirah: 5)**

ING NGARSO SUNG TULODO

**(DI DEPAN MEMBERIKAN CONTOH TELADAN YANG
BAIK)**

ING MADYO MANGUN KARSO

(DI TENGAH MEMBANGKITKAN SEMANGAT)

TUT WURI HANDAYANI

(DARI BELAKANG MEMBERIKAN DORONGAN)

Semboyan Ki Hajar Dewantara

HALAMAN PERSEMBAHAN

Skripsi ini akan dipersembahkan kepada:

Ayahanda Abdul Qohar dan Ibunda Cicik Aida Royani yang selalu memberikan dukungan, dorongan dan do'a serta senantiasa memberikan teladan yang baik

Adik Syaikh Affan Maula dan Siska Novita Herawati yang selalu memberi semangat

Seluruh keluarga dan kerabat yang selalu memberikan motivasi.

Nur Diana yang selalu menemani penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

KATA PENGANTAR



Segala puja dan puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT, yang telah memberikan rahmat, taufiq, hidayah serta inayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan studi di Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang sekaligus menyelesaikan skripsi ini dengan baik.

Selanjutnya penulis ucapkan terima kasih kepada semua pihak yang telah banyak membimbing, mengarahkan dan menyumbangkan pemikiran sehingga skripsi ini selesai. Ucapan terima kasih ini penulis sampaikan kepada:

1. Prof. Dr. H. Mudjia Rahardjo, M.Si, selaku Rektor Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
2. Dr. drh. Hj. Bayyinatul Muchtaromah, M.Si, selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang.
3. Abdussakir, M.Pd, selaku Ketua Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang dan sebagai pembimbing II, yang telah memberikan bimbingan dengan baik sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
4. Dr. Sri Harini, M.Si, selaku dosen pembimbing I skripsi yang telah banyak memberikan arahan dan pengalaman yang berharga.

5. Segenap sivitas akademika Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang, terima kasih atas ilmu yang telah diberikan kepada penulis semoga ilmu ini bermanfaat bagi kehidupan di dunia dan akhirat.
6. Bapak Abdul Qohar dan Ibu Cicik Aida Royani tercinta yang telah mencurahkan kasih sayang, motivasi, nasihat, dan materi serta senantiasa mengiringi langkah penulis dengan do'a yang tulus sehingga penulis selalu bersemangat dan berusaha untuk melanjutkan demi tercapainya cita-cita.
7. Syaikhu Affan Maula dan Siska Novita Herawati tersayang yang telah memberikan semangat dalam menyelesaikan skripsi ini.
8. Nur Diana, yang sudah membantu dan memberi dorongan sehingga skripsi ini selesai.
9. Moch. Chayrul Fuad, Ibnu Athoilah, Huda Khoirussaleh, Wahyu Pradana Setya Budi, Ainun Rosyida, S.Si., Fithrotul Mafula, S.Si., Mohammad Syaiful Ansor Mahdi, Yusuf Arifudin, Raden Bagus Dwi Nova Al-Arba'in, Nurus Shofi Al-Hakimi, Mohammad Taufiq, Mohammad Lutfi, Zainal Arifandi, Ahmad Nurul Huda, Eko Ari Wibowo dan Wahyudi selaku sahabat penulis yang selama penulisan skripsi ini selalu memberikan dukungan.
10. Anis Fathonah Himda, Suci Imroatul Mufidah, Zahrotul Mufidah, Farida Ulin Nuha, M. Ulul Albab, Agus Maulana, Sefiana Noor Cholidah, M. Imam Mutamakin, Fitriana Handayani, Misbakhul Choeroni, Novita Imroatus Solichah, dan Arni Hartanti selaku rekan penulis yang selalu berbagi dalam penulisan skripsi.

11. Teman-teman mahasiswa Jurusan Matematika angkatan 2009 beserta semua pihak yang telah membantu penyelesaian skripsi ini, baik secara langsung maupun tidak langsung yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Dengan iringan do'a semoga Allah membalas semua kebaikan mereka. Penulis berharap semoga skripsi ini bermanfaat bagi pembaca dan khususnya bagi penulis. *Amin Ya Rabbal Alamin.*

Malang, Juni 2013

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	
HALAMAN PENGAJUAN	
HALAMAN PERSETUJUAN	
HALAMAN PENGESAHAN	
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TULISAN	
HALAMAN MOTTO	
HALAMAN PERSEMBAHAN	
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR GAMBAR	xiii
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xv
ABSTRAK	xvi
ABSTRACT	xvii
المخلص	xviii
 BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Tujuan Penelitian	7
1.4 Batasan Masalah	7
1.5 Manfaat Penelitian	8
1.6 Metode Penelitian	9
1.7 Sistematika Penulisan	13
 BAB II KAJIAN PUSTAKA	
2.1 <i>Artificial Neural Network</i>	15
2.2 Konsep Dasar dari <i>Artificial Neural Network</i>	18
2.3 Kegunaan dan Aplikasi <i>Artificial Neural Network</i>	19
2.4 Arsitektur <i>Artificial Neural Network</i>	21
2.5 Fungsi Aktivasi	23
2.6 <i>Feed Forward Artificial Neural Network</i>	25
2.6.1 <i>Feed Forward</i>	28
2.6.2 <i>Backpropagation</i>	29
2.7 Model <i>Backpropagation</i> pada <i>Artificial Neural Network</i>	30
2.7.1 Algoritma Pelatihan <i>Artificial Neural Network</i> <i>Backpropagation</i>	33
2.7.2 Tahapam Metode <i>Backpropagation</i>	34
2.8 Pemilihan Bobot dan <i>Bias</i> Awal	38
2.9 Lama Iterasi	41
2.10 Pendekatan Deret Berkala atau <i>Time Series</i>	41
2.10.1 Ukuran Statistik Standar	42

2.10.2 Uji Selang Kepercayaan	44
2.11 Metode Optimasi <i>Error</i>	45
2.12 Mata	48
2.12.1 Bagian-bagian Mata	50
2.12.2 Cara Kerja Mata	53
2.13 Kelainan Refraksi Mata	56
2.13.1 Miopi	56
2.13.2 Klasifikasi Miopi	57
BAB III PEMBAHASAN	
3.1 Pencarian Bobot pada <i>Artificial Neural Network</i> dengan Metode <i>Backpropagation</i>	60
3.2 Analisis Data	65
3.2.1 Hasil Analisis <i>Artificial Neural Network</i> dengan Metode <i>Backpropagation</i>	69
3.2.2 Kemampuan <i>Artificial Neural Network</i> dalam Mengelompokkan Suatu Data	73
3.3 Pemodelan dengan <i>Artificial Neural Network</i>	75
3.3.1 Penentuan Arsitektur Jaringan yang Optimal	75
3.4 <i>Artificial Neural Network</i> dalam Pandangan Islam	78
BAB IV PENUTUP	
4.1 Kesimpulan	84
4.2 Saran	85
DAFTAR PUSTAKA	86
LAMPIRAN	88

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 <i>Artificial Neural Network</i> dengan Lapisan Tunggal	22
Gambar 2.2 <i>Artificial Neural Network</i> dengan Lapisan Jamak	23
Gambar 2.3 Fungsi <i>Sigmoid Biner</i>	24
Gambar 2.4 Fungsi <i>Sigmoid Bipolar</i>	25
Gambar 2.5 Arsitektur Jaringan <i>Backpropagation</i>	33
Gambar 2.6 Bola Mata	50
Gambar 2.7 Cara Kerja Mata	55
Gambar 2.8 Klasifikasi Refraksi pada Miopi	59
Gambar 3.1 Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Ringan Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011	66
Gambar 3.2 Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Sedang Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011	67
Gambar 3.3 Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Berat Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010 – 2011	68
Gambar 3.4 Plot Gabungan Jumlah Bobot dan <i>Sum Square Error</i>	72
Gambar 3.5 Plot Gabungan Jumlah Bobot dan <i>Mean Square Error</i>	73
Gambar 3.6 Plot Gabungan <i>Sum Square Error</i> dan <i>Mean Square Error</i>	73
Gambar 3.7 Arsitektur <i>Artificial Neural Network</i> yang Optimal dari Data Kelainan Mata Miopi Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010–2011 dengan 1 Unit <i>Input</i> , 20 <i>Hidden Node</i> pada 1 <i>Hidden Layer</i> , dan 3 Unit <i>Output</i>	77

DAFTAR TABEL

Table 2.1 Simbol-simbol Algoritma <i>Backpropagation</i>	38
Table 2.2 Bobot dari Lapisan Masukan ke Lapisan Tersembunyi	39
Table 2.3 Bobot yang Dipakai sebagai Inisialisasi	40
Table 2.4 Bobot yang Dipakai sebagai Inisialisasi di z_3	40
Tabel 3.1 Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Ringan Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011	66
Tabel 3.2 Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Sedang Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011	67
Tabel 3.3 Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Berat Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010 – 2011	68
Tabel 3.4 Hasil Penentuan Arsitektur <i>Artificial Neural Network</i> dengan <i>Hidden Node</i> (1 – 20)	71
Tabel 3.5 Hasil Pengelompokkan Data dengan <i>Artificial Neural Network</i> dengan 20 <i>Hidden Node</i> pada 1 <i>Hidden Layer</i>	74

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Data Kelainan Mata Miopi Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011	88
Lampiran 2 Analisis Data	92
Lampiran 3 Hasil Program <i>S-Plus</i> 2000	95



ABSTRAK

Effendi, Azhar. 2013. **Penggunaan *Artificial Neural Network* untuk Mendeteksi Kelainan Mata Miopi pada Manusia dengan Metode *Backpropagation***. Skripsi. Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim Malang. Pembimbing: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) Abdussakir, M.Pd.

Kata Kunci: *Artificial Neural Network, Backpropagation, Hidden Node, Hidden Layer, Data Kelainan Mata Miopi, Mean Square Error.*

Artificial neural network merupakan jaringan yang saling berhubungan antar *node-node* atau simpul-simpulnya dimana tiap-tiap hubungan tersebut mempunyai bobot koneksi yang dilatih untuk mencapai respon yang diinginkan. Masing-masing bobot koneksi dipropagasikan ke seluruh simpul atau *node*. Dengan pelatihan terhadap data berdasarkan bobot-bobot koneksi tersebut diharapkan memperoleh *output* yang diinginkan.

Proses kerja dari *artificial neural network* adalah untuk menggambarkan dan mengelompokkan bentuk yang berbeda dari beberapa populasi yang telah diketahui, sehingga populasi tersebut terpisah dengan baik serta dapat menentukan fungsi pembeda antar kelompok dan mengklasifikasikan objek baru ke dalam kelas atau kelompok. Sedangkan kelebihan dari *artificial neural network* adalah bahwa fungsi yang digunakan non linier, mempunyai ketelitian yang tinggi serta tidak mempunyai model, sehingga dengan metode *artificial neural network* ini tidak diperlukan lagi asumsi dari data multivariat yang berdistribusi normal.

Tujuan dalam penelitian ini adalah mendapatkan pencarian bobot pada *artificial neural network* dalam mendeteksi kelainan mata miopi pada manusia dengan menggunakan metode *backpropagation* dan mengetahui keakuratan *artificial neural network* dalam mengelompokkan kelainan mata miopi pada manusia dengan menggunakan metode *backpropagation*.

Hasil analisis data menggunakan *artificial neural network* dengan metode *backpropagation* memberikan hasil yang maksimal. Hasil yang maksimal ini diperoleh tanpa harus melalui terlebih dahulu uji asumsi pada data. Dari hasil pengelompokan yang maksimal ini dapat diketahui bahwa arsitektur yang menghasilkan pengelompokan terbaik dari data kelainan mata miopi Optik Ijen Kota Malang Tahun 2009 – 2010 adalah arsitektur yang terdiri dari 2 unit *input*, 20 *hidden node* pada 1 *hidden layer*, dan 3 unit *output*. Dimana arsitektur tersebut menghasilkan kemampuan dalam mengelompokkan data adalah sebesar 100% dengan tingkat kesalahan sebesar 0% yang mana nilai *mean square error* tersebut menunjukkan bahwa tidak terdapat objek data yang salah dikelompokkan ke dalam kelompok lain.

ABSTRACT

Effendi, Azhar. 2013. **Using Artificial Neural Network for Detecting Disparity of Miopi Eye at Human being with Backpropagation Method**. Thesis. Department of Mathematics, Faculty of Science dan Technology State Islamic University Maulana Malik Ibrahim Malang.
Advisor: (I) Dr. Sri Harini, M.Si. (II) Abdussakir, M.Pd.

Keywords: Artificial Neural Network, Backpropagation, Hidden Node, Hidden Layer, Data Disparity of Miopi Eye, Mean Square Error.

Artificial neural network is network that interact each other between the nodes that every relation have weight of connection that trained to reach the desired response. Every weight connection to be propagated to the all nodes. With training to data which based of the connection weight are expected for getting desired output.

The process work from artificial neural network is for describing and grouping the difference forms of several known population, so that the population is able to separate well and determine distinguishing between group and classify new object into group and class. as for the superiority of artificial neural network is using nonlinier function, hight accuracy and nonparametrics. So that approaching doesn't need assumption by multivariate data that distributed normally.

The purpose of this research is to get mathematical model artificial neural network in detecting disparity of miopi eye at human being with backpropagation method and to know accuracy artificial neural network in detecting disparity of miopi eye at human being with backpropagation method.

The result of data analysis using artificial neural network with backpropagation method gives maximum results. Maximum results are obtained without testing prior assumptions on the data. Based on the result of the grouped of this maximum is able to be known that the architecture that produces the best grouped of data disparity of miopi eye Optic Ijen Kota Malang the years of 2009 – 2010 is the architecture that consists of two unit input, twenty hidden node of one hidden layer, and three unit output. This architecture resulted capability for grouping data in the amount of 100% with mistake level equal to 0% which the mean square error indicates that there is no wrong data was grouped into other group.

المخلص

أفندي، الأزهر. ٢٠١٣. استخدام الشبكات العصبية للكشف عن تشوهات قصر النظر العين في البشر مع طريقة العكسي. الأطروحة. قسم الرياضيات، كلية العلوم والتكنولوجيا التابعة لجامعة ولاية مولانا الإسلامية مالانج ابراهيم مالك.
المستشار: (١) الدكتور. سري هارين ، الماجستير. (٢) عبد الشاكر ، الماجستير.

كلمات البحث: الشبكات العصبية، العكسي، والعقد خفية، طبقة مخفية، والبيانات اضطرابات العين قصر النظر، الخطأ مربع يعني.

مترابطة الشبكات العصبية الاصطناعية شبكات بين العقد أو القمم التي كل هذه العلاقة لديه الأوزان الاتصال (الوزن) ويتم تدريب لتحقيق الاستجابة المطلوبة. كل من الأوزان اتصال يتم نشر إلى كافة العقد أو عقدة. مع يتوقع الحصول على النتيجة المرجوة بيانات التدريب على أساس الأوزان الاتصال. عملية للشبكة العصبية العمل هو لوصف وتصنيف أشكال مختلفة من السكان معروف، لذلك يتم فصل جيد السكان، ويمكن تحديد وظيفة التمييز بين الجماعات وتصنيف الكائنات الجديدة إلى فئات أو جماعات. في حين أن مزايا الشبكات العصبية هو أن الدالة المستخدمة ليست خطية، لديها درجة عالية من الدقة وليس لديها نموذج (اللامعلمية)، بحيث طريقة الشبكة العصبية لم تعد هناك حاجة إلى افتراض التوزيع الطبيعي متعدد المتغيرات من البيانات. والغرض من هذا البحث هو الحصول على نموذج رياضي من الشبكات العصبية الاصطناعية في الكشف عن تشوهات في العين البشرية مع قصر النظر باستخدام طريقة العكسي وتحديد دقة الشبكات العصبية في تصنيف اضطرابات العين قصر النظر لدى البشر باستخدام الأسلوب العكسي. نتائج تحليل البيانات باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية مع طريقة الانتشار الخلفي يعطي أقصى قدر من النتائج. ويتم الحصول على أقصى قدر من النتائج دون الحاجة إلى الذهاب من خلال اختبار افتراضات مسبقة على البيانات. الحد الأقصى لتجميع النتائج التي يمكن أن نرى أن العمارة التي تنتج أفضل تجميع البيانات اضطرابات العين قصر النظر للنظارات مالانج سنة ٢٠٠٩-٢٠١٠ هو العمارة التي تتكون من وحدتان الإدخال، عشرون النقاط الخفية في طبقة واحدة خفية، و ثلاثة وحدات الإخراج. العمارة حيث النتيجة هو القدرة على تجميع البيانات بنسبة ١٠٠٪ مع نسبة الخطأ ٠٪ التي هي قيمة الخطأ مربع يعني يشير إلى أن هناك يتم تجميع أية كائنات البيانات إلى واحدة من المجموعات الأخرى.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Dalam beberapa tahun terakhir *artificial neural network* telah mendapatkan perhatian yang sangat besar. Jaringan ini terdiri dari sekumpulan *neuron-neuron* atau unit-unit yang saling berinteraksi. Pada *neuron* syaraf manusia, proses alami mengatur bagaimana sinyal *input* pada *dendrit* diproses dan kemudian diterjemahkan dalam aktivitas *axon*. Sedangkan pada *neuron* buatan, proses *learning* mengatur *input-input* yang digunakan untuk pemetaan *output*-nya. *Artificial neural network* merupakan jaringan yang saling berhubungan antar *node-node* atau simpul-simpulnya dimana tiap-tiap hubungan tersebut mempunyai bobot koneksi yang dilatih untuk mencapai respon yang diinginkan. Masing-masing bobot koneksi dipropagasikan ke seluruh simpul atau *node*. Dengan pelatihan terhadap data berdasarkan bobot-bobot koneksi tersebut diharapkan memperoleh *output* yang diinginkan.

Proses kerja dari *artificial neural network* adalah untuk menggambarkan dan mengelompokkan bentuk yang berbeda dari beberapa populasi yang telah diketahui, sehingga populasi tersebut terpisah dengan baik serta dapat menentukan fungsi pembeda antar kelompok dan mengklasifikasikan objek baru ke dalam kelas atau kelompok. Sesuai dengan sistem kerjanya di atas, struktur *artificial neural network* terdiri dari tiga lapisan yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Masing-masing lapisan diberikan pembobot

yang akan mentransformasi nilai *input* menjadi nilai *output*. Setiap *layer* terdiri dari beberapa *neuron* dan antar *neuron-neuron* ini akan terhubung dengan *neuron-neuron* lain pada *layer* terdekat (Ripley, 1996:151).

Kelebihan dari *artificial neural network* ini adalah tidak perlu adanya asumsi bahwa data harus berdistribusi multivariat normal dan metode ini mempunyai ketelitian yang sangat tinggi serta dapat membantu dalam menyederhanakan berbagai permasalahan yang tidak bisa diselesaikan dengan menggunakan pendekatan matematis atau pendekatan numerik. Pada beberapa tulisan disebutkan bahwa algoritma pembelajaran *artificial neural network* dapat menyelesaikan permasalahan model deret berkala non linier dengan algoritma pembelajaran *backpropagation* (Stern, 1996:128).

Algoritma pembelajaran *backpropagation* ini merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dimana *input* dan *output*-nya telah diketahui sebelumnya (Kusumadewi, 2004:89). Pasangan data tersebut juga berfungsi dalam memberikan informasi yang jelas tentang bagaimana sistem jaringan yang harus dibangun dan dimodifikasi sehingga nantinya diperoleh *artificial neural network* dengan bentuk yang terbaik. Pasangan data ini dipakai untuk melatih bobot-bobot *input* untuk mencari *output* aktual untuk dibandingkan dengan *output* target awal. Selisih antara *output* aktual dengan *output* target ini disebut *error* (Siang, 2009:97-98). *Error* yang timbul ini digunakan untuk memodifikasi bobot-bobot sehingga perubahan bobot ini diharapkan dapat mengurangi besarnya *error* sampai pada nilai yang diinginkan. Sehingga *artificial neural network* dapat menghasilkan jawaban yang sedekat mungkin dengan jawaban yang benar yang

telah diketahui sebelumnya oleh *artificial neural network*. Kelebihan dari *backpropagation* adalah melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa dengan pola yang dipakai selama pelatihan. Salah satu permasalahan yang dapat dipecahkan secara baik oleh aplikasi *artificial neural network* adalah mendeteksi kelainan mata pada manusia yang dibahas dalam penelitian ini.

Sebagaimana firman Allah dalam Al-Qur'an surat Adz-Dzariyaat ayat 21, yang berbunyi:

وَفِي أَنفُسِكُمْ أَفَلَا تُبْصِرُونَ ﴿٢١﴾

Artinya: “Dan (juga) pada dirimu sendiri. Maka Apakah kamu tidak memperhatikan?” (Q.S. Adz-Dzariyaat:21).

Dari ayat di atas dapat dijelaskan bahwa yang terdapat pada manusia adalah susunan organ tubuh manusia yang teratur ditempat yang dibutuhkan, bermacam-macamnya bahasa, warna kulit, berbeda-bedanya akal, pemahaman, gerakan tubuh, tabiat, dan kekuatan manusia. Di permulaan penciptaannya dari setetes air mani, kemudian segumpal darah, kemudian segumpal daging, kemudian dijadikan tulang-belulang, kemudian ditiupkan ruh ke dalamnya (Kiptiyah, 2007:25). Tiba-tiba dia dapat mendengar dan melihat, kemudian dia dikeluarkan dari perut ibunya dalam keadaan kecil, kekuatan dan gerakanya lemah. Kemudian tatkala bertambah umurnya bertambah kekuatannya dan gerakannya. Dia mempunyai pikiran, pendapat, dan ilmu. Maha Suci Allah dari kemampuan, perjalanan dan perbuatan mereka dalam berbagai macam mata pencahariaan.

Perbedaan tingkat di antara mereka dalam ilmu, pikiran, kekayaan, kemiskinan, dan lainnya. Dari penjelasan di atas manusia diharapkan agar menggunakan alat-alat indera tersebut khususnya pada indera penglihatan dimana dari indera penglihatan ini manusia dapat melihat kemudian dapat merasakan dan akhirnya manusia dapat berpikir untuk memperhatikan bukti-bukti kebesaran dan keesaan Allah yang dapat membawa manusia beriman serta taat dan patuh kepada-Nya.

Manusia sebagai makhluk hidup yang paling sempurna diciptakan Allah mempunyai banyak sekali kelebihan jika dibandingkan dengan makhluk-makhluk ciptaan Allah yang lainnya. Karena setiap makhluk hidup di bumi diciptakan berdampingan dengan alam, karena alam sangat penting untuk kelangsungan makhluk hidup. Karena itu setiap makhluk hidup, khususnya manusia harus dapat menjaga keseimbangan alam. Untuk dapat menjaga keseimbangan alam dan untuk dapat mengenali perubahan lingkungan yang terjadi, Allah memberikan indera kepada setiap makhluk hidup yang diciptakan-Nya.

Indera di sini berfungsi untuk mengenali setiap perubahan lingkungan, baik yang terjadi di dalam maupun di luar tubuh. Indera yang ada pada makhluk hidup, memiliki sel-sel reseptor khusus. Sel-sel reseptor inilah yang berfungsi untuk mengenali perubahan lingkungan yang terjadi. Berdasarkan fungsinya, sel-sel reseptor ini dibagi menjadi dua, yaitu interoreseptor dan eksoreseptor (Sidarta, 2004:6).

Interoreseptor ini berfungsi untuk mengenali perubahan-perubahan yang terjadi di dalam tubuh. Sel-sel interoreseptor terdapat pada sel otot, tendon, ligamentum, sendi, dinding pembuluh darah, dinding saluran pencernaan, dan lain

sebagainya. Sel-sel ini dapat mengenali berbagai perubahan yang ada di dalam tubuh seperti terjadi rasa nyeri di dalam tubuh, kadar oksigen menurun, kadar glukosa, tekanan darah naik turun, dan lain sebagainya.

Eksoreseptor adalah kebalikan dari interoseptor. Eksoreseptor berfungsi untuk mengenali perubahan-perubahan lingkungan yang terjadi di luar tubuh. Termasuk eksoreseptor yaitu: (1) Indera penglihat atau mata, indera ini berfungsi untuk mengenali perubahan lingkungan seperti sinar, warna, dan lain sebagainya. (2) Indera pendengar atau telinga, indera ini berfungsi untuk mengenali perubahan lingkungan seperti suara. (3) Indera peraba atau kulit, indera ini berfungsi untuk mengenali perubahan lingkungan seperti panas, dingin, dan lain sebagainya. (4) Indera pengecap atau lidah, indera ini berfungsi untuk mengenal perubahan lingkungan seperti mengecap rasa manis, pahit, dan lain sebagainya. (5) Indera pembau atau hidung, indera ini berfungsi untuk mengenali perubahan lingkungan seperti mengenali/mencium bau. Kelima indera ini biasa dikenal dengan panca indera (Sidarta, 2004:7-9).

Panca indera adalah organ-organ yang dikhususkan untuk menerima jenis rangsangan tertentu. Serabut saraf yang menangani merupakan alat perantara yang membawa kesan rasa dari organ indera menuju ke otak tempat perasaan ini ditafsirkan. Beberapa kesan timbul dari luar misalnya, penglihatan. Organ yang penting di sini adalah mata. Banyak manusia yang memiliki indera yang lengkap dan sehat tetapi tidak dapat merawatnya dengan baik sehingga menyebabkan gangguan terutama penglihatan jika terjadi kelainan refraksi (Sidarta, 2004:10).

Kelainan refraksi yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah kelainan miopi atau disebut juga rabun jauh merupakan jenis kerusakan mata yang disebabkan pertumbuhan bola mata yang terlalu panjang atau kelengkungan kornea yang terlalu cekung. Pemilihan kelainan miopi atau rabun jauh yang digunakan dalam penelitian ini bermaksud agar penulis dan pembaca dapat menambah pengetahuan tentang kelainan mata miopi sehingga dapat membantu dalam meminimalkan persoalan-persoalan kelainan mata miopi yang sering muncul di negeri ini.

Berdasarkan uraian di atas, sebagai kepekaan penulis tentang *artificial neural network* dengan metode *backpropagation* dan kelainan mata miopi pada manusia yang akan dibahas lebih dalam pada skripsi ini, sehingga penulis mengambil judul skripsi **“Penggunaan Artificial Neural Network untuk Mendeteksi Kelainan Mata Miopi pada Manusia dengan Metode Backpropagation”**.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang, maka dapat ditarik permasalahan yang akan dibahas dan diteliti dalam skripsi ini, yaitu:

1. Bagaimanakah pencarian bobot pada *artificial neural network* dalam mendeteksi kelainan mata miopi pada manusia dengan menggunakan metode *backpropagation*?
2. Seberapa besar keakuratan *artificial neural network* dalam mengelompokkan data kelainan mata miopi pada manusia dengan menggunakan metode *backpropagation*?

1.3 Tujuan Penelitian

Sesuai dengan permasalahan yang telah diambil dalam penulisan skripsi ini, maka tujuan penelitiannya, yaitu:

1. Untuk mendapatkan pencarian bobot pada *artificial neural network* dalam mendeteksi kelainan mata miopi pada manusia dengan menggunakan metode *backpropagation*.
2. Untuk mengetahui keakuratan *artificial neural network* dalam mengelompokkan kelainan mata miopi pada manusia dengan menggunakan metode *backpropagation*.

1.4 Batasan Masalah

Untuk lebih jelas dan terarah pada sasaran yang diharapkan dalam pembahasan skripsi ini, maka diperlukan adanya pembatasan masalah yang akan dibahas. Batasan masalah untuk penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Model *artificial neural network* yang akan digunakan adalah model *backpropagation* dengan fungsi aktivasi fungsi *sigmoid biner*.
2. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data kelainan mata khususnya pada penderita rabun jauh atau miopi tahun 2010-2011 sebanyak 175 data pasien yang diambil dari Optik Ijen Kota Malang dengan kriteria miopi ringan sebanyak 135 orang, miopi sedang sebanyak 30 orang dan miopi berat sebanyak 10 orang.
3. Pada kelainan mata ini penulis tidak mengikutsertakan kelainan mata silinder.
4. Alat bantu yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah program *S-Plus 2000* dan beberapa program pendukung lainnya.

1.5 Manfaat Penelitian

Dengan kajian ini diharapkan bermanfaat:

1. Bagi penulis

- a. Sebagai latihan menyusun karya ilmiah di bidang matematika yang diaplikasikan ke dalam bidang biologi khususnya untuk indera penglihatan.
- b. Sebagai tambahan wawasan keilmuan dan pengetahuan tentang metode *backpropagation* pada *artificial neural network* untuk pengelompokan suatu masalah.
- c. Sebagai resensi dalam penyelesaian suatu masalah pendeteksian kelainan mata pada manusia dengan menggunakan metode *backpropagation* pada *artificial neural network*.

2. Bagi lembaga

- a. Sebagai bahan perpustakaan yang dapat dijadikan rujukan serta sarana dalam pengembangan karya ilmiah terutama di bidang matematika yang diaplikasikan ke dalam bidang biologi.

3. Bagi pembaca

- a. Mempermudah pembaca dalam penyelesaian suatu masalah pendeteksian kelainan mata miopi pada manusia dengan menggunakan metode *backpropagation* pada *artificial neural network*.
- b. Dapat memperoleh kontribusi pemikiran serta menambah khazanah keilmuan di bidang matematika.

1.6 Metode Penelitian

Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode penelitian perpustakaan, yaitu dengan mengumpulkan data dan informasi dengan bantuan bermacam-macam materi yang terdapat di ruangan perpustakaan, seperti buku-buku, majalah, dokumen, catatan, kisah-kisah sejarah dan pendukung lainnya (Mardalis, 1990:28). Dengan sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari Optik Ijen Kota Malang. Data tersebut berupa data kelainan mata khususnya pada penderita rabun jauh atau miopi tahun 2010-2011.

Adapun langkah-langkah dari penelitian ini dapat dijelaskan sebagai berikut:

1. Mengambil data kelainan mata miopi dari Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011.
2. Pencarian bobot dari *artificial neural network*.
3. Mendeskripsikan data.
4. Analisis data dengan tahapan sebagai berikut:
 - a) Menentukan *input*.
 - b) Menentukan jumlah layar tersembunyi.

Banyaknya layar tersembunyi ditentukan dengan cara *trial and error* hingga diperoleh jumlah layar tersembunyi yang optimal dengan tingkat kesalahan yang minimal.

- c) Menentukan fungsi aktivasi yang akan digunakan dalam model *backpropagation*.

Salah satu fungsi aktivasi yang digunakan dalam menentukan model *backpropagation* adalah fungsi *sigmoid biner* yang memiliki nilai pada *range* 0 sampai 1, yang dirumuskan sebagai berikut:

$$y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1.1)$$

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \quad (1.2)$$

- d) Perhitungan untuk pembobot

Perhitungan pada tahap *feedforward* yaitu perhitungan dengan memilih bobot yang bernilai kecil. Kemudian pada tahap *backpropagation*, selisih dari hasil pengelompokan dengan *output* yang diinginkan akan digunakan untuk *update* bobot.

- e) Analisa hasil pengelompokan.
f) Memperoleh hasil pengelompokan.
g) Menarik kesimpulan dari hasil pengelompokan.

Secara garis besar, langkah-langkah analisis data dengan menggunakan metode *backpropagation* adalah sebagai berikut:

Langkah 1 : Menetapkan nilai *input* (Kusumadewi, 2004:95).

Langkah 2 : Membuat inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil (Siang, 2009:102-104).

Fase I : **Propagasi Maju (*Forward Propagation*)**

Langkah 3 : Tiap unit masukan X_i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) menerima sinyal X_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan yang ada di atasnya.

Langkah 4 : Tiap-tiap unit lapisan tersembunyi Z_j ($j = 1, 2, 3, \dots, p$) menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot:

$$Z_in_j = V_{oj} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij} \quad (1.3)$$

Kemudian dihitung nilai keluaran dengan menggunakan fungsi aktivasi:

$$Z_j = f(Z_in_j) = \frac{1}{1 + e^{-Z_in_j}} \quad (1.4)$$

Dan dikirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya.

Langkah 5 : Hasil fungsi tersebut dikirim ke semua unit pada lapisan di atasnya. Tiap-tiap unit keluaran Y_k ($k = 1, 2, 3, \dots, m$) menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot.

$$Y_in_k = W_{ok} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk} \quad (1.5)$$

Kemudian dihitung nilai keluaran dengan menggunakan fungsi aktivasi:

$$Y_k = f(Y_in_k) = \frac{1}{1 + e^{-Y_in_k}} \quad (1.6)$$

Dan dikirimkan sinyal tersebut ke semua unit dilapisan atasnya.

Fase II : Propagasi Mundur (*Backpropagation*)

Langkah 6 : Tiap-tiap unit keluaran Y_k ($k = 1, 2, 3, \dots, m$) menerima target pola yang berhubungan dengan pola *input* pembelajaran, hitung informasi *error*-nya:

$$\delta_k = (t_k - Y_k) f(Y_in_k) \quad (1.7)$$

$$= (t_k - Y_k) y_k (1 - Y_k) \quad (1.8)$$

Kemudian dihitung koreksi nilai bobot yang kemudian akan digunakan untuk memperbaharui nilai W_{jk} :

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k Z_j \quad (1.9)$$

Hitung koreksi nilai *bias* yang kemudian akan digunakan untuk memperbaharui nilai W_{ok} :

$$\Delta W_{ok} = \alpha \delta_k \quad (1.10)$$

Kirimkan δ_k ke unit-unit yang ada dilapisan bawahnya.

Langkah 7 : Tiap-tiap unit *hidden* Z_j ($j=1,2,3,\dots,p$) menjumlahkan *delta input* (dari unit-unit yang berada pada lapisan di atasnya):

$$\delta_in_j = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (1.11)$$

Kemudian nilai tersebut dikalikan dengan nilai turunan dari fungsi aktivasi untuk menghitung informasi kesalahan:

$$\delta_j = \delta_in_j f'(Z_in_j) \quad (1.12)$$

Hitung koreksi nilai bobot yang kemudian digunakan untuk memperbaharui V_{ij} :

$$\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j X_i \quad (1.13)$$

Hitung juga koreksi *bias* (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai V_{0j}):

$$\Delta V_{jk} = \alpha \delta_j \quad (1.14)$$

Fase III : Perubahan Bobot

Langkah 8 : Tiap-tiap unit *output* Y_k ($k = 1, 2, 3, \dots, m$) memperbaiki *bias* dan

bobotnya ($j = 1, 2, 3, \dots, p$) :

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (1.15)$$

Tiap-tiap unit *hidden* Z_j ($j = 1, 2, 3, \dots, p$) memperbaiki *bias* dan

bobotnya ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) :

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (1.16)$$

Langkah 9 : Menghitung *mean square error*, jika nilai *mean square error* belum lebih kecil daripada *target error*, maka langkah 2-8 terus dilakukan (Kusumadewi, 2004:97).

1.7 Sistematika Penulisan

Dalam penulisan skripsi ini, penulis menggunakan sistematika penulisan yang terdiri dari 4 bab, dan masing-masing bab dibagi dalam sub bab dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

BAB I Pendahuluan

Pada bab ini terdiri dari latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian, metode penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II Kajian Pustaka

Pada bab ini penulis menjelaskan konsep-konsep yang menjadi landasan pembahasan masalah, yaitu *artificial neural network*, *feed forward artificial neural network*, *backpropagation*, pendekatan deret

berkala atau *time series*, metode optimasi *error*, mata pada manusia dan kelainan mata manusia.

BAB III Pembahasan

Pada bab ini penulis menjelaskan tentang pencarian bobot pada *artificial neural network* dengan metode *backpropagation* dan keakuratan *artificial neural network* dalam mengelompokkan kelainan mata pada manusia dengan metode *backpropagation*.

BAB IV Penutup

Pada bab ini penulis memberikan kesimpulan yang diperoleh dari pembahasan yang dilengkapi dengan saran-saran yang berkaitan dengan hasil penelitian ini.

BAB II

KAJIAN PUSTAKA

2.1 *Artificial Neural Network*

Sejarah perkembangan *artificial neural network* secara garis besar telah dimulai sejak tahun 1940-an dengan mengasosiasikan cara kerja otak manusia dengan logika numerik yang diadaptasi peralatan komputer. Perkembangan selanjutnya mengalami banyak tahapan di antaranya pada tahun 1943, seorang ahli syaraf Warren McCulloch dan seorang ahli logika Walter Pitts merancang model formal yang pertama kali sebagai perhitungan dasar *neuron* dan pada tahun 1949, Hebb mencoba mengkaji proses belajar yang dilakukan oleh *neuron*. Teori ini dikenal sebagai *Hebbian Law*.

Tahun 1958, Rosenblatt memperkenalkan konsep *perceptron* suatu jaringan yang terdiri dari beberapa lapisan yang saling berhubungan melalui umpan maju (*feedforward*). Konsep ini dimaksudkan untuk memberikan ilustrasi tentang dasar-dasar intelegensi secara umum. Hasil kerja Rosenblatt yang sangat penting adalah *perceptron convergence theorem* (tahun 1962) yang membuktikan bahwa bila setiap *perceptron* dapat memilah-milah dua pola yang berbeda maka siklus pelatihannya dapat dilakukan dalam jumlah yang terbatas.

Tahun 1960 Widrow dan Hoff menemukan *ADALINE* (*Adaptive Linear Neuron*). Alat ini dapat beradaptasi dan beroperasi secara linier. Penemuan ini telah memperlebar aplikasi *artificial neural network* tidak hanya untuk pemilihan pola, tetapi juga untuk pengiriman sinyal khususnya dalam bidang *adaptive*

filtering. Tahun 1969, Minsky dan Papert melontarkan suatu kritikan tentang kelemahan *perceptron*-nya Rosenblatt di dalam memilah-milah pola yang non linier. Sejak saat itu penelitian di bidang *artificial neural network* telah mengalami masa vakum untuk kurang lebih satu dasawarsa.

Tahun 1974, Werbos menemukan algoritma baru yang diberi nama *algoritma backpropagation* yang mana pada *algoritma backpropagation* ini sama seperti pada jaringan *perceptron*, hanya saja pada jaringan ini menambah satu layer pada jaringan *perceptron* yaitu layer tersembunyi atau *hidden layer*.

Tahun 1982, Hopfield telah memperluas aplikasi *artificial neural network* untuk memecahkan masalah-masalah optimasi. Hopfield telah berhasil memperhitungkan fungsi energi ke dalam *artificial neural network* yaitu agar jaringan memiliki kemampuan untuk mengingat atau memperhitungkan suatu objek dengan objek yang pernah dikenal atau diingat sebelumnya (*associative memory*). Konfigurasi jaringan yang demikian dikenal sebagai *recurrent network*. Salah satu aplikasinya adalah *Travelling Salesman Problem*.

Tahun 1986 Rumelhart, Hinton dan William menciptakan suatu algoritma belajar yang dikenal sebagai propagasi balik (*backpropagation*). Bila algoritma ini diterapkan pada *perceptron* yang memiliki lapisan banyak (*multi layer perceptron*), maka dapat dibuktikan bahwa pemilahan pola-pola yang non linier dapat diselesaikan sehingga dapat mengatasi kritikan yang dilontarkan oleh Minsky dan Papert.

Usaha manusia dalam mengembangkan suatu sistem yang meniru kemampuan dan perilaku makhluk hidup telah berlangsung selama beberapa

dekade belakangan ini. *Artificial neural network* merupakan hasil perkembangan ilmu dan teknologi yang kini sedang berkembang pesat. *Artificial neural network* yang berupa susunan sel-sel *neural network* (*neuron*) dibangun berdasarkan prinsip-prinsip organisasi otak manusia. Perhatian yang besar pada *artificial neural network* disebabkan adanya keunggulan yang dimilikinya seperti kemampuan untuk belajar komputasi paralel, kemampuan untuk memodelkan fungsi non linier dan sifat *fault tolerance* (Kusumadewi, 2003:208-210).

Artificial neural network adalah suatu metode pengelompokan dan pemisahan data yang prinsip kerjanya sama seperti *neural network* pada manusia. Elemen mendasar dari paradigma tersebut adalah struktur yang baru dari sistem pemrosesan informasi. *Artificial neural network* dibentuk untuk memecahkan suatu masalah tertentu seperti pengenalan pola atau klasifikasi karena proses pembelajaran (Puspitaningrum, 2006:12). Memperhatikan prinsip kerja *artificial neural network* tersebut terlihat bahwa betapa luasnya pengetahuan Allah SWT, sebagaimana firman-Nya dalam surat An-Nisa' ayat 126:

وَلِلَّهِ مَا فِي السَّمٰوٰتِ وَمَا فِي الْاَرْضِ وَكَانَ اللّٰهُ بِكُلِّ شَيْءٍ مُّحِيطًا

Artinya: “Kepunyaan Allah-lah apa yang dilangit dan apa yang di bumi, dan adalah (pengetahuan) Allah Maha meliputi segala sesuatu” (Q.S. An-Nisa’:126).

Dalam merancang suatu *artificial neural network* selain memperhatikan struktur hubungan antara simpul masukan dengan simpul keluaran, perlu ditentukan juga cara atau metode pembelajarannya. Belajar bagi *artificial neural network* adalah cara memperbaharui bobot *sinapsis* disesuaikan dengan isyarat masukan dan keluran yang diharapkan. Secara umum suatu *artificial neural*

network dibentuk atas sejumlah *neuron* sebagai unit pengolah informasi sebagai dasar operasi untuk menjalankan fungsi atau tugasnya (Siang, 2009:14-15).

Secara prinsip kerja *artificial neural network* dapat melakukan komputasi terhadap semua fungsi yang dapat dihitung. *Artificial neural network* dapat melakukan apa yang dapat dilakukan oleh komputer digital normal. Dalam prakteknya, *artificial neural network* terutama sangat berguna bagi klasifikasi dan permasalahan-permasalahan yang dapat mentolerir ketidaktepatan, yang memiliki banyak data pelatihan, namun memiliki aturan-aturan yang tidak dapat diaplikasikan secara mudah.

2.2 Konsep Dasar dari Artificial Neural Network

Artificial neural network merupakan suatu sistem analisis yang proses kerjanya diilhami dari aktivitas jaringan syaraf pada manusia. Jaringan ini terdiri dari sekumpulan *neuron-neuron* atau unit-unit yang saling berinteraksi. Pada *neural* syaraf manusia, proses alami mengatur bagaimana sinyal *input* pada *dendrit* diproses dan kemudian diterjemahkan dalam aktivitas *axon*. Sedangkan pada *neuron* buatan, proses *learning* mengatur *input-input* yang digunakan untuk pemetaan *output*.

Proses *learning* terjadi pada saat pengaturan pembobotan dan *bias*. Metode yang paling umum digunakan dalam proses *learning* adalah *backpropagation*. Dalam metode ini, pembobotan diatur untuk meminimalisasi nilai kuadrat beda antara *output* model dan *output* taksiran atau secara umum disebut sebagai nilai kuadrat galat atau *sum of square error*.

Sesuai dengan sistem kerjanya, struktur *artificial neural network* terdiri dari tiga lapisan yaitu lapisan *input*, lapisan antara *input* dan *output* atau lapisan tersembunyi dan lapisan *output*. Masing-masing lapisan diberikan pembobot yang akan mentransformasi nilai *input* menjadi nilai *output*. Setiap lapisan terdiri dari beberapa *neuron* dan antar *neuron-neuron* ini akan terhubung dengan *neuron-neuron* lain pada lapisan terdekat (Ripley, 1996:158).

Dimana *artificial neural network* mempunyai beberapa kelebihan di antaranya:

- a) *Artificial neural network* bersifat non linier
Jaringan cocok digunakan untuk sistem-sistem dengan kompleksitas permasalahan yang tinggi.
- b) *Artificial neural network* bersifat adaptif
Jaringan belajar dari data yang diberikan padanya dan menghasilkan pemecahan (hubungan pemetaan) antara masukan dan keluarannya.
- c) *Artificial neural network* bersifat tahan terhadap kesalahan
Jaringan secara keseluruhan masih mampu bekerja walaupun terjadi kesalahan/kerusakan sampai tingkat tertentu.
- d) *Artificial neural network* dapat melakukan generalisasi
Jaringan dapat mengolah data yang belum pernah dilatihkan padanya berdasarkan apa yang telah diperoleh selama belajar.

2.3 Kegunaan dan Aplikasi *Artificial Neural Network*

Fausett (1994:5-6) menyatakan bahwa *artificial neural network* pada umumnya digunakan untuk tugas atau pekerjaan yang kurang praktis jika

dikerjakan secara manual. Kegunaan *artificial neural network* dalam kehidupan nyata antara lain:

- a. Perkiraan fungsi atau analisis regresi, peramalan dan termasuk prediksi *time series* serta *modeling*.
- b. Klasifikasi, termasuk pengenalan pola dan pengenalan urutan serta pengambilan keputusan dalam pengurutan.
- c. Pengolahan data, termasuk di dalamnya penyaringan, pengelompokan dan kompresi.
- d. Robotik.

Menurut Siang (2009:5) aplikasi *artificial neural network* adalah sebagai berikut:

- a. Pengenalan pola (*Pattern Recognition*)

Artificial neural network dipakai untuk mengenali pola (misalnya: huruf, angka, suara dan tanda tangan) yang sudah sedikit berubah. Hal ini mirip dengan otak manusia yang masih mampu mengenali orang yang sudah beberapa waktu tidak dijumpainya (mungkin wajah/bentuk tubuhnya sudah sedikit berubah).

- b. *Signal Processing*

Artificial neural network (model *ADALINE*) dapat dipakai untuk menekan *noise* dalam saluran telepon.

- c. Peramalan

Artificial neural network juga dapat dipakai untuk meramalkan apa yang akan terjadi di masa yang akan datang berdasarkan pola kejadian yang

ada di masa lampau. Ini dapat dilakukan mengingat kemampuan *artificial neural network* dan membuat generalisasi dari apa yang sudah ada sebelumnya.

Di samping area-area tersebut, *artificial neural network* juga dilaporkan dapat menyelesaikan masalah dalam bidang kontrol, kedokteran dan lain-lain. Meskipun banyak aplikasi menjanjikan yang dapat dilakukan oleh *artificial neural network*, namun *artificial neural network* juga memiliki beberapa keterbatasan umum, seperti ketidakakuratan hasil yang diperoleh apabila menggunakan *single layer*. *Artificial neural network* bekerja berdasarkan pola yang terbentuk pada *input*.

2.4 Arsitektur Artificial Neural Network

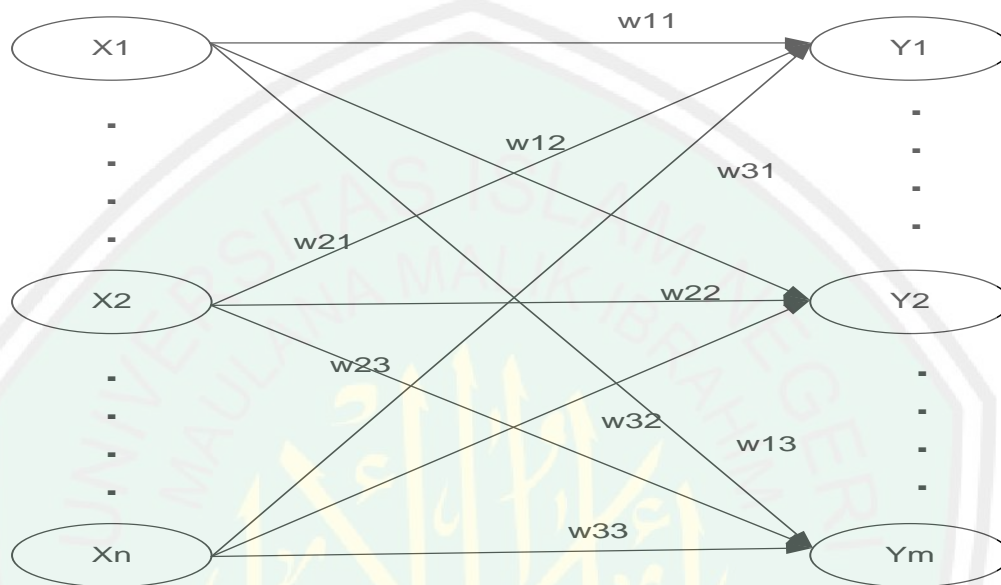
Artificial neural network memiliki beberapa arsitektur jaringan yang sering digunakan dalam berbagai aplikasi. Arsitektur *artificial neural network*, antara lain:

1. Jaringan layar tunggal

Jaringan dengan lapisan tunggal terdiri dari 1 *layer input*, 1 *layer output* dan 1 lapisan bobot koneksi (Fausett, 1994:12). Pada jaringan ini, sekumpulan masukan *neuron* dihubungkan langsung dengan sekumpulan keluarannya. Sinyal mengalir searah dari lapisan masukan sampai lapisan keluaran.

Setiap simpul dihubungkan dengan simpul lainnya yang berada di atasnya dan di bawahnya, tetapi tidak dengan simpul yang berada pada lapisan yang sama. Model yang masuk kategori ini antara lain: *ADALINE*, *Hopfield*, *perceptron*, *LVQ*, dan lain-lain (Siang, 2009:30).

Pada gambar berikut diperlihatkan jaringan dengan n unit masukan (x_1, x_2, \dots, x_n) dan m keluaran (y_1, y_2, \dots, y_m) .



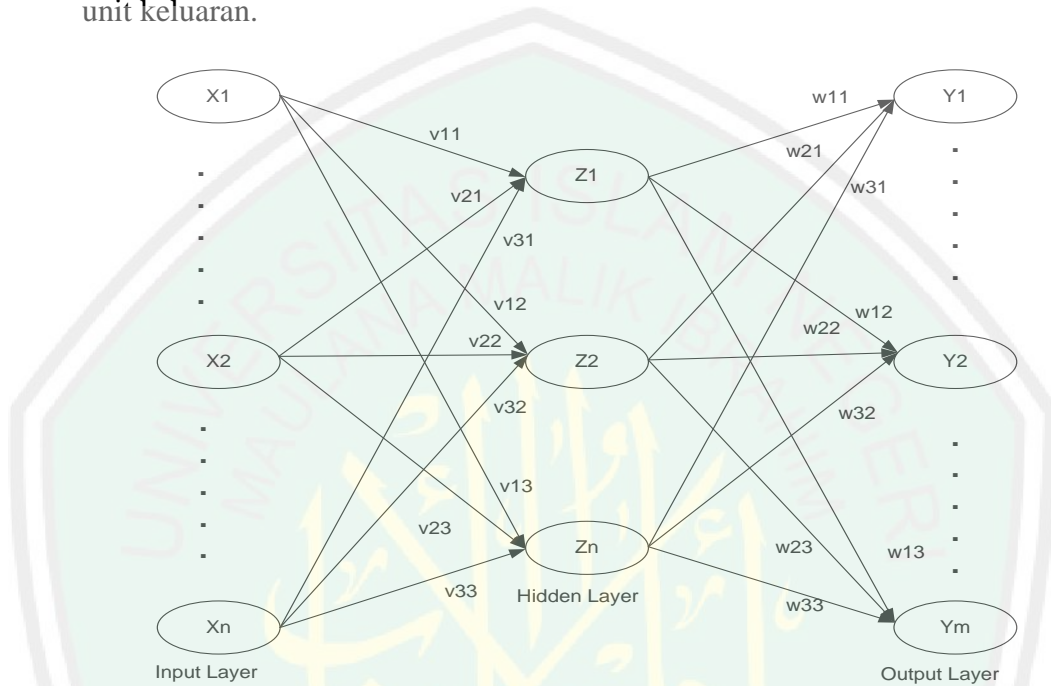
Gambar 2.1 *Artificial Neural Network* dengan Lapisan Tunggal

(Siang, 2009:24).

2. Jaringan layar jamak

Jaringan dengan lapisan jamak memiliki ciri khas tertentu yaitu memiliki tiga jenis lapisan yakni *layer input*, *layer output*, dan *layer* tersembunyi (Fausett, 1994:12). Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih kompleks dibandingkan jaringan dengan lapisan tunggal. Namun, proses pelatihan sering membutuhkan waktu yang cenderung lama tentu dengan pembelajaran yang lebih rumit. Akan tetapi, pada beberapa kasus pembelajaran pada jaringan yang mempunyai banyak lapisan ini lebih sukses dalam menyelesaikan masalah. Model yang termasuk kategori ini antara lain: *MADALINE* dan *Backpropagation* (Siang, 2009:30-31).

Pada gambar berikut diperlihatkan jaringan dengan n unit masukan (x_1, x_2, \dots, x_n) dan layer tersembunyi yang terdiri dari m (y_1, y_2, \dots, y_m) dan 1 unit keluaran.



Gambar 2.2 Artificial Neural Network dengan Lapisan Jamak

(Siang, 2009:25).

2.5 Fungsi Aktivasi

Menurut Siang (2009:26-28) dalam *artificial neural network*, fungsi aktivasi digunakan untuk menentukan keluaran suatu *neuron*. Argumen fungsi aktivasi adalah *net* masukan (kombinasi linier masukan dan bobotnya) yang dinyatakan sebagai berikut:

$$net = \sum x_i w_i \quad (2.1)$$

Dengan fungsi aktivasi

$$F(net) = f(\sum x_i w_i) \quad (2.2)$$

Fungsi aktivasi yang sering digunakan dalam *artificial neural network*, yaitu:

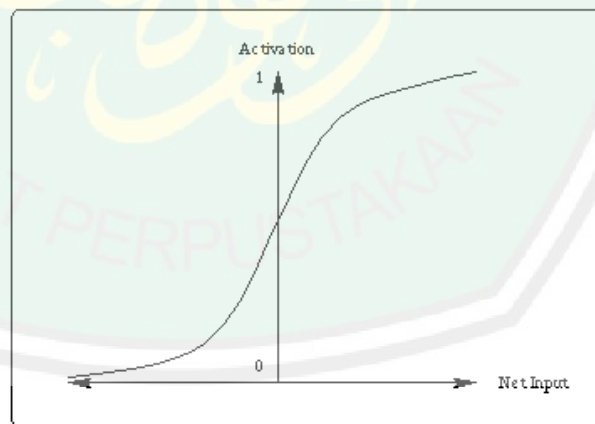
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.3)$$

Fungsi *sigmoid* dibagi menjadi 2 bagian yaitu:

1. Fungsi *Sigmoid Biner*

Siang (2009:99-101) menyatakan bahwa dalam *backpropagation*, fungsi aktivasi yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat yaitu: kontinu, terdeferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Salah satu fungsi yang memenuhi tiga syarat tersebut sehingga sering dipakai adalah fungsi *sigmoid biner* yang memiliki *range* (0 sampai 1), yaitu sebagai berikut:

$$f(x) = \left(\frac{1}{1 + e^{-x}} \right) \text{ dengan turunan } f'(x) = (f(x)(1 - f(x))) \quad (2.4)$$



Gambar 2.3 Fungsi *Sigmoid Biner*

(Fausett, 1994:18).

2. Fungsi *Sigmoid Bipolar*

Menurut Kusumadewi (2003:54-55) fungsi *sigmoid bipolar* hampir sama dengan fungsi *sigmoid biner*, hanya saja *output* dari fungsi ini memiliki *range* antara -1 sampai 1. Fungsi *sigmoid bipolar* adalah sebagai berikut:

$$f(x) = \left(\frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \right) \quad (2.5)$$

$$f(x) = \left(\frac{e(x) - e(-x)}{e(x) + e(-x)} \right) \quad (2.6)$$

$$= \left(\frac{1 - e(-2x)}{1 + e(-2x)} \right) \quad (2.7)$$



Gambar 2.4 Fungsi Sigmoid Bipolar

(Fausett, 1994:19).

2.6 Feed Forward Artificial Neural Network

Artificial neural network juga merupakan suatu unit dasar dari *feed forward artificial neural network* dalam *neuron* yang formal. Model *neuron* sederhana ini diusulkan oleh Mc Culloch dan Pitts pada tahun 1943. Pembuatan blok sederhana dari jaringan dengan satu lapisan jaringan dengan x sebagai sinyal *input* (x_1, x_2, \dots, x_i) dan y (y_1, y_2, \dots, y_j) merupakan *output* dari *neuron*, dimana jaringan di sini merupakan perpindahan dari *input* x ke *output* y .

Feed forward artificial neural network merupakan suatu jaringan yang menghubungkan jalur antar titik yang diberi penomoran, sehingga semua hubungan dapat terjadi antara satu titik dengan titik lainnya pada nomor yang

lebih tinggi. Secara praktek, jalur-jalur tersebut diatur dalam beberapa lapisan dan terhubung hanya pada lapisan yang lebih tinggi.

Secara lebih jelas dapat dikatakan bahwa jaringan tersebut mempunyai *neuron-neuron* yang hanya mempunyai satu jalur hubungan dengan *neuron* lainnya. Setiap *neuron* dapat diberi label atau nomor mulai angka kecil pada *input* sampai angka terbesar pada *output*, sehingga setiap *neuron* hanya terhubung dengan *neuron* yang mempunyai angka lebih tinggi. Seperti dijelaskan di atas dengan notasi yang lebih sederhana, setiap *neuron* menjumlahkan *input* dan menambahkan konstanta (*bias*) untuk membentuk *input* total dan menerapkan fungsi aktivasi pada *input* total untuk mendapatkan suatu *output*. Dimana tiap jalur dihubungkan dengan pembobot (Fauset, 1994:115).

Jaringan pembobotan didasarkan pada perbedaan target dengan hasil *output*. Kesalahan dari *output layer* akan diinteraksikan mundur oleh jaringan dengan “*link weight*”. Prosedur iterasi ini akan berulang sampai diperoleh nilai yang konvergen dengan nilai *error* yang minimum. Menurut Ripley (1996:151) hubungan dari *input* dan *output* dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$y_k = f_k \left(a_k + \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right) \right) \quad (2.8)$$

dimana : x : *signal input*

y : *signal output*

f_k : fungsi aktivasi

α_k : nilai *bias* untuk *output* ke-k

α_j : nilai *bias* untuk *hidden node* ke-j

$i = 1, 2, \dots, l$; $j = 1, 2, \dots, m$; dan $k = 1, 2, \dots, n$

$\sum_{j \rightarrow k} w_{jk}$: jumlah bobot dari *hidden* ke *output*

$\sum_{i \rightarrow j} w_{ij}$: jumlah bobot dari *input* ke *hidden*

Secara umum *artificial neural network* merupakan suatu arsitektur yang terdiri dari satu atau beberapa *hidden layer* dimana semua *neuron* dalam *layer* mempunyai fungsi yang sama yaitu f_h atau f_0 yang dinyatakan sebagai berikut:

$$y_k = f_k \left(a_k + \sum_{i \rightarrow k} w_{ik} x_i + \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_h \left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right) \right) \quad (2.9)$$

Arsitektur *artificial neural network* dengan fungsi *logistik* pada *output* dan mempunyai bentuk “*skip layer*”, dapat dipandang sebagai bentuk non linier dari *regresi logistik*. Bila *output neuron* berjumlah banyak, maka bentuk arsitektur ini berhubungan dengan “*linked logistic regression*”.

Dalam arsitektur jaringan setiap *neuron j* mempunyai *input* x_j dan *output* y_j . Dimana *input-input* dari seluruh jaringan merupakan *input-input* untuk *neuron-neuron input* dan *output-output* dari seluruh jaringan juga merupakan *output-output* untuk *neuron output*. Untuk setiap titik *neuron j* dapat ditentukan persamaannya sebagai berikut:

$$y_j = f_j(x_j) \quad (2.10)$$

dan

$$x_j = \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} y_i \quad (2.11)$$

Secara ringkas, dalam arsitektur jaringan penggunaan fungsi aktivasi tidak selalu sama tergantung dari permasalahan dan teori pendukungnya. Dalam penerapannya, permasalahan utama yang sering muncul adalah penentuan parameter atau pembobotan serta pengoptimalan jumlah *layer* dan jumlah *neuron* dari suatu arsitektur jaringan.

Proses dalam *artificial neural network* dibedakan menjadi tiga tahap utama yaitu *feed forward*, *backpropagation* dan *update* nilai bobot. Pada tahap *feed forward* dilakukan proses dari *input* sampai dengan diperoleh hasil *output*, sedangkan pada tahap *backpropagation* dilakukan proses perbandingan nilai *output* dari tahap *feed forward* dengan nilai target yang telah ditentukan, kemudian dilanjutkan ke depan sampai *input layer* sehingga diperoleh nilai *error*. Pada tahap *update* nilai bobot dilakukan peng-update-an nilai bobot sampai diperoleh *error* yang minimal. Adapun penjelasan dari tahapan-tahapan tersebut adalah sebagai berikut:

2.6.1 Feed Forward

Dalam proses ini, *input* masuk pada *input layer* yang berupa data. Nilai yang berada pada *node input* dilanjutkan ke semua *node* pada *hidden layer* (kecuali *bias*), selanjutnya nilai tersebut diteruskan ke semua *output layer*. Nilai-nilai yang dikirim akan diaktivasi.

Adapun fungsi aktivasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah fungsi *logistik sigmoid*. Algoritma proses *feed forward* ini adalah sebagai berikut:

1. Langkah pertama yang akan dilakukan yaitu penentuan inisialisasi bobot, yaitu dengan random atau ditentukan nilainya.

2. Masukan *input signal* ($i = 1, 2, \dots, l$) pada *node input*.
3. Kalikan *signal* yang masuk dengan nilai bobot *link* dan berikan hasilnya ke *hidden layer*.
4. Nilai yang diterima oleh *hidden node* ($z_j, j = 1, 2, \dots, m$) dijumlahkan dan dilakukan suatu proses aktivasi.
5. Lakukan proses seperti tahap 3 dalam penyampaian *signal* dari *hidden layer* ke *output layer*.
6. Bandingkan hasilnya dengan nilai target pada tahap *backpropagation*.

2.6.2 Backpropagation

Proses dalam tahap ini merupakan proses koreksi terhadap nilai *output* yang dihasilkan oleh tahap sebelumnya. Setiap nilai *output* akan dibandingkan dengan nilai target, dan dicari besarnya *error* untuk tiap nilai tersebut. Dimana nilai *error* tersebut akan digunakan sebagai dasar untuk meng-*update* nilai bobot yang menghubungkan antara *hidden layer* dan *output layer*. Proses yang ada pada tahap ini sama dengan proses pada tahap *feed forward*, hanya saja pada tahap *backpropagation* ini, proses dilakukan dari *output layer* ke *input layer*.

Dalam proses *backpropagation*, bentuk fungsi *error* yang dieliminasi adalah:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{\tau} (t_k - y_k^{(T)})^2 \quad (2.12)$$

Dimana $y^{(T)}$ merupakan nilai *output* pada *layer* terakhir.

Nilai vektor selisih yang dievaluasi dengan perulangan mundur $\tau = \tau - 1, \tau - 2, \dots, 1$ adalah:

$$\delta_k^\tau(i) = \left[\sum_{l=1}^{\tau+1} \delta_k^{\tau+1}(l) w^{\tau+1}(li) \right] \frac{\partial f^\tau}{\partial n_k^\tau(i)} \quad (2.13)$$

Secara umum, algoritma dalam proses *backpropagation* adalah sebagai berikut:

1. Bandingkan setiap nilai *output* yang dihasilkan (y_k , $k = 1, 2, \dots, m$) dengan nilai target (t_k).
2. Hitung nilai koreksi untuk nilai bobot yang menghubungkan *hidden node* dan *output node*, serta *output node* dan *bias*.
3. Nilai *error* yang diperoleh dari *output layer* dilanjutkan keseluruhan *node* yang ada pada *hidden layer*, kemudian dikalikan dengan nilai bobot yang ada pada jalur yang dilaluinya. Setiap nilai yang diterima oleh *hidden node* akan dijumlahkan.
4. Hitung nilai koreksi untuk nilai bobot antara *input node* dan *hidden node* serta antara *hidden node* dan *bias*.

Proses estimasi dengan menggunakan *backpropagation*, terdapat beberapa permasalahan yang sering dijumpai antara lain pemilihan nilai awal, lokal minimum, jumlah *neuron* pada lapisan *hidden* dan lain-lain. Meskipun telah ada beberapa metode untuk memperkecil peluang munculnya permasalahan tersebut, akan tetapi tidak menjamin bahwa estimasi *backpropagation* akan memberikan hasil yang lebih baik (Fauset, 1994:289).

2.7 Model *Backpropagation* pada *Artificial Neural Network*

Seperti yang telah dijelaskan di atas *artificial neural network* menyerupai otak manusia dalam dua hal, salah satunya adalah pengetahuan diperoleh jaringan

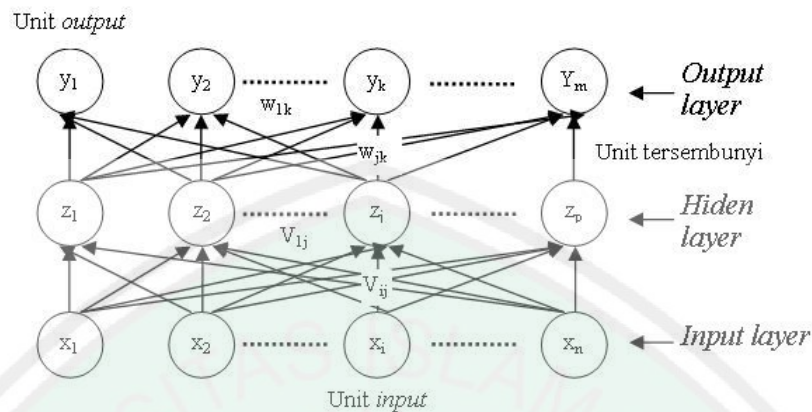
melalui proses belajar. Pada otak manusia, informasi yang dilewatkan dari satu *neuron* ke *neuron* yang lainnya berbentuk rangsangan listrik melalui *dendrite*. Jika rangsangan tersebut diterima oleh suatu *neuron*, maka *neuron* tersebut akan membangkitkan *output* ke semua *neuron* yang berhubungan dengannya sampai informasi tersebut sampai ke tujuannya yaitu terjadi suatu reaksi. Jika rangsangan yang diterima terlalu halus, maka *output* yang dibangkitkan oleh *neuron* tersebut tidak akan direspon. Tentu saja sangatlah sulit untuk memahami bagaimana otak manusia bisa belajar. Selama proses pembelajaran, terjadi perubahan yang cukup berarti pada bobot-bobot yang menghubungkan antar *neuron* (Kusumadewi, 2004:90-91). Apabila ada rangsangan yang sama dengan rangsangan yang diterima oleh *neuron*, maka *neuron* akan memberikan reaksi dengan cepat. Namun apabila kelak ada rangsangan yang berbeda dengan apa yang telah diterima oleh *neuron*, maka *neuron* akan segera beradaptasi untuk memberikan reaksi yang sesuai.

Artificial neural network akan mencoba untuk mensimulasikan kemampuan otak manusia untuk belajar. *Artificial neural network* juga tersusun atas *neuron- neuron* dan *dendrit*. Tidak seperti model biologis, *artificial neural network* memiliki struktur yang tidak dapat diubah, dibangun oleh sejumlah *neuron*, dan memiliki nilai tertentu yang menunjukkan seberapa besar koneksi antara *neuron* (yang dikenal dengan nama bobot). Perubahan yang terjadi selama proses pembelajaran adalah perubahan nilai bobot. Nilai bobot akan bertambah, jika informasi yang diberikan oleh *neuron* yang bersangkutan tersampaikan, sebaliknya jika informasi tidak disampaikan oleh *neuron* ke *neuron* yang lain,

maka nilai bobot yang menghubungkan keduanya akan dikurangi. Pada saat pembelajaran dilakukan pada *input* yang berbeda, maka nilai bobot akan diubah secara dinamis hingga mencapai suatu nilai yang cukup seimbang. Apabila nilai ini telah tercapai mengindikasikan bahwa tiap-tiap *input* telah berhubungan dengan *output* yang diharapkan (Kristanto, 2004:100-101).

Backpropagation atau propagasi balik merupakan suatu teknik pembelajaran atau pelatihan *supervised learning* yang paling banyak digunakan. Metode ini merupakan salah satu metode yang sangat baik dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks. Di dalam jaringan propagasi balik ini, setiap unit yang berada dilapisan *input* terhubung dengan setiap unit yang ada di lapisan *output*. Jaringan ini terdiri dari banyak lapisan. Ketika jaringan diberikan pola masukan sebagai pola pelatihan, maka pola tersebut menuju unit-unit lapisan tersembunyi untuk selanjutnya diteruskan pada unit-unit dilapisan keluaran. Kemudian unit-unit lapisan keluaran akan memberikan respon sebagai keluaran *artificial neural network*. Saat hasil keluaran tidak sesuai dengan yang diharapkan, maka keluaran akan disebarkan mundur pada lapisan tersembunyi kemudian dari lapisan tersembunyi menuju lapisan masukan (Puspitaningrum, 2006:46).

Algoritma *backpropagation* menggunakan *error output* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur. Untuk mendapat *error* ini, tahap perambatan maju harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat perambatan maju, *neuron-neuron* diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid* atau *sigmoid biner*.



Gambar 2.5 Arsitektur Jaringan Backpropagation

(Fausett, 1994:291).

2.7.1 Algoritma pelatihan Artificial Neural Network Backpropagation

Kusumadewi (2004:91-93) menyatakan bahwa algoritma belajar *backpropagation* adalah sebagai berikut:

1. Perhitungan nilai keluaran *neuron* pada lapisan tersembunyi dan *output*.
2. Perhitungan kesalahan dalam proses belajar disebut dengan fungsi aktivasi.
3. Perhitungan hubungan *neuron-neuron* dalam lapisan tersembunyi maupun lapisan *output*. Dimana persamaan yang digunakan untuk perhitungan hubungan baik untuk lapisan tersembunyi maupun lapisan *output*, tergantung dari fungsi aktivasi yang digunakan.
4. Perhitungan nilai perubahan bobot dan *bias*.

$$\text{Perubahan bobot : } \Delta W_{ij}(x, y) = \Delta \delta_i s_j^x \quad (2.14)$$

$$\text{Perubahan bias : } \Delta q_l(x, y) = \Delta \delta_i \quad (2.15)$$

5. Perhitungan nilai bobot dan *bias* baru

$$\text{Bobot baru : } w_{ij}^{i+1} = w_{ij}^t + \Delta w_{ij}^t = \text{momentum} \cdot w_{ij}^{i+1} \quad (2.16)$$

$$\text{Bias baru : } q_j^{i+1} = q_j^t + \Delta q_j^t \quad (2.17)$$

6. Langkah-langkah tersebut diulang sampai didapatkan nilai keluaran kecil sehingga mencapai pemberhentian *error* yang diharapkan.

Momentum digunakan untuk mempercepat tercapainya kekonvergenan nilai kesalahan. Penyesuaian bobot yang dilakukan saat $t+1$, dipengaruhi oleh bobot yang ada pada saat t dan $t+1$, hal ini dimaksudkan untuk menjaga perubahan bobot agar terjadi dalam arah yang sama, dimana:

w_{ij}^{t+1} : bobot koneksi antara *neuron* pada lapisan tersembunyi I dan *neuron* pada lapisan keluaran j pada saat $t+1$.

w_j^t : bobot koneksi antara *neuron* pada lapisan tersembunyi I dan *neuron* pada lapisan keluaran j pada saat t .

w_{ij}^{t+1} : bobot koneksi antara *neuron* pada lapisan tersembunyi I dan *neuron* pada lapisan keluaran j pada saat $t+1$.

2.7.2 Tahapan Metode *Backpropagation*.

- a. Inisialisasi bobot (ambil bobot awal dengan nilai random yang cukup kecil).
- b. Tetapkan : Maksimum *Epoh*, target *Error*, dan *Learning Rate* (α).
- c. Inisialisasi : *Epoh* = 0, *mean square error* = 1

Siang (2009:102-104) menyatakan bahwa algoritma pelatihan untuk jaringan *backpropagation* dengan satu layer tersembunyi (dengan fungsi aktivasi *sigmoid biner*), adalah sebagai berikut:

Langkah 1 : Menetapkan nilai *input* (Kusumadewi, 2004:95).

Langkah 2 : Membuat inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil (Siang, 2009:102-104).

Fase I : Propagasi Maju (*Forward Propagation*)

Langkah 3 : Tiap unit masukan X_i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$) menerima sinyal X_i dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan yang ada di atasnya.

Langkah 4 : Tiap-tiap unit lapisan tersembunyi Z_j ($j = 1, 2, 3, \dots, p$) menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot:

$$Z_in_j = V_{oj} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij} \quad (2.18)$$

Kemudian dihitung nilai keluaran dengan menggunakan fungsi aktivasi:

$$Z_j = f(Z_in_j) = \frac{1}{1 + e^{-Z_in_j}} \quad (2.19)$$

Dan dikirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya.

Langkah 5 : Hasil fungsi tersebut dikirim ke semua unit pada lapisan di atasnya. Tiap-tiap unit keluaran Y_k ($k = 1, 2, 3, \dots, m$) menjumlahkan sinyal-sinyal *input* terbobot.

$$Y_in_k = W_{ok} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk} \quad (2.20)$$

Kemudian dihitung nilai keluaran dengan menggunakan fungsi aktivasi:

$$Y_k = f(Y_in_k) = \frac{1}{1 + e^{-Y_in_k}} \quad (2.21)$$

Dan dikirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya.

Fase II : Propagasi Mundur (*Backpropagation*)

Langkah 6 : Tiap-tiap unit keluaran Y_k ($k = 1, 2, 3, \dots, m$) menerima target pola yang berhubungan dengan pola *input* pembelajaran, hitung informasi *error*:

$$\delta_k = (t_k - Y_k) f'(Y_{in_k}) \quad (2.22)$$

$$= (t_k - Y_k) y_k (1 - Y_k) \quad (2.23)$$

Kemudian dihitung koreksi nilai bobot yang kemudian akan digunakan untuk memperbaharui nilai W_{jk} :

$$\Delta W_{jk} = \alpha \delta_k Z_j \quad (2.24)$$

Hitung koreksi nilai *bias* yang kemudian akan digunakan untuk memperbaharui nilai W_{ok} :

$$\Delta W_{ok} = \alpha \delta_k \quad (2.25)$$

Kirimkan δ_k ke unit-unit yang ada dilapisan bawahnya.

Langkah 7 : Tiap-tiap unit *hidden* Z_j ($j = 1, 2, 3, \dots, p$) menjumlahkan *delta input* (dari unit-unit yang berada pada lapisan di atasnya):

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k W_{jk} \quad (2.26)$$

Kemudian nilai tersebut dikalikan dengan nilai turunan dari fungsi aktivasi untuk menghitung informasi kesalahan:

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(Z_{in_j}) \quad (2.27)$$

Hitung koreksi nilai bobot yang kemudian digunakan untuk memperbaharui V_{Ij} :

$$\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j X_i \quad (2.28)$$

Hitung juga koreksi *bias* (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai V_{0j}):

$$\Delta V_{jk} = \alpha \delta_j \quad (2.29)$$

Fase III : Perubahan Bobot

Langkah 8 : Tiap-tiap unit *output* Y_k ($k = 1, 2, 3, \dots, m$) memperbaiki *bias* dan bobotnya ($j = 1, 2, 3, \dots, p$):

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (2.30)$$

Tiap-tiap unit *hidden* Z_j ($j = 1, 2, 3, \dots, p$) memperbaiki *bias* dan bobotnya ($i = 1, 2, 3, \dots, n$):

$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (2.31)$$

Langkah 9 : Menghitung *mean square error*, jika nilai *mean square error* belum lebih kecil daripada *target error*, maka langkah 2-8 terus dilakukan (Kusumadewi, 2004:97).

Setelah pelatihan selesai, jaringan dapat dipakai untuk pengenalan pola. Dalam hal ini, langkah 4 dan 5 saja yang dipakai untuk menentukan keluaran. Apabila fungsi yang dipakai bukan fungsi *sigmoid biner*, maka langkah 4 dan 5 harus disesuaikan, begitu juga turunannya pada langkah 6 dan 7.

Pada prakteknya, perancangan arsitektur *artificial neural network backpropagation* sangat tergantung pada masalah yang akan diselesaikan. Himpunan masukan berdimensi besar atau jumlah kelas keluaran yang diinginkan besar, maka diperlukan jumlah *node* pada lapisan tersembunyi yang lebih banyak, atau diperlukan lebih dari satu lapisan tersembunyi, tetapi tentu saja ada batas optimumnya untuk kedua parameter tersebut (Siang, 2009:108).

Keterangan simbol-simbol pada algoritma *artificial neural network backpropagation* dijelaskan pada table 2.1 sebagai berikut:

Table 2.1 Simbol-simbol Algoritma *Backpropagation*

No	Simbol	Keterangan
1	X	<i>Input</i> vektor pelatihan, X_i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$)
2	Y	<i>Output</i> vektor target, Y_k ($k = 1, 2, 3, \dots, m$)
3	δ_k	Informasi tentang kesalahan pada unit Y_k yang disebarkan kembali ke unit tersembunyi
4	δ_j	Informasi tentang kesalahan dari lapisan <i>output</i> ke unit tersembunyi Z_j
5	α	Laju pembelajaran (<i>learning rate</i>)
6	X_i	Unit <i>input</i> i
7	V_{oj}	<i>Bias</i> pada lapisan tersembunyi j
8	Z_j	Unit tersembunyi j
9	Z_in_j	<i>Input</i> jaringan ke Z_j
10	V_{ok}	<i>Bias</i> pada unit tersembunyi k
11	Y_k	Unit <i>output</i> i
12	Y_in_k	<i>Input</i> jaringan ke Y_k

(Fausett, 1994:292).

2.8 Pemilihan Bobot dan *Bias* Awal

Bobot awal akan mempengaruhi apakah jaringan mencapai titik minimum lokal atau global, dan seberapa cepat konvergensinya (Siang, 2009:109). Bobot yang menghasilkan nilai turunan aktivasi yang kecil sedekat mungkin dihindari karena akan menyebabkan perubahan bobotnya menjadi sangat kecil. Demikian pula nilai bobot awal tidak boleh terlalu besar karena nilai turunan fungsi

aktivasinya menjadi target yang sangat kecil juga. Oleh karena itu dalam *backpropagation*, bobot dan *bias* diisi dengan bilangan acak kecil.

Biasanya bobot awal diinisialisasi secara random dengan nilai -0.5 sampai 0.5 (atau -1 sampai 1) (Kusumadewi, 2004:97). Tetapi untuk inisialisasi bobot dan *bias* dari lapisan masukan ke lapisan tersembunyi, Nguyen dan Widrow (1990) mengusulkan cara sehingga menghasilkan iterasi lebih cepat (Siang, 2009:109-110).

Algoritma inisialisasi Nguyen dan Widrow adalah sebagai berikut:

- Inisialisasi semua bobot ($v_{ij}(lama)$) dengan bilangan acak dalam interval $[-0,5;0,5]$.
- Hitung $\|v_j\| = \sqrt{v_{j1}^2 + v_{j2}^2 + \dots + v_{jn}^2}$
- Bobot yang dipakai sebagai inisialisasi adalah $v_j = \frac{\beta v_{j1}(lama)}{\|v_j\|}$
- Bias* yang dipakai sebagai inisialisasi adalah v_{oj} yaitu bilangan acak antara $-\beta$ dan β .

Contoh, akan dibuat bobot awal ke unit tersembunyi dengan algoritma inisialisasi Nguyen dan Widrow. Pertama-tama dibuat inisialisasi semua bobot ke unit tersembunyi dengan bilangan acak $[-0,5;0,5]$.

Table 2.2 Bobot dari Lapisan Masukan ke Lapisan Tersembunyi

	z_1	z_2	z_3
x_1	$v_{11} = 0,2$	$v_{21} = 0,3$	$v_{31} = -0,1$
x_2	$v_{12} = 0,3$	$v_{22} = 0,1$	$v_{32} = -0,1$
1	$v_{10} = -0,3$	$v_{20} = 0,3$	$v_{30} = 0,3$

(Siang, 2009:110).

$$\beta = 0.7\sqrt{3} = 1,212435565298214 \quad (2.32)$$

$$\begin{aligned} \|v_1\| &= \sqrt{v_{11}^2 + v_{12}^2} = \sqrt{0,2^2 + 0,3^2} \\ &= 0,360555127546399 \end{aligned} \quad (2.33)$$

$$\begin{aligned} \|v_2\| &= \sqrt{v_{21}^2 + v_{22}^2} = \sqrt{0,3^2 + 0,1^2} \\ &= 0,316227766016838 \end{aligned} \quad (2.34)$$

$$\begin{aligned} \|v_3\| &= \sqrt{v_{31}^2 + v_{32}^2} = \sqrt{(-0,1)^2 + (-0,1)^2} \\ &= 0,1414213562373310 \end{aligned} \quad (2.35)$$

Table 2.3 Bobot yang Dipakai sebagai Inisialisasi

	z_1	z_2
x_1	$\left(\frac{\beta^* v_{11}}{\ v_1\ } \right)$ $= 0,672538245981366$	$\left(\frac{\beta^* v_{21}}{\ v_2\ } \right)$ $= 1,150217370760848$
x_2	$\left(\frac{\beta^* v_{12}}{\ v_1\ } \right)$ $= 1,008807368972049$	$\left(\frac{\beta^* v_{22}}{\ v_2\ } \right)$ $= 0,3834057902538616$

(Siang, 2009:111).

Table 2.4 Bobot yang Dipakai sebagai Inisialisasi di z_3

	z_1
x_1	$\left(\frac{\beta^* v_{31}}{\ v_3\ } \right)$ $= -0,857321409974109$
x_2	$\left(\frac{\beta^* v_{32}}{\ v_3\ } \right)$ $= -0,857321409974109$

(Siang, 2009:111).

Bias yang dipakai adalah bilangan acak antara $-1,212435565298214$ hingga $1,212435565298214$.

2.9 Lama Iterasi

Tujuan utama penggunaan *backpropagation* adalah untuk mendapatkan keseimbangan antara pengenalan pola pelatihan secara benar dan respon yang baik untuk pola lain yang sejenis (data pengujian) (Siang, 2009:113). Jaringan dapat dilatih terus menerus hingga semua pola pelatihan dikenali dengan benar. Akan tetapi hal itu tidak menjamin jaringan akan mampu mengenali pola pengujian dengan tepat. Jadi tidaklah bermanfaat untuk meneruskan iterasi hingga semua kesalahan pola pelatihan bernilai 0.

Umumnya data dibagi menjadi 2 bagian, yaitu pola data yang dipakai sebagai pelatihan dan pola data yang dipakai sebagai pengujian. Perubahan bobot dilakukan berdasarkan pola pelatihan. Akan tetapi, selama pelatihan (misal setiap 5 *epoch*), kesalahan yang terjadi dihitung berdasarkan semua data (pelatihan dan pengujian). Selama kesalahan ini menurun, pelatihan terus dijalankan. Akan tetapi jika kesalahannya sudah meningkat, pelatihan tidak ada gunanya untuk diteruskan lagi. Jaringan sudah mulai mengambil sifat yang hanya dimiliki secara spesifik oleh data pelatihan dan sudah mulai kehilangan kemampuan melakukan generalisasi.

2.10 Pendekatan Deret Berkala atau *Time Series*

Deret berkala atau *time series* merupakan metode yang didasarkan atas penggunaan analisa pola hubungan antara variabel yang akan diperkirakan dengan

variabel waktu. Pendugaan masa depan dilakukan berdasarkan nilai masa lalu dari suatu variabel atau kesalahan masa lalu. Tujuannya adalah menentukan pola dalam deret data historis dan mengekstrapolasikan pola tersebut ke masa depan. Keuntungan dari model deret berkala yaitu dapat digunakan dengan mudah untuk meramal.

Makridakis dan Steven (1999:57) menyatakan bahwa dalam pemodelan deret berkala, sebagian data yang diketahui dapat digunakan untuk meramalkan sisa data berikutnya sehingga dapat dipelajari ketepatan ramalan secara langsung lewat suatu ukuran. Berbagai ukuran ketepatan peramalan akan didefinisikan dan digunakan, ukuran-ukuran ketepatan peramalan yang digunakan umumnya meliputi ukuran-ukuran standar dan uji selang kepercayaan.

2.10.1 Ukuran Statistik Standar

Ukuran statistik standar biasanya menggunakan faktor kesalahan galat yang diperoleh dari perbedaan antara data aktual dan hasil ramalan pada periode ke-1 atau dapat dinyatakan dengan :

$$e_t = X_t - F_t \quad (2.36)$$

dimana : e_t = kesalahan ramalan pada periode t

F_t = nilai ramalan untuk periode t

X_t = data atau nilai actual pada periode t

Jika terdapat nilai pengamatan dan ramalan untuk n periode waktu, maka akan terdapat n galat. Dari galat tersebut diperoleh suatu ukuran yang digunakan seperti:

1. Nilai Tengah Galat atau *Mean Error*

$$\begin{aligned}
 ME &= \sum_{i=1}^n \frac{e_t}{n} \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^n X_t - F_t}{n}
 \end{aligned}
 \tag{2.37}$$

2. Nilai Tengah Galat Absolut atau *Mean Absolute Error*

$$\begin{aligned}
 MAE &= \sum_{i=1}^n \frac{|e_t|}{n} \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^n |X_t - F_t|}{n}
 \end{aligned}
 \tag{2.38}$$

3. Nilai Galat atau *Sum of Error*

$$\begin{aligned}
 ME &= \sum_{i=1}^n e_t \\
 &= \sum_{i=1}^n (X_t - F_t)
 \end{aligned}
 \tag{2.39}$$

4. Nilai Kuadrat Galat atau *Sum of Squared Error*

$$\begin{aligned}
 ME &= \sum_{i=1}^n e_t^2 \\
 &= \sum_{i=1}^n (X_t - F_t)^2
 \end{aligned}
 \tag{2.40}$$

5. Nilai Tengah Galat Kuadrat atau *Mean of Squared Error*

$$\begin{aligned}
 ME &= \sum_{i=1}^n \frac{e_t^2}{n} \\
 &= \frac{\sum_{i=1}^n (X_t - F_t)^2}{n}
 \end{aligned}
 \tag{2.41}$$

6. Nilai Standar Galat atau *Standart Deviation of Error*

$$\begin{aligned}
 ME &= \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_t^2}{n-1}} \\
 &= \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_t - F_t)^2}{n-1}}
 \end{aligned}
 \tag{2.42}$$

Ketepatan dari suatu model peramalan dapat dilihat berdasarkan ukuran-ukuran di atas. Sebagai contoh adalah untuk tujuan optimalisasi statistik seringkali memilih suatu model dengan nilai *mean square error* dan *sum square error* minimal. Karena dengan *mean square error* dan *sum square error* minimal menunjukkan model yang diperoleh memberikan hasil ramalan yang nilainya hampir sama dengan data aktual (Makridakis dan Steven, 1999:73-75).

2.10.2 Uji Selang Kepercayaan

Untuk mengukur derajat kepercayaan terhadap kepastian dugaan yang dilakukan menggunakan selang kepercayaan. Penyusunan selang kepercayaan ditentukan oleh bentuk distribusi sampling dan diketahui atau tidaknya standar deviasi populasi (σ). Jika populasi normal atau distribusi sampling rata-rata mendekati normal dan standar deviasi populasi (σ) diketahui maka dapat dicari nilai standar *error* rata-ratanya.

Jika \bar{X} adalah nilai tengah contoh acak berukuran n yang diambil dari suatu populasi dengan ragam yaitu $\sigma \bar{X} = \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$, maka selang kepercayaan $(1 - \alpha)$ 100% bagi μ adalah:

$$\bar{X} - Z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)} \sigma \bar{X} \leq \mu \leq \bar{X} + Z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)} \sigma \bar{X}
 \tag{2.43}$$

Dimana: \bar{X} = rata-rata sampel

$\sigma \bar{X}$ = standar deviasi penduga

μ = nilai yang diduga

$Z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)}$ = koefisien yang sesuai dengan selang kepercayaan yang digunakan dalam pendugaan interval dan nilainya diberikan dalam tabel luas kurva normal.

Interpretasi dari selang kepercayaan $(1 - \alpha)$ 100%, jika $\alpha = 0,05$ maka selang kepercayaannya adalah 95%, sedangkan $(1 - \alpha)$ sendiri disebut koefisien kepercayaan. Batas kepercayaan bawah atau *lower confidence limit* adalah $\bar{X} - Z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)} \sigma \bar{X}$ dan $\bar{X} + Z_{\left(\frac{\alpha}{2}\right)} \sigma \bar{X}$ merupakan batas kepercayaan atas atau *upper confidence limit* (Makridakis dan Steven, 1999:82-83)..

2.11 Metode Optimasi *Error*

Metode yang dipakai dalam optimasi *error* (nilai *sum square error*) adalah metode optimasi orde kedua (*Matrik Hessian*). Metode *Matrik Hessian* ini digunakan dalam algoritma *Quasi-Newton*. Algoritma *Quasi-Newton* merupakan metode optimasi dengan pendekatan *gradient*. Metode ini dipakai dalam pemodelan *artificial neural network* pada penelitian ini, dan diimplementasikan dalam *software S-Plus 2000*.

Metode *Quasi-Newton* ini didasarkan pada pendekatan lokal kuadratik yang merupakan suatu fungsi *error* dari *Deret Taylor* tentang $E(w)$ di sekitar beberapa titik \hat{w} , sehingga akan didapatkan:

$$E(w) = E(\hat{w}) + (w - \hat{w})^T b + \frac{1}{2} (w - \hat{w})^T H (w - \hat{w}) \quad (2.44)$$

$$b = \nabla E|_w \quad (2.45)$$

Dimana b didefinisikan sebagai *gradient* dari E yang telah dikoreksi oleh \hat{w} .

Matriks Hessian H didefinisikan sebagai:

$$(H)_{ij} = \frac{\partial^2 E}{\partial w_i \partial w_j} \bigg|_{\hat{w}} \quad (2.46)$$

Dari rumusan di atas akan didapatkan suatu hubungan pendekatan lokal dari *gradient* yang dinyatakan dengan:

$$\nabla E = b + H(w - \hat{w}) \quad (2.47)$$

Jika $\nabla E = 0$ dan \hat{w} sebagai nilai minimum dari fungsi *error*, maka dari rumus (2.47) dapat dirubah menjadi:

$$E(w) = E(w^*) + \frac{1}{2} (w - w^*)^T H (w - w^*) \quad (2.48)$$

$$w^* = w - H^{-1} g \quad (2.49)$$

dimana : w^* : nilai minimum dari fungsi *error*

H : *Matriks Hessian*

g : *gradient* untuk setiap nilai w

g : $\Delta E = H(w - w^*)$

$H^{-1} g$: *newton direction* atau *newton step* (bentuk dasar dari strategi optimasi).

Setiap perhitungan *Matriks Hessian* dan *invers*-nya, metode ini juga melakukan pendugaan terhadap *invers Hessian* melalui step-stepnya. Misalkan dari persamaan (2.40) vektor bobot dari step τ dan $\tau + 1$ dapat dirubah menjadi:

$$w^{\tau+1} - w^{\tau} = -H^{-1} (g^{\tau+1} - g^{(\tau)}) \quad (2.50)$$

Persamaan di atas disebut dengan kondisi *Quasi-Newton*. Permasalahan akan terjadi jika kondisi *Quasi-Newton* ini mempunyai *Matrik Hessian* yang tidak definit positif. Salah satu cara untuk mengatasinya adalah dengan prosedur *update* atau pendugaan terhadap *invers Hessian*. Prosedur *update* yang umum dipakai adalah rumusan dari *Davidson-Fletcher-Powell* dan rumusan *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno*. Dimana formula *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno* adalah sebagai berikut:

$$G^{\tau+1} = G^{\tau} + \frac{pp^T}{p^T v} - \frac{(G^{(\tau)} v)v^T G^{(\tau)}}{v^T G^{(\tau)} v} + (v^T G^{(\tau)} v)uu^T \quad (2.51)$$

dimana : G : matrik pendugaan terhadap *invers Hessian*

p : $w^{\tau+1} - w^{\tau}$

v : $g^{\tau+1} - g^{(\tau)}$

u : $\frac{p}{p^T v} - \frac{G^{(\tau)} v}{v^T G^{(\tau)} v}$

Dalam perkembangannya aplikasi matrik G terhadap *update* nilai pembobot dapat menggunakan persamaan:

$$w^{\tau+1} = w^{\tau} + \alpha^{\tau} G^{(\tau)} g^{(\tau)} \quad (2.52)$$

dimana : $w^{\tau+1}$: nilai w baru

w^{τ} : nilai w lama

α : nilai yang ditentukan pada saat fungsi minimum

Kelebihan dari pendekatan *Quasi-Newton* adalah *line-searchnya* tidak perlu dibentuk dengan menggunakan akurasi yang tinggi karena metode ini tidak memerlukan bentuk *critical factor* atau faktor kritis dalam algoritmanya.

Kelemahan dari metode *Quasi-Newton* adalah jika diterapkan pada jaringan yang mempunyai banyak *link* bobot, metode ini tidak mempunyai memori yang cukup untuk mengatasinya.

2.12 Mata

Manusia sebagai makhluk yang paling sempurna diciptakan Allah yang mempunyai banyak sekali kelebihan jika dibandingkan dengan makhluk-makhluk ciptaan Allah yang lainnya. Bukti otentik dari kebenaran manusia merupakan makhluk yang paling sempurna di antara makhluk yang lain adalah ayat Al-Qur'an surat Al-Israa' ayat 70 dan At-Tiin ayat 4 sebagai berikut:

وَلَقَدْ كَرَّمْنَا بَنِي آدَمَ وَحَمَلْنَاهُمْ فِي الْبَرِّ وَالْبَحْرِ وَرَزَقْنَاهُمْ مِنَ الطَّيِّبَاتِ وَفَضَّلْنَاهُمْ عَلَى كَثِيرٍ مِّمَّنْ خَلَقْنَا تَفْضِيلًا ﴿٧٠﴾

Artinya: “Dan Sesungguhnya telah Kami muliakan anak-anak Adam, Kami angkut mereka di daratan dan di lautan, Kami beri mereka rezki dari yang baik-baik dan Kami lebihkan mereka dengan kelebihan yang sempurna atas kebanyakan makhluk yang telah Kami ciptakan” (Q.S. Al-Israa’:70).

لَقَدْ خَلَقْنَا الْإِنْسَانَ فِي أَحْسَنِ تَقْوِيمٍ ﴿٤﴾

Artinya: “Sesungguhnya Kami telah menciptakan manusia dalam bentuk yang sebaik-baiknya” (Q.S. At-Tiin:4).

Satu hal yang membuat manusia lebih baik dari makhluk lain yaitu karena manusia dianugerahi oleh Allah dengan alat indera. Indera ini berfungsi untuk mengenali setiap perubahan lingkungan, baik yang terjadi di dalam maupun di luar tubuh. Indera yang ada pada makhluk hidup, memiliki sel-sel reseptor khusus. Sel-sel reseptor inilah yang berfungsi untuk mengenali perubahan lingkungan yang terjadi, salah satunya yaitu mata.

Mata merupakan alat optik yang cukup penting bagi manusia. Mata mempunyai lensa berbentuk cembung. Fungsi lensa mata untuk membentuk bayangan benda yang dilihat yang ditangkap oleh retina. Sifat bayangan yang dibentuk adalah nyata, terbalik, dan diperkecil. Secara konstan mata menyesuaikan jumlah cahaya yang masuk, memusatkan perhatian pada objek yang dekat dan jauh serta menghasilkan gambaran yang kontinu yang dengan segera dihantarkan ke otak (Sidarta, 2004:5-6).

Hasil pembiasan sinar pada mata ditentukan oleh media penglihatan yang terdiri atas kornea, cairan mata, lensa, badan kaca, dan panjangnya bola mata. Pada orang normal susunan pembiasan oleh media penglihatan dan panjangnya bola mata demikian seimbang sehingga bayangan benda setelah melalui media penglihatan dibiaskan tepat di daerah makula lutea. Mata yang normal disebut sebagai mata *emetropia* dan akan menempatkan bayangan benda tepat di retinanya pada keadaan mata yang tidak melakukan akomodasi atau istirahat melihat jauh.

Mata mempunyai reseptor khusus untuk mengenali perubahan sinar dan warna. Sesungguhnya yang disebut mata bukanlah hanya bola mata, tetapi termasuk otot-otot penggerak bola mata, kotak mata (rongga tempat mata berada), kelopak, dan bulu mata (Purnomo, 2008:32).

2.12.1 Bagian-bagian Mata

Allah berfirman dalam surat Al-Baqarah ayat 31 yang berbunyi:

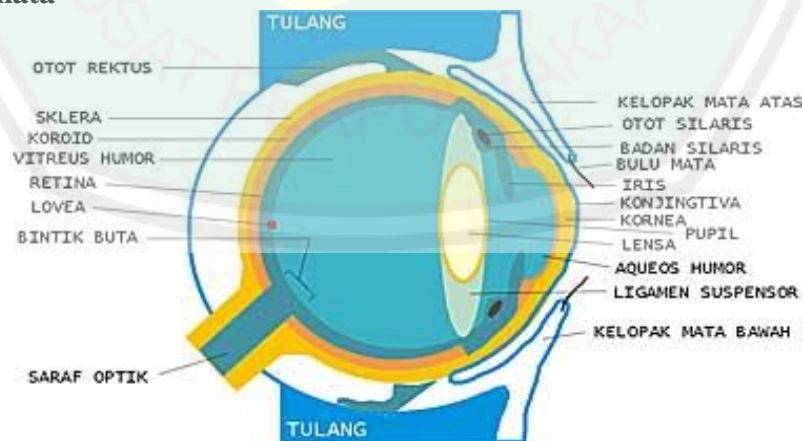
وَعَلَّمَ آدَمَ الْأَسْمَاءَ كُلَّهَا ثُمَّ عَرَضَهُمْ عَلَى الْمَلَائِكَةِ فَقَالَ أَنْبِئُونِي بِأَسْمَاءِ هَٰؤُلَاءِ إِنْ كُنْتُمْ صَادِقِينَ

صَدَقِينَ

Artinya: “Dan Dia mengajarkan kepada Adam Nama-nama (benda-benda) seluruhnya, kemudian mengemukakannya kepada Para Malaikat lalu berfirman: "Sebutkanlah kepada-Ku nama benda-benda itu jika kamu mamang benar orang-orang yang benar" (Q.S. Al-Baqarah:31).

Dari ayat di atas dijelaskan bahwa sesudah manusia pertama diciptakan, kepadanya telah diajarkan oleh Allah nama-nama yang dapat dicapai oleh kekuatan manusia, baik dengan panca indera ataupun dengan akal semata-mata, dan semuanya diajarkan kepadanya. Dari penjelasan ini penulis menyimpulkan bahwa manusia dianugerahkan Allah potensi untuk mengetahui nama atau fungsi dan karakteristik benda-benda, misalkan tentang mata dan bagian-bagiannya yang dibahas pada penelitian ini.

1. Bola mata



Gambar 2.6 Bola Mata

(James, dkk., 2005:25).

Di dalam bola mata terdapat tiga lapis dinding dan struktur bola mata yang berperan dalam proses perjalanan cahaya dari luar menuju retina, yaitu sebagai berikut:

1. Sklera

Sklera merupakan jaringan ikat dengan serat yang kuat, berwarna putih buram (tidak tembus cahaya), kecuali di bagian depan bersifat transparan yang disebut kornea. Konjungtiva adalah lapisan transparan yang melapisi kornea dan kelopak mata. Lapisan ini berfungsi melindungi bola mata dari gangguan.

2. Koroid

Koroid berwarna coklat kehitaman sampai hitam. Koroid merupakan lapisan yang berisi banyak pembuluh darah yang memberi nutrisi dan oksigen terutama untuk retina. Warna gelap pada koroid berfungsi untuk mencegah refleksi (pemantulan sinar). Di bagian depan, koroid membentuk badan siliaris yang berlanjut ke depan membentuk iris yang berwarna. Di bagian depan iris bercelah membentuk pupil (anak mata). Melalui pupil sinar masuk. Iris berfungsi sebagai diafragma, yaitu pengontrol ukuran pupil untuk mengatur sinar yang masuk. Badan siliaris membentuk ligamentum yang berfungsi mengikat lensa mata. Kontraksi dan relaksasi dari otot badan siliaris akan mengatur cembung pipihnya lensa (James, dkk., 2005:6-11).

3. Retina

Retina merupakan lapisan yang peka terhadap sinar. Pada seluruh bagian retina berhubungan dengan badan sel-sel saraf yang serabutnya membentuk urat saraf optik yang memanjang sampai ke otak. Bagian yang dilewati urat

saraf optik tidak peka terhadap sinar dan daerah ini disebut bintik buta (Bradford, 2004:129).

Cahaya yang masuk melalui kornea diteruskan ke pupil. Iris mengatur jumlah cahaya yang masuk dengan cara membuka dan menutup, seperti halnya celah pada lensa kamera. Jika lingkungan di sekitar gelap, maka cahaya yang masuk akan lebih banyak, jika lingkungan di sekitar terang, maka cahaya yang masuk menjadi lebih sedikit. Ukuran pupil dikontrol oleh otot sfingter pupil, yang membuka dan menutup iris (Purnomo, 2008:50).

Lensa terdapat di belakang iris. Dengan merubah bentuknya, lensa memfokuskan cahaya ke retina. Jika mata memfokuskan pada objek yang dekat, maka otot silier akan berkontraksi, sehingga lensa menjadi lebih tebal dan lebih kuat (James, dkk., 2005:29). Jika mata memfokuskan pada objek yang jauh, maka otot silier akan mengendur dan lensa menjadi lebih tipis dan lebih lemah. Sejalan dengan pertambahan usia, lensa menjadi kurang lentur, kemampuannya untuk menebal menjadi berkurang sehingga kemampuannya untuk memfokuskan objek yang dekat juga berkurang. Keadaan ini disebut *presbiopia*.

Retina mengandung saraf-saraf cahaya dan pembuluh darah. Bagian retina yang paling sensitif adalah makula, yang memiliki ratusan ujung saraf. Banyaknya ujung saraf ini menyebabkan gambaran visual yang tajam. Retina mengubah gambaran tersebut menjadi gelombang listrik yang oleh saraf optikus dibawa ke otak (Vhaugan, 1962:76).

Saraf optikus menghubungkan retina dengan cara membelah jalurnya. Sebagian serat saraf menyilang ke sisi yang berlawanan pada saraf optikus (suatu

daerah yang berada tepat di bawah otak bagian depan). Kemudian sebelum sampai ke otak bagian belakang, berkas saraf tersebut akan bergabung kembali (James, dkk., 2005:40).

2. Kotak mata

Kotak mata pada tengkorak berfungsi melindungi bola mata dari kerusakan. Selaput transparan yang melapisi kornea dan bagian dalam kelopak mata disebut konjungtiva. Selaput ini peka terhadap iritasi. Konjungtiva penuh dengan pembuluh darah dan serabut saraf. Radang konjungtiva disebut konjungtivitis (James, dkk., 2005:46). Untuk mencegah kekeringan, konjungtiva dibasahi dengan cairan yang keluar dari kelenjar air mata (kelenjar lakrimal) yang terdapat di bawah alis. Air mata mengandung lendir, garam, dan antiseptik dalam jumlah kecil. Air mata berfungsi sebagai alat pelumas dan pencegah masuknya mikro organisme ke dalam mata.

3. Otot mata

Ada enam otot mata yang berfungsi memegang sklera. Empat di antaranya disebut otot rektus (*rektus inferior, rektus superior, rektus eksternal, dan rektus internal*). Otot rektus berfungsi menggerakkan bola mata ke kanan, ke kiri, ke atas, dan ke bawah. Dua lainnya adalah otot obliq atas (*superior*) dan otot obliq bawah (*inferior*) (James, dkk., 2005:55).

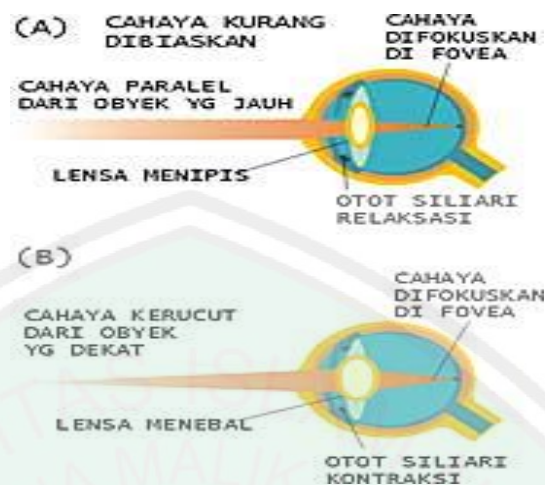
2.12.2 Cara kerja mata

Cara kerja mata manusia pada dasarnya sama dengan cara kerja kamera, kecuali cara mengubah fokus lensa. Sinar yang masuk ke mata sebelum sampai di retina mengalami pembiasan lima kali yaitu waktu melalui konjungtiva, kornea,

aqueous humor, lensa, dan vitreous humor. Pembiasan terbesar terjadi di kornea. Bagi mata normal, bayang-bayang benda akan jatuh pada bintik kuning, yaitu bagian yang paling peka terhadap sinar.

Ada dua macam sel reseptor pada retina, yaitu sel kerucut (sel konus) dan sel batang (sel basilus). Sel konus berisi pigmen lembayung dan sel batang berisi pigmen ungu. Kedua macam pigmen akan terurai bila terkena sinar, terutama pigmen ungu yang terdapat pada sel batang. Oleh karena itu, pigmen pada sel basilus berfungsi untuk situasi kurang terang, sedangkan pigmen dari sel konus berfungsi lebih pada suasana terang yaitu untuk membedakan warna, makin ke tengah maka jumlah sel batang makin berkurang sehingga di daerah bintik kuning hanya ada sel konus saja (James, dkk., 2005:80).

Jarak terdekat yang dapat dilihat dengan jelas disebut titik dekat (*punctum proximum*). Jarak terjauh saat benda tampak jelas tanpa kontraksi disebut titik jauh (*punctum remotum*). Jika sangat dekat dengan objek maka cahaya yang masuk ke mata tampak seperti kerucut, sedangkan jika sangat jauh dari objek, maka sudut kerucut cahaya yang masuk sangat kecil sehingga sinar tampak paralel. Baik sinar dari objek yang jauh maupun yang dekat harus direfraksikan (dibiaskan) untuk menghasilkan titik yang tajam pada retina agar objek terlihat jelas. Pembiasan cahaya untuk menghasilkan penglihatan yang jelas disebut pemfokusan.



Gambar 2.7 Cara Kerja Mata
 a. Akomodasi mata saat melihat jauh
 b. Akomodasi mata saat melihat dekat

(James, dkk., 2005:36).

Cahaya dibiaskan jika melewati konjungtiva kornea. Cahaya dari objek yang dekat membutuhkan lebih banyak pembiasan untuk pemfokusan dibandingkan objek yang jauh. Mata mamalia mampu mengubah derajat pembiasan dengan cara mengubah bentuk lensa. Cahaya dari objek yang jauh difokuskan oleh lensa tipis panjang, sedangkan cahaya dari objek yang dekat difokuskan dengan lensa yang tebal dan pendek. Perubahan bentuk lensa ini akibat kerja otot siliari. Saat melihat dekat, otot siliari berkontraksi sehingga memendekkan aperture yang mengelilingi lensa. Sebagai akibatnya lensa menebal dan pendek. Saat melihat jauh, otot siliari relaksasi sehingga aperture yang mengelilingi lensa membesar dan tegangan ligamen suspensor bertambah. Sebagai akibatnya ligamen suspensor mendorong lensa sehingga lensa memanjang dan pipih. Proses pemfokusan objek pada jarak yang berbeda-beda disebut daya akomodasi (Sidarta, 2004:96).

2.13 Kelainan Refraksi Mata

Ada berbagai faktor yang menyebabkan kelainan penglihatan seperti kelainan struktur mata atau penyakit yang menyerang kornea, lensa, retina, saraf mata dan lain sebagainya. Di samping itu kelainan penglihatan juga dapat diperoleh karena faktor keturunan misalnya perkawinan antar saudara dekat dapat meningkatkan kemungkinan diturunkannya kondisi kelainan penglihatan.

Kelainan refraksi adalah keadaan bayangan tegas tidak dibentuk pada retina. Secara umum terjadi ketidakseimbangan sistem penglihatan pada mata sehingga menghasilkan bayangan yang kabur. Sinar tidak dapat dibiaskan tepat pada retina, tetapi dapat di depan atau di belakang retina dan tidak terletak pada satu titik fokus. Kelainan refraksi dapat diakibatkan terjadinya kelainan kelengkungan kornea dan lensa, perubahan indek bias, dan kelainan panjang sumbu bola mata (Sidarta, 1997:5-7).

2.13.1 Miopi

Miopi adalah refraksi pada mata dimana bayangan difokuskan di depan retina, ketika mata tidak dalam kondisi berakomodasi. Ini juga dapat dijelaskan pada kondisi refraktif dimana cahaya yang sejajar dari suatu objek yang masuk pada mata akan jatuh di depan retina tanpa akomodasi. Berasal dari bahasa Yunani *muopia* yang memiliki arti menutup mata. Miopi merupakan manifestasi kabur bila melihat jauh, istilah populemnya adalah *nearsightedness* (Bradford, 2004:47).

Miopi atau disebut juga rabun jauh merupakan jenis kerusakan mata yang disebabkan pertumbuhan bola mata yang terlalu panjang atau kelengkungan kornea yang terlalu cekung (Sidarta, 2007:23). Kelainan refraksi dimana berkas

sinar sejajar yang memasuki mata tanpa akomodasi, jatuh pada fokus yang berada di depan retina (Purnomo, 2008:54).

Kelainan refraksi dimana sinar sejajar yang masuk ke mata dalam keadaan istirahat (tanpa akomodasi) akan dibias membentuk bayangan di depan retina. Seorang penderita miopi akan mengalami kesulitan melihat benda yang letaknya jauh, namun dapat dengan jelas melihat benda yang letaknya dekat dengan kata lain seorang penderita miopi yang tidak bisa melihat benda di kejauhan akan melihat benda tersebut dengan lebih jelas setelah mendekatinya. Miopi pada umumnya dimulai pada usia kanak-kanak dan memburuk secara progresif sampai dewasa pada usia sekitar 18 sampai 21 tahun.

2.13.2 Klasifikasi Miopi

Klasifikasi miopi berdasarkan besarnya derajat refraksi *anomali* dapat diuraikan sebagai berikut:

- a. Miopi ringan: *Spheris* – 0.25 *Dioptri* sampai dengan *Spheris* – 3.00 *Dioptri*.
- b. Miopi sedang: *Spheris* – 3.25 *Dioptri* sampai dengan *Spheris* – 6.00 *Dioptri*.
- c. Miopi berat: lebih dari *Spheris* – 6.25 (James, dkk., 2005:172-173).

Klasifikasi berdasarkan laju perubahan besarnya derajat *anomali* secara klinis dapat dibagi menjadi 3 macam, yaitu sebagai berikut:

- a. Miopi simplek atau stasioner atau fisiologik

Miopi ini biasanya timbul pada usia yang masih muda kemudian akan berhenti. Tetapi dapat juga naik sedikit kemudian berhenti. Dapat juga naik sedikit pada masa puber sampai sekitar umur 20 tahun. Besar *dioptri*-nya adalah kurang dari S sampai dengan – 5.00 *Dioptri* atau S sampai dengan –

6.00 *Dioptri*. Tetapi kalau dikoreksi dengan lensa yang sesuai dapat mencapai normal yaitu 6/6 atau 20/20.

b. Miopi progresif

Miopi ini ditemukan pada segala umur. Pada keadaan ini akan terjadi kelainan fundus yang khas untuk miopi tinggi (miopi yang lebih dari *Spheris* sampai dengan – 6.00 *Dioptri*) (Vhaugan, 1962:100-102).

c. Miopi maligna

Miopi ini disebut juga dengan miopi patologis atau degeneratif karena disertai dengan penuaan dari koroid dan bagian lain dalam bola mata (lensa, koroid dan badan siliar) (Sidarta, 2000:67).

Sidarta (1997:97-99) menyatakan bahwa rabun jauh (miopi) adalah cacat mata yang tidak dapat melihat benda- benda jauh dengan jelas. Cacat mata miopi dapat diatasi dengan menggunakan kaca mata berlensa negatif (lensa cekung atau divergen). Ciri-cirinya, adalah sebagai berikut:

- Pada saat melihat benda yang jauh bayangannya jatuh di depan retina, sehingga benda terlihat kurang jelas.
- Pada saat melihat benda yang bayangannya jatuh tepat pada retina.
- Titik jauhnya kurang dari tak berhingga ($S_i = pr < \infty$)
- Rumus kekuatan lensa yang digunakan:

$$p = \frac{1}{pr} \text{ atau } p = \frac{1}{S_0} - \frac{1}{S_i} \quad (2.53)$$

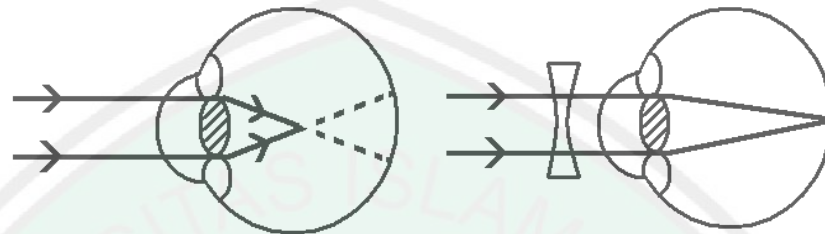
Keterangan:

P : kekuatan lensa (dalam *dioptri*).

Pr : jarak terjauh yang masih dapat dilihat (dalam meter).

S_o : titik jauh mata normal terletak pada jarak jauh tak berhingga.

S_i : titik jauh mata normal kurang dari tak terhingga.



Gambar 2.8 Klasifikasi Refraksi Pada Miopi

Mata miopi saat melihat jauh tanpa kacamata.

Mata miopi saat melihat jauh berkacamata negative (-)

(James, dkk., 2005:120).

Berdasarkan penyebabnya, miopi dibedakan menjadi dua jenis, yaitu sebagai berikut:

1. Aksial, ini dapat terjadi sejak lahir karena faktor hereditas, komplikasi penyakit lain seperti gondok, TBC, dan campak maupun karena kongenital. Selain itu juga dapat karena anak biasa membaca dalam jarak yang selalu dekat sehingga mata luar dan polus posterior yang paling lemah dari bola mata memanjang. Ini merupakan suatu keadaan dimana jarak fokus media refraksi lebih pendek dibandingkan sumbu orbitnya. Dalam hal ini jarak fokus media refraksi normal 22,6 mm sedangkan jarak sumbu orbitnya adalah $> 22,6$ mm.
2. Refraksi, merupakan suatu keadaan dimana jarak fokus media refraksi lebih pendek dibandingkan sumbu orbitnya. Namun dalam hal ini sumbu orbit normal 22,6 mm sedangkan jarak fokus media refraksi $< 22,6$ mm (James, dkk., 2005:167-168).

BAB III

PEMBAHASAN

3.1 Pencarian Bobot pada *Artificial Neural Network* dengan Metode *Backpropagation*

Menurut Ripley (1996) secara umum *artificial neural network* merupakan suatu arsitektur yang terdiri dari satu atau beberapa *hidden layer* dimana semua *neuron* dalam *layer* dinyatakan dengan:

$$y_k = f_k \left(a_k + \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right) \right) \quad (3.1)$$

dimana: x : *signal input*

y : *signal output*

f_k : fungsi aktivasi

α_k : nilai *bias* untuk *output* ke- k

α_j : nilai *bias* untuk *hidden node* ke- j

$i = 1, 2, \dots, l$; $j = 1, 2, \dots, m$; dan $k = 1, 2, \dots, n$

$\sum_{j \rightarrow k} w_{jk}$: jumlah bobot dari *hidden* ke *output*

$\sum_{i \rightarrow j} w_{ij}$: jumlah bobot dari *input* ke *hidden*

Persamaan (3.1) di atas dapat ditulis menjadi

$$y_k = a_k f_k + a_j f_k \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right) + f_k \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right) \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \quad (3.2)$$

Dari persamaan (3.2) dapat disederhanakan menjadi

$$y_k = a_k f_k + f_k \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right) \quad (3.3)$$

Untuk mendapatkan persamaan w_{ij} , maka dengan cara memisahkan:

$$A = a_k f_k \quad (3.4)$$

$$B = f_k \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right) \quad (3.5)$$

maka,

$$y_k = A + B \Rightarrow y_k = A \cup y_k = B \quad (3.6)$$

Dari persamaan (3.6) diperoleh

$$\begin{aligned} A &= a_k f_k \\ f_k &= y_k (a_k)^{-1} \end{aligned} \quad (3.7)$$

dan

$$\begin{aligned} B &= f_k \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right) \\ f_k \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j &= y_k \left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right)^{-1} \\ f_k &= y_k \left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right)^{-1} \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} \end{aligned} \quad (3.8)$$

Dari hasil di atas sehingga persamaan (3.7) dan (3.8) dijumlahkan menjadi:

$$\begin{aligned} f_k &= y_k (a_k)^{-1} + y_k \left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right)^{-1} \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} \\ f_k \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right) &= y_k \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right) (a_k)^{-1} + y_k \left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right)^{-1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
f_k \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right) (y_k)^{-1} &= \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j (a_k)^{-1} + \left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right)^{-1} \\
\left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right)^{-1} &= f_k \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j (y_k)^{-1} - \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j (a_k)^{-1} \\
1 &= \left[f_k \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j (y_k)^{-1} - \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j (a_k)^{-1} \right] \left[a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right] \\
a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i &= \left[f_k \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j (y_k)^{-1} - \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j (a_k)^{-1} \right]^{-1} \\
\sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i &= \left[f_k \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j (y_k)^{-1} - \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j (a_k)^{-1} \right]^{-1} - a_j \\
&= \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} \left[f_k \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j (y_k)^{-1} - \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j (a_k)^{-1} \right]^{-1} - \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} a_j \\
&= \frac{1}{\sum_{i \rightarrow j} x_i} \cdot \frac{1}{\left(\frac{f_k \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j}{y_k} - \frac{\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j}{a_k} \right)} \cdot \frac{a_j}{\sum_{i \rightarrow j} x_i} \\
&= \frac{1}{\left(\frac{f_k \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j}{y_k} - \frac{\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j}{a_k} \right)} \cdot \frac{a_j}{\sum_{i \rightarrow j} x_i} \\
&= \frac{1}{\frac{a_k f_k \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right) - y_k \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)}{a_k y_k}} \cdot \frac{a_j}{\sum_{i \rightarrow j} x_i} \\
&= \frac{a_k y_k}{a_k f_k \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right) - y_k \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)} \cdot \frac{a_j}{\sum_{i \rightarrow j} x_i} \\
&= \frac{a_k y_k}{(a_k f_k - y_k) \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)} - a_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1}
\end{aligned}$$

(3.9)

Hasil penjumlahan dari persamaan (3.7) dan (3.8) maka didapatkan persamaan (3.10)

$$\sum_{i \rightarrow j} w_{ij} = \frac{a_k y_k}{(a_k f_k - y_k)} \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} \quad (3.10)$$

Sehingga dari hasil persamaan (3.10) di atas akan di masukkan ke dalam persamaan yang (3.11) yang mana nantinya akan digunakan untuk menentukan hasil dari persamaan (3.14) yaitu:

$$x_j = \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} y_j \quad (3.11)$$

maka

$$\begin{aligned} x_j &= \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} y_j \\ &= \left[\frac{a_k y_k}{(a_k f_k - y_k)} \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} \right] \sum_{i \rightarrow j} y_j \\ &= \frac{a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} \end{aligned} \quad (3.12)$$

Jadi hasil dari perkalian antara persamaan (3.10) dan persamaan (3.11) adalah

$$x_j = \frac{a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} \quad (3.13)$$

Kemudian dari hasil persamaan (3.13) di atas akan dikalikan ke dalam persamaan (3.14), dimana pada hasil ini merupakan hasil dari pencarian bobot pada *artificial neural network* dengan metode *backpropagation*, yaitu sebagai berikut:

$$y_j = f_j(x_j) \quad (3.14)$$

maka

$$\begin{aligned}
 y_j &= f_j(x_j) \\
 &= \left(a_j + \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right) \left[\frac{a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} \right] \\
 &= \frac{a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} (a_j) - a_j \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} (a_j) + \frac{a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \\
 &\quad \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} \left(\sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right) - a_j \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} \left(\sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i \right) \\
 &= \frac{a_j a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j^2 \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} + \frac{a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i y_j \\
 &\quad \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j^2 \left(\sum_{i \rightarrow j} w_{ij} x_i y_j \right) \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} \\
 &= \frac{a_j a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j^2 \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} + \frac{a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} y_j \\
 &\quad \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j^2 \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} y_j
 \end{aligned} \tag{3.15}$$

Jadi hasil perkalian antara persamaan (3.13) dan persamaan (3.14) didapatkan persamaan (3.16)

$$\begin{aligned}
 y_j &= \frac{a_j a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j^2 \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} + \frac{a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} y_j \\
 &\quad \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j^2 \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} y_j
 \end{aligned} \tag{3.16}$$

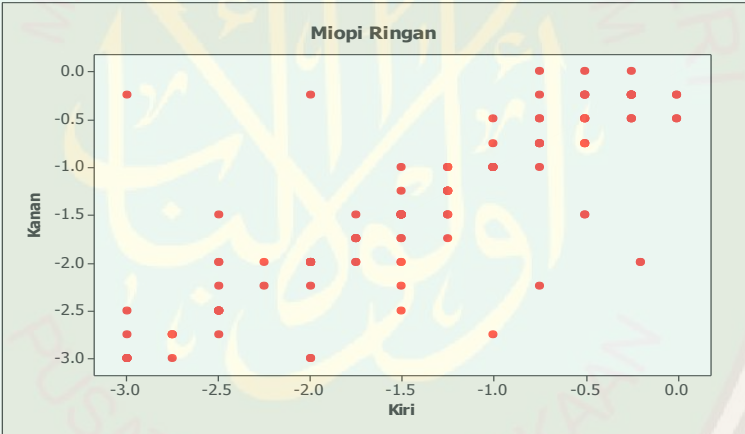
3.2 Analisis Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data kelainan mata khususnya pada kelainan mata miopi (rabun jauh) dari Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011 yang diolah oleh peneliti sehingga diperoleh nilai *dioptri* yang menunjukkan kelainan mata miopi yang meliputi miopi ringan (*spheris* -0,25 *dioptri* sampai *spheris* -3,00 *dioptri*), miopi sedang (*spheris* -3,25 *dioptri* sampai *spheris* -6,00 *dioptri*) dan miopi berat (lebih dari *spheris* -6,25 *dioptri*). Dari 300 data pasien yang konsultasi maupun yang membeli kaca mata di Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011 diambil 175 data yang terdiri dari 135 data untuk miopi ringan (*spheris* -0,25 *dioptri* sampai *spheris* -3,00 *dioptri*), 30 data untuk miopi sedang (*spheris* -3,25 *dioptri* sampai *spheris* -6,00 *dioptri*) dan 10 data untuk miopi berat (lebih dari *spheris* -6,25 *dioptri*). Dan data untuk proses *backpropagation* ini dapat dilihat pada lampiran I.

Deskripsi data pasien penderita kelainan mata miopi ringan Tahun 2010-2011 Optik Ijen Kota Malang diperoleh dari hasil perhitungan dengan *spheris* kanan yaitu memiliki rata-rata adalah -1,4389, *standart error* rata-rata sebesar 0,0735, *standart deviasi* sebesar 0,8543 dengan nilai terendah adalah -3,0000 dan nilai tertinggi adalah 0,000, dengan Q1 sebesar -2,0000, *median* (nilai tengah) sebesar -1,5000 serta Q3 sebesar -0,7500 sedangkan untuk perhitungan data *spheris* kiri memiliki nilai rata-rata adalah -1,3937, *standart error* rata-rata sebesar 0,0723, *standart deviasi* sebesar 0,8400 dengan nilai terendah adalah -3,0000 dan nilai tertinggi adalah 0,000, dengan Q1 sebesar -2,0000, *median* (nilai tengah) sebesar -1,5000 serta Q3 sebesar -0,7500.

Tabel 3.1 Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Ringan Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011

Deskripsi Data Ringan: Kanan, Kiri							
Variabel	Mean	SE Mean	StDev	Varian	Minimum	Q1	Median
Kanan	-1.4389	0.0735	0.8543	0.7299	-3.0000	-2.0000	-1.5000
Kiri	-1.3937	0.0723	0.8400	0.7055	-3.0000	-2.0000	-1.5000
Variabel	Q3	Maximum	Range				
Kanan	-0.7500	0.0000000000	3.0000				
Kiri	-0.7500	0.0000000000	3.0000				



Gambar 3.1 Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Ringan Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011

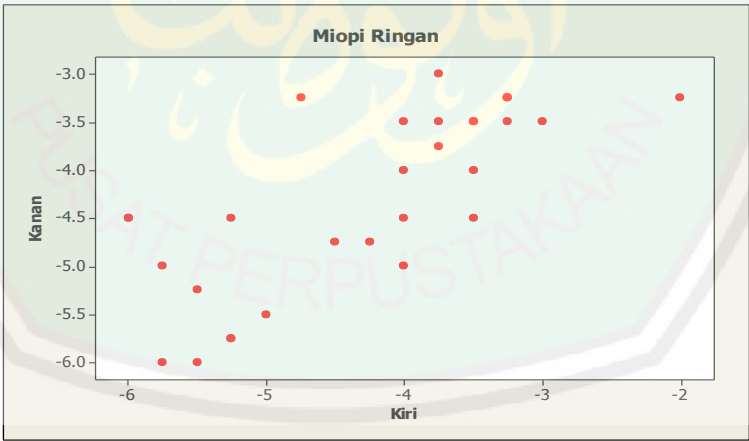
Kemudian deskripsi data pasien penderita kelainan mata miopi sedang Tahun 2010-2011 Optik Ijen Kota Malang diperoleh dari hasil perhitungan dengan *spheris* kanan yaitu memiliki rata-rata adalah -4,275, *standart error* rata-rata sebesar 0,171, *standart deviasi* sebesar 0,936 dengan nilai terendah adalah -6,000 dan nilai tertinggi adalah -3,000, dengan Q1 sebesar -5,000, *median* (nilai tengah) sebesar -4,250 serta Q3 sebesar -3,500 sedangkan untuk perhitungan data *spheris* kiri memiliki nilai rata-rata adalah -4,267, *standart error* rata-rata sebesar

0,190, *standart deviasi* sebesar 1,042 dengan nilai terendah adalah -6,000 dan nilai tertinggi adalah -2,000, dengan Q1 sebesar -5,250, *median* (nilai tengah) sebesar -4,000 serta Q3 sebesar -3,500.

Tabel 3.2 Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Sedang Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011

Deskripsi Data Sedang: Kanan, Kiri								
Variabel	Mean	SE Mean	StDev	Varian	Minimum	Q1	Median	Q3
Kanan	-4.275	0.171	0.936	0.877	-6.000	-5.000	-4.250	-3.500
Kiri	-4.267	0.190	1.042	1.086	-6.000	-5.250	-4.000	-3.500

Variabel	Maximum	Range
Kanan	-3.000	3.000
Kiri	-2.000	4.000



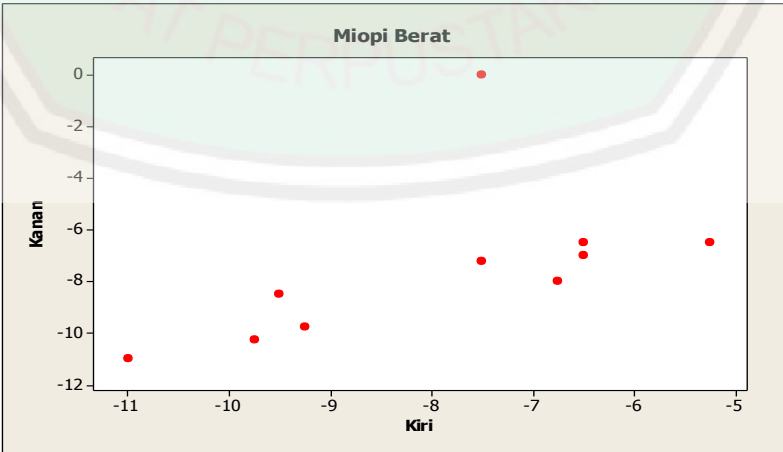
Gambar 3.2 Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Sedang Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011

Sejalanjutnya deskripsi data pasien penderita kelainan mata miopi berat Tahun 2010-2011 Optik Ijen Kota Malang diperoleh dari hasil perhitungan dengan *spheris* kanan yaitu memiliki rata-rata adalah -7,475, *standart error* rata-rata sebesar 0,970, *standart deviasi* sebesar 3,067 dengan nilai terendah adalah -

11,000 dan nilai tertinggi adalah 0,000, dengan Q1 sebesar -9,875, *median* (nilai tengah) sebesar -7,625 serta Q3 sebesar -6,500 sedangkan untuk perhitungan data *spheris* kiri memiliki nilai rata-rata adalah -7,950, *standart error* rata-rata sebesar 0,577, *standart deviasi* sebesar 1,825 dengan nilai terendah adalah -11,000 dan nilai tertinggi adalah -5,250, dengan Q1 sebesar -9,563, *median* (nilai tengah) sebesar -7,500 serta Q3 sebesar -6,500.

Tabel 3.3 Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Berat Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011

Deskripsi Data Berat: Kanan, Kiri									
Variabel	Mean	SE Mean	StDev	Varian	Minimum	Q1	Median	Q3	
Kanan	-7.475	0.970	3.067	9.409	-11.000	-9.875	-7.625	-6.500	
Kiri	-7.950	0.577	1.825	3.331	-11.000	-9.563	-7.500	-6.500	
Variabel	Maximum		Range						
Kanan	0.000000000		11.000						
Kiri	-5.250		5.750						



Gambar 3.3 Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Berat Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011

Dari hasil *analisis deskriptif* dengan program Minitab 14 (Lampiran 2) terlihat bahwa data miopi berat merupakan variabel terbesar yang mendominasi dibandingkan variabel lain, karena dari data miopi berat ini didapat nilai rata-rata untuk data miopi kanan sebesar -7.475 dan untuk miopi kiri sebesar -7.950 dengan *standart deviasi* untuk data miopi kanan sebesar 3.067 dan untuk miopi kiri sebesar 1.825.

3.2.1 Hasil Analisis *Artificial Neural Network* dengan Metode *Backpropagation*

Seperti yang diketahui sebelumnya bahwa *artificial neural network* merupakan suatu metode pengelompokan dan pemisahan data yang prinsip kerjanya sama seperti jaringan syaraf pada manusia. Proses kerja dari *artificial neural network* adalah untuk menggambarkan dan mengelompokkan bentuk yang berbeda dari beberapa populasi yang telah diketahui, sehingga populasi tersebut terpisah dengan baik serta dapat menentukan fungsi pembeda antar kelompok dan mengklasifikasikan objek baru ke dalam kelas atau kelompok yang ada. Sesuai dengan sistem kerjanya di atas, struktur *artificial neural network* terdiri dari tiga lapisan yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Masing-masing lapisan diberikan pembobot yang akan mentransformasi nilai *input* menjadi nilai *output*. Setiap lapisan terdiri dari beberapa *neuron* dan antar *neuron-neuron* ini akan terhubung dengan *neuron-neuron* lain pada lapisan terdekat.

Untuk mengetahui keakuratan *artificial neural network* dalam mendeteksi kelainan mata miopi pada manusia dengan metode *backpropagation* ini tidak memerlukan asumsi data. Untuk mengetahui kestabilan hasil pendeteksian

menggunakan *artificial neural network* dengan metode *backpropagation*, maka dipilih suatu data kelainan mata miopi Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011 yang kemudian dilakukan proses *trial and error* untuk jumlah *hidden node* hingga dapat diperoleh jumlah *hidden node* yang optimal dengan nilai *mean square error* yang minimum. Dari hasil *trial and error* data program *S-Pluss 2000*, dengan fungsi aktivasi apapun dan dengan jumlah *hidden node* berapapun akan diperoleh nilai optimal yang sama (*mean square error* yang dihasilkan sama dengan kesalahan dalam pengelompokan sebesar 0%). Hal ini disebabkan data yang diuji sudah linier, sehingga tidak mempengaruhi proses pembobotan dalam *artificial neural network*. Untuk mendukung pernyataan tersebut maka dapat dilihat plot gabungan hasil iterasi pada Gambar 3.4, Gambar 3.5 dan Gambar 3.6.

Proses *artificial neural network* dengan menggunakan metode *backpropagation* ini memunculkan *output* berupa banyaknya iterasi yang digunakan untuk proses pendeteksian kelainan mata miopi dengan *artificial neural network*, baik dalam bentuk arsitektur, bobot-bobot pada setiap lapisan, nilai *sum square error* pada masing-masing proses pendeteksian dan *output* dari hasil pendeteksian.

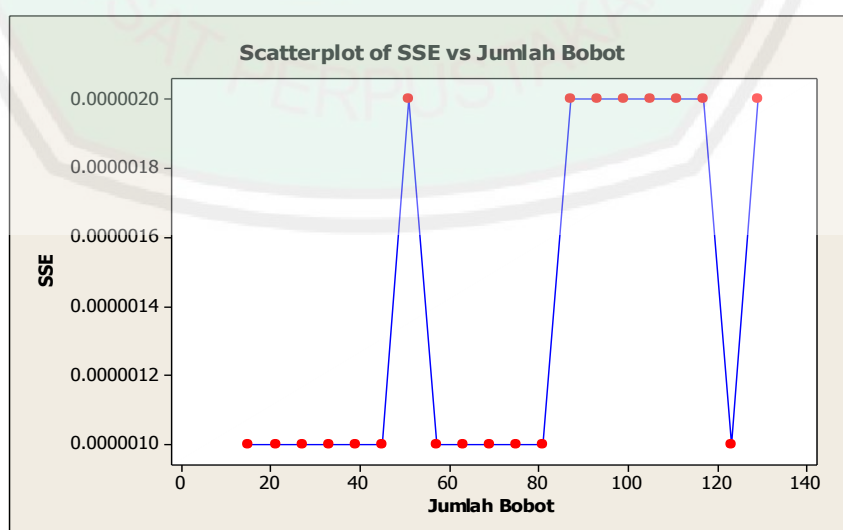
Hasil *trial and error* yang dilakukan pada saat *hidden node* berjumlah 1 sampai 20 pada data kelainan mata miopi Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010–2011 memperoleh hasil yang cukup maksimal. Karena pada saat *hidden node* berjumlah 1 sampai 20 tidak ditemukan suatu data kelainan mata miopi Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010–2011 yang salah dideteksi ke dalam kelompok lain. Akan tetapi yang membedakan dari beberapa *hidden node* tersebut adalah nilai

sum square error dan *mean square error* yang dihasilkan dari proses *trial and error* yang dapat dilihat pada Tabel 3.4 dan diperlihatkan pada Gambar 3.4, Gambar 3.5 dan Gambar 3.6 sebagai berikut:

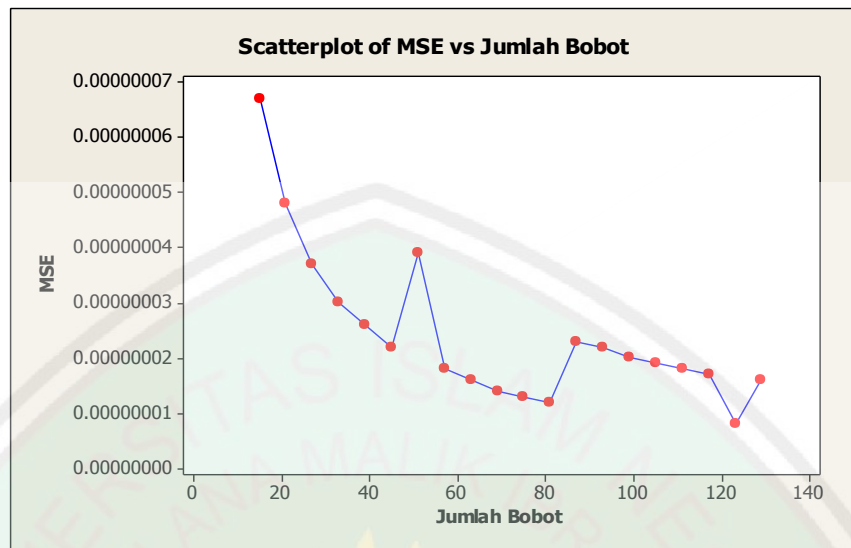
Tabel 3.4 Hasil Penentuan Arsitektur *Artificial Neural Network* dengan *Hidden Node* (1 – 20)

No.	<i>Hidden Node</i>	Jumlah Bobot	<i>Sum Square Error</i>	<i>Mean Square Error</i>
1	1	15	0.000001	0.000000067
2	2	21	0.000001	0.000000048
3	3	27	0.000001	0.000000037
4	4	33	0.000001	0.000000030
5	5	39	0.000001	0.000000026
6	6	45	0.000001	0.000000022
7	7	51	0.000002	0.000000039
8	8	57	0.000001	0.000000018
9	9	63	0.000001	0.000000016
10	10	69	0.000001	0.000000014
11	11	75	0.000001	0.000000013
12	12	81	0.000001	0.000000012
13	13	87	0.000002	0.000000023
14	14	93	0.000002	0.000000022
15	15	99	0.000002	0.000000020
16	16	105	0.000002	0.000000019
17	17	111	0.000002	0.000000018
18	18	117	0.000002	0.000000017
19	19	123	0.000001	0.0000000081
20	20	129	0.000002	0.000000016

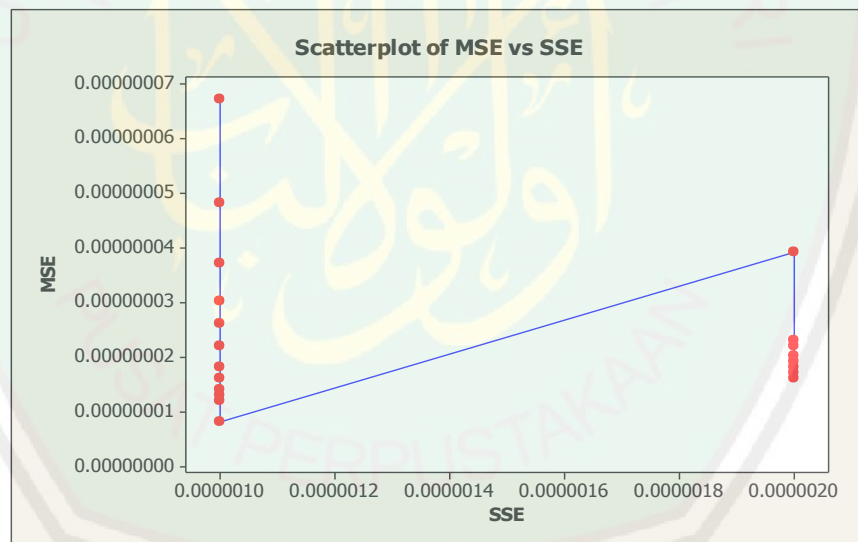
Pada tabel di atas menunjukkan bahwa banyaknya *hidden node* pada suatu arsitektur jaringan tidak mempengaruhi nilai *sum square error* dan *mean square error* yang diperoleh dari hasil *trial and error*. Pada saat *hidden node* mulai dari 1 sampai 6 diperoleh nilai *sum square error* sebesar 0.0000001 dengan nilai *mean square error* sebesar 0.000000067 yang terus turun sampai pada iterasi ke-6 diperoleh nilai *mean square error* sebesar 0.000000022. Iterasi ke-7 diperoleh nilai *sum square error* sebesar 0.0000002 dengan nilai *mean square error* 0.000000039, sehingga pada iterasi ini mengalami kenaikan. Tetapi pada iterasi selanjutnya mengalami penurunan sampai pada iterasi ke-12. Iterasi yang ke-13 sampai iterasi ke-18 mengalami kenaikan. Iterasi yang ke-19 ini mengalami kenaikan yang sangat drastis dengan nilai *mean square error* sebesar 0.0000000081. Sedangkan pada iterasi yang terakhir mengalami penurunan lagi dengan nilai *mean square error* sebesar 0.000000016. Hal ini didukung oleh Gambar 3.4, Gambar 3.5 dan Gambar 3.6.



Gambar 3.4 Plot Gabungan Jumlah Bobot dan *sum square error*



Gambar 3.5 Plot Gabungan Jumlah Bobot dan *mean square error*



Gambar 3.6 Plot Gabungan *sum square error* dan *mean square error*

3.2.2 Kemampuan *Artificial Neural Network* dalam Mengelompokkan Suatu

Data

Besarnya kemampuan *artificial neural network* dalam mengelompokkan suatu data dapat diketahui dari kesalahan dalam proses pendeteksian di atas dan

nilai *mean square error* yang diperoleh dari proses tersebut. Hal ini sesuai dengan uraian yang akan dibahas di bawah ini.

Hasil pengelompokan suatu data dengan menggunakan *artificial neural network* memperoleh suatu peluang probabilitas bersyarat seperti yang terdapat pada tabel 3.5.

Tabel 3.5 Hasil Pengelompokan Data dengan *Artificial Neural Network* dengan 20 *Hidden Node* pada 1 *Hidden Layer*

	Miopi ringan	miopi sedang	miopi berat
N Correct			
Miopi ringan	135 100%	0 0%	0 0%
135			
miopi sedang	0 0%	30 100%	0 0%
30			
miopi berat	0 0%	0 0%	10 100%
10			
N = 175	N Correct = 175		
Proportion Correct = 100%			

Dari hasil di atas dapat dilihat pengelompokan data kelainan mata miopi dengan *artificial neural network* memberikan hasil *proportion correct* sebesar 100%. Berdasarkan keterangan tersebut, maka dapat diketahui bahwa besarnya kemampuan *artificial neural network* dalam mengelompokkan suatu data adalah sebesar 100% dengan tingkat kesalahan pengelompokan 0%.

3.3 Pemodelan dengan *Artificial Neural Network*

Pada tahap ini dilakukan pemodelan dengan prosedur *artificial neural network*. Pemodelan ini bertujuan untuk menentukan bentuk arsitektur jaringan yang optimal. Untuk itu, pemilihan arsitektur terbaik dilakukan dengan mencari kombinasi terbaik dari *input* dan jumlah *hidden node*.

Tidak ada prosedur umum yang dapat digunakan untuk menentukan jumlah *input*, jumlah *hidden layer* dan jumlah *node* pada masing-masing *hidden layer*. Dimana semua ini dilakukan dengan cara coba-coba (*trial and error*). Dalam penelitian ini digunakan satu *hidden layer* agar jumlah bobot yang ditaksir tidak terlalu banyak serta nilai *mean square error* yang dihasilkan juga sudah berpengaruh sebagai kriteria pembandingan. Dengan fungsi aktivasi yang digunakan adalah *logistik sigmoid* untuk *hidden layer* dan *output layer*.

3.3.1 Penentuan Arsitektur Jaringan yang Optimal

Seperti yang telah dijelaskan di atas, belum ada prosedur yang dapat digunakan untuk menentukan *input* dan jumlah *hidden node* yang optimal. Semua dilakukan dengan cara coba-coba (*trial and error*).

Pada tahap penentuan arsitektur jaringan ini bertujuan untuk menentukan bentuk arsitektur yang optimal dengan cara mencari kombinasi maksimal dari nilai masukan (*input*), jumlah layer tersembunyi (*hidden layer*) dan nilai keluaran (*output*) diperoleh dengan cara melakukan suatu proses *trial and error* hingga mendapatkan suatu kombinasi nilai masukan (*input*), jumlah layer tersembunyi (*hidden layer*) dan nilai keluaran (*output*) yang memberikan hasil pengelompokan yang maksimal dan nilai *mean square error* yang minimum.

Dalam penelitian ini akan digunakan prosedur yang pernah dilakukan Ripley (1994). Prosedur ini relatif memberikan kombinasi *trial and error* yang lebih sedikit. Langkah-langkah prosedur ini adalah sebagai berikut:

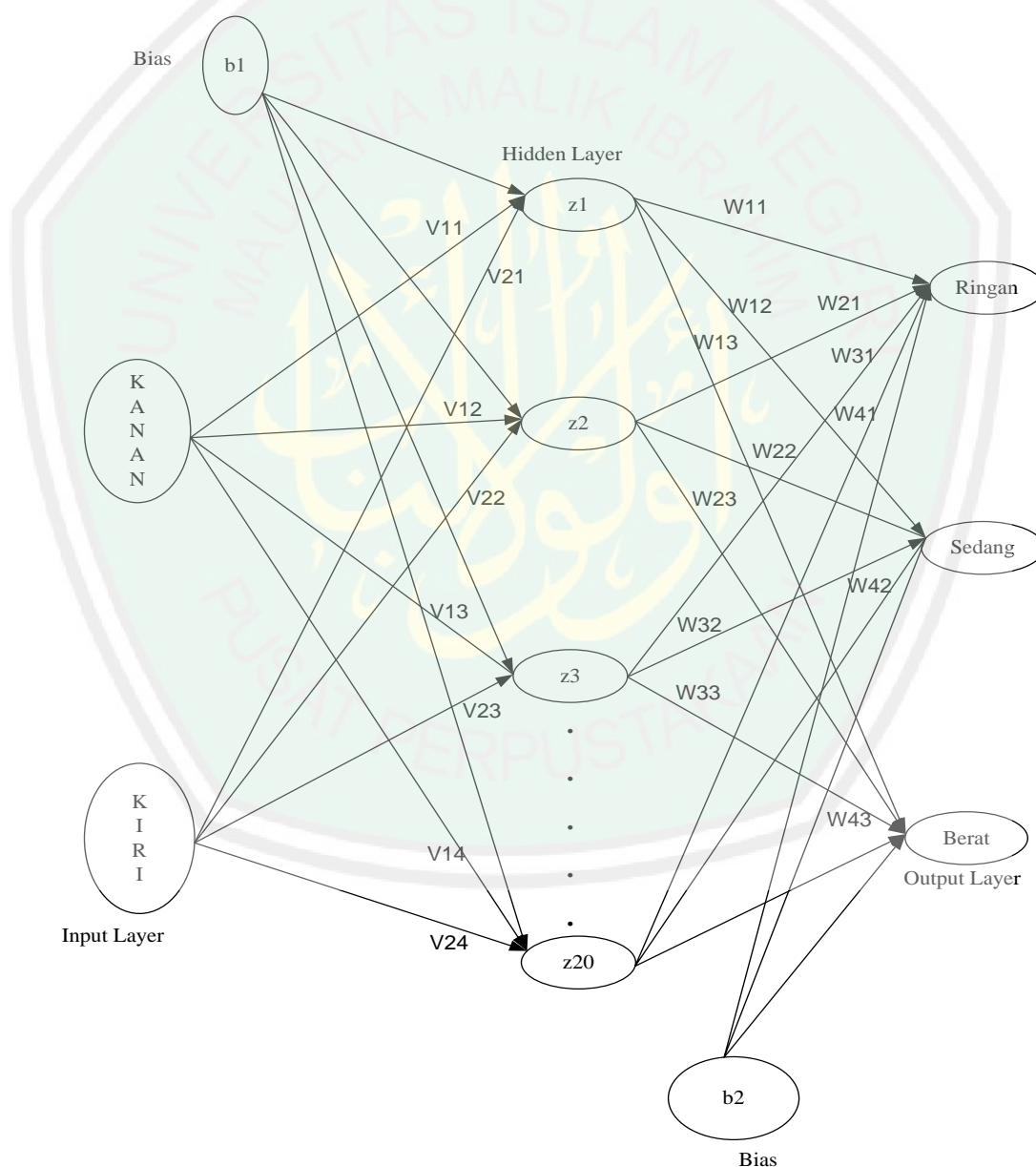
1. Menentukan arsitektur awal dengan jumlah *input* adalah banyaknya kelompok yang akan diuji yang berpengaruh pada nilai output.
2. Menentukan jumlah *hidden node* pada *hidden layer* (*trial and error*).
3. Menentukan fungsi aktivasi.
4. Mengevaluasi pemilihan model terbaik yang merupakan kombinasi antara *input* dan *neuron* dari langkah 2, serta menentukan arsitektur jaringan terbaik dari beberapa kombinasi yang telah dicoba.

Sehingga pada langkah-langkah yang sudah dijelaskan di atas pada proses *trial and error* ini akan menggunakan 2 unit masukan (*input*), 1 unit layar tersembunyi (*hidden layer*) dan 3 nilai keluaran (*output*) dengan fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi *sigmoid biner* untuk layar tersembunyi (*hidden layer*) dan nilai keluaran (*output*).

Pada saat proses pengelompokan data, akan dilakukan proses *trial and error* untuk melihat arsitektur jaringan yang paling optimal. Proses tersebut akan dilakukan secara berulang-ulang untuk menghasilkan arsitektur jaringan yang optimal dengan jumlah layar tersembunyi (*hidden layer*) yang berbeda pada setiap perulangan.

Sebagaimana penjelasan yang tertera di atas, maka dapat diketahui arsitektur jaringan yang paling optimal untuk mendeteksi kelainan mata miopi yaitu arsitektur jaringan yang terdiri dari 2 *unit input*, 20 *hidden node* pada 1

hidden layer, dan 3 *unit output*. Karena pada arsitektur jaringan tersebut menghasilkan suatu nilai *mean square error* yang sudah minimum yang mana nilai yang dihasilkan sudah maksimal dalam mendeteksi kelainan mata miopi. Arsitektur *artificial neural network* ini dapat dilihat pada Gambar 3.7 sebagai berikut:



Gambar 3.7 Arsitektur *Artificial Neural Network* yang Optimal dari Data Kelainan Mata Miopi Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010 – 2011 dengan 2 Unit *Input*, 20 *Hidden Node* pada 1 *Hidden Layer*, dan 3 Unit *Output*

Pada arsitektur *artificial neural network* di atas yang paling optimal dalam mengelompokkan data kelainan mata miopi yaitu terdapat 2 unit *input*, 20 *hidden node* pada 1 *hidden layer*, dan 3 unit *output*. Dimana dalam unit *input* ini terdapat 2 masukan data yaitu data kelainan mata kanan dan mata kiri yang terhubung pada *hidden layer*. Arsitektur tersebut memiliki 20 *hidden node* pada 1 *hidden layer*, yang mana setiap penghubung terhubung pada setiap unit *input* dan setiap penghubung tersebut memiliki bobot yang berbeda dari penghubung lain. Sedangkan untuk lapisan *output* terdapat 3 keluaran yaitu miopi ringan, miopi sedang dan miopi berat. Untuk lapisan tersembunyi yang memiliki 20 *node*, yang mana setiap *node* memiliki 3 penghubung dengan setiap unit *output* dan setiap penghubung yang terhubung pada *output* tersebut memiliki bobot yang berbeda pada setiap penghubungnya.

Sebagai contoh diambil data kelainan mata miopi Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010 – 2011 yang dijalankan dengan program *S-Plus 2000* sehingga menghasilkan nilai bobot seperti terlihat pada Lampiran 3.

3.4 *Artificial Neural Network* dalam Pandangan Islam

Semua orang memiliki tingkat kesulitan tersendiri dalam menjalani hidup, akan tetapi kesulitan itu tidak akan terus mengiringi hidup manusia. Karena seiring berjalannya waktu akan ditemukan suatu langkah atau cara untuk mengatasinya. Pernyataan ini terdapat dalam Firman Allah SWT, surat An-Nasyirah ayat 5 yang berbunyi:

فَإِنَّ مَعَ الْعُسْرِ يُسْرًا ﴿٥﴾

Artinya: “*karena Sesungguhnya sesudah kesulitan itu ada kemudahan*” (Q.S. An-Nasyirah:5).

Demikian juga dengan penelitian ini yang memiliki tujuan awal yakni untuk memberikan kemudahan dalam proses pengelompokan data kelainan mata miopi. Pada proses pengelompokan data ini menggunakan metode *artificial neural network*. *Artificial neural network* adalah merupakan suatu sistem analisis yang proses kerjanya diilhami dari aktifitas jaringan syaraf pada manusia. Jaringan ini terdiri dari sekumpulan *neuron-neuron* atau unit-unit yang saling berinteraksi. Pada *neuron* syaraf manusia, proses alami mengatur bagaimana sinyal *input* pada *dendrit* diproses dan kemudian diterjemahkan dalam aktivitas *axon*. Sedangkan pada *neuron* buatan, proses *learning* mengatur *input-input* yang digunakan untuk pemetaan *output*. Karena *artificial neural network* memiliki beberapa keunggulan yaitu dalam mengenali sesuatu secara cepat seperti contoh mengenali wajah seseorang, atau mengingat suatu kejadian.

Proses kerja dari *artificial neural network* adalah untuk menggambarkan dan mengelompokkan bentuk yang berbeda dari beberapa populasi yang telah diketahui, sehingga populasi tersebut terpisah dengan baik serta dapat menentukan fungsi pembeda antar kelompok dan mengklasifikasikan objek baru ke dalam kelas atau kelompok yang ada. Sesuai dengan sistem kerjanya di atas, struktur *artificial neural network* terdiri dari tiga lapisan yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran. Masing-masing lapisan diberikan pembobot yang akan mentransformasi nilai *input* menjadi nilai *output*. Setiap lapisan terdiri dari beberapa *neuron* dan antar *neuron-neuron* ini akan terhubung dengan *neuron-neuron* lain pada lapisan terdekat. Dan pada *artificial neural network* ini

diharapkan dapat menyelesaikan permasalahan-permasalahan dalam skala yang besar dan kompleks.

Keunggulan dari *artificial neural network* ini tersirat dalam Firman Allah SWT, surat Al-Baqarah ayat 33 yang berbunyi:

قَالَ يَتَدَأْمُ أَنْبِئُهُمْ بِأَسْمَائِهِمْ فَلَمَّا أَنْبَأَهُمْ بِأَسْمَائِهِمْ قَالَ أَلَمْ أَقُلْ لَّكُمْ إِنِّي أَعْلَمُ غَيْبَ السَّمَوَاتِ
وَالْأَرْضِ وَأَعْلَمُ مَا تُبْدُونَ وَمَا كُنْتُمْ تَكْتُمُونَ ﴿٣٣﴾

Artinya: "Allah berfirman: "Hai Adam, beritahukanlah kepada mereka Nama-nama benda ini." Maka setelah diberitahukannya kepada mereka Nama-nama benda itu, Allah berfirman: "Bukankah sudah Ku katakan kepadamu, bahwa Sesungguhnya aku mengetahui rahasia langit dan bumi dan mengetahui apa yang kamu lahirkan dan apa yang kamu sembunyikan?" (Q.S. Al-Baqarah:33).

Ayat di atas menunjukan bahwa Allah menyuruh Nabi Adam untuk menyebutkan nama-nama benda yang ada di alam semesta ini yang sebelumnya sudah diberitahukan oleh Allah SWT kepadanya. Ini merupakan keunggulan *artificial neural network* dalam hal mengingat sesuatu dan inilah salah satu keunggulan yang diharapkan nantinya dapat dimiliki juga oleh *artificial neural network* dalam mengelompokkan data.

Sebagaimana dengan hal yang tersebut di atas bahwasanya *artificial neural network* diharapkan memiliki keunggulan dan kinerja yang sama ataupun hampir sama dengan jaringan syaraf pada manusia. Maka untuk membuktikan hal tersebut, dapat dilihat dari kinerja *artificial neural network* yang dapat dinilai dari hasil pengelompokannya yang diperoleh dan nilai *mean square error* dan hasil kesalahan pengelompokan suatu data kelainan mata miopi di atas.

Islam dianjurkan untuk mempelajari dan meniru apa yang telah Allah ciptakan sebelumnya, seperti yang dijelaskan dalam surat Al-Ghaasyiyah ayat 17 yang berbunyi:

أَفَلَا يَنْظُرُونَ إِلَى الْآيِلِ كَيْفَ خُلِقَتْ ﴿١٧﴾

Artinya: “Maka Apakah mereka tidak memperhatikan unta bagaimana Dia diciptakan” (Q.S. Al-Ghaasyiyah:17).

Dengan meneliti dan mempelajari apa yang telah Allah ciptakan sebelumnya maka juga dapat memperoleh pelajaran dan manfaat darinya, dan sesungguhnya apa yang diciptakan Allah semuanya pasti ada artinya. Seperti yang dijelaskan dalam Firman-nya dalam surat Yunus ayat 101 yang berbunyi:

قُلْ أَنْظَرُوا مَاذَا فِي السَّمَوَاتِ وَالْأَرْضِ وَمَا تُغْنِي الْآيَاتُ وَالنُّذُرُ عَنْ قَوْمٍ لَا يُؤْمِنُونَ ﴿١٠١﴾

Artinya: “Katakanlah: Perhatikanlah apa yaag ada di langit dan di bumi. tidaklah bermanfaat tanda kekuasaan Allah dan Rasul-rasul yang memberi peringatan bagi orang-orang yang tidak beriman” (Q.S. Yunus:101).

Allah telah membolehkan bahkan menyuruh manusia meneliti dengan nalar yang dalam dan jauh, dan manfaat yang dapat diambil dari semua yang diciptakan Allah baik di langit maupun di bumi. Sebab, setiap ciptaan Allah bukan tidak ada artinya. Allah menciptakan semua benda yang ada di alam semesta ini semuanya mempunyai arti yang luas bagi kehidupan manusia sekarang dan untuk masa depan.

Perintah untuk menelaah dan meneliti dituangkan pada wahyu pertama dan pada ayat pertama yang diturunkan Nabi Muhammad SAW, yaitu perintah untuk membaca (*iqra'*) yang menurut Quraish Shihab, kata ini diambil dari akar kata *qara'a* yang berarti menghimpun. Dari kata menghimpun inilah kemudian lahir

aneka makna seperti menyampaikan, menelaah, mendalami, meneliti, mengetahui ciri sesuatu, dan membaca dengan baik teks yang tertulis maupun tidak tertulis.

Menurut Harun Yahya (2002:67-68) dalam bukunya yang berjudul “Menyingkap Rahasia Alam Semesta”: dalam Al-Qur’an, manusia diseru untuk merenungi berbagai kejadian dan benda alam yang dengan jelas memberikan kesaksian akan keberadaan dan keesaan Allah beserta sifat-sifat-Nya. Dalam Al-Qur’an, segala sesuatu yang memberikan kesaksian ini disebut “tanda-tanda”, yang berarti “bukti yang teruji kebenarannya, pengetahuan mutlak, dan pernyataan kebenaran”. Jadi, tanda-tanda kebesaran Allah terdiri atas segala sesuatu di alam semesta ini beserta dengan isinya yang memperlihatkan dan menyampaikan keberadaan dan sifat-sifat Allah. Orang-orang yang dapat mengamati dan senantiasa ingat akan kebesaran Allah maka orang tersebut akan memahami bahwa seluruh jagat raya beserta isinya ini tersusun hanya dari tanda-tanda kebesaran Allah.

Hasil penelitian ini adalah dapat diketahui bahwa pengelompokan data dengan menggunakan *artificial neural network* ini memberikan hasil yang maksimal. Karena tidak terdapat data yang salah di kelompokkan ke dalam kelompok lain. Hasil yang maksimal ini diperoleh tanpa harus melakukan beberapa uji asumsi terlebih dahulu. Dengan demikian dapat dikatakan bahwa *artificial neural network* dapat digunakan untuk mengelompokkan data kelainan mata miopi dari Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010-2011. Berdasarkan hasil penelitian tersebut, maka diharapkan *artificial neural network* juga mampu dalam mengelompokkan data yang lain dengan hasil pengelompokan yang maksimal

pula. Dengan begitu *artificial neural network* dapat dijadikan sebagai metode alternatif dalam pengelompokan suatu data.

Dari penelitian *artificial neural network* dapat mendapatkan pelajaran darinya. Dapat dibayangkan bagaimana repotnya orang di zaman dahulu sebelum ditemukannya *artificial neural network* ini, karena data yang banyak baik berupa gambar maupun data numerik sulit untuk diolah dalam komputer, dan dengan terpaksa harus diolah dalam mode gambar dan data numerik pula. Setelah ditemukannya *artificial neural network* data tersebut dapat dikenali sebagai teks dan komputer dapat mendeteksinya dengan baik, dan pekerjaan mereka sekarang akan menjadi lebih mudah dan fleksibel. Ini menunjukkan bahwa betapa manfaatnya jika mau meneliti dan mempelajari ciptaan Allah, dan manfaat itu hanya diperuntukan bagi umat-Nya yang mau berpikir.

BAB IV

PENUTUP

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan uraian dan pembahasan di atas maka dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Hasil pencarian bobot pada *artificial neural network* dalam mendeteksi kelainan mata miopi dapat dilihat pada persamaan berikut:

$$y_j = \frac{a_j a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j^2 \sum_{i \rightarrow j} y_j \left(\sum_{i \rightarrow j} x_i \right)^{-1} + \frac{a_k y_k}{a_k f_k - y_k} \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} y_j \left(\sum_{j \rightarrow k} w_{jk} f_j \right)^{-1} - a_j^2 \sum_{i \rightarrow j} w_{ij} y_j \quad (4.1)$$

2. Besarnya kemampuan *artificial neural network* dalam mengelompokkan suatu data dapat diketahui dari kesalahan dalam proses pendeteksian dan nilai *mean square error* yang diperoleh. Selain itu juga bisa dilihat dalam pengelompokan data dengan menggunakan *artificial neural network* diperoleh hasil *proportion correct* sebesar 100% dengan kesalahan sebesar 0% yang berarti bahwa tidak ditemukan objek yang salah dikelompokkan ke kelompok lain. Ini menunjukkan bahwasanya *artificial neural network* mampu digunakan untuk mengelompokkan suatu data.

4.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian ini, maka penulis memberikan beberapa saran yang perlu menjadi bahan pertimbangan, yaitu sebagai berikut:

1. Untuk memperoleh hasil yang lebih baik dari penelitian ini sebaiknya dilakukan penelitian lebih lanjut dengan melakukan pada kuantitas dan kualitas pada data yang diperoleh serta menggunakan metode lain.
2. Untuk penelitian selanjutnya, dapat dilakukan dengan meneliti kemampuan *artificial neural network* dengan struktur *hidden layer* lebih dari satu dengan *hidden node* yang lebih sedikit.
3. Ada baiknya suatu saat nanti dilakukan penelitian untuk membandingkan dengan metode-metode *artificial neural network* yang lain.
4. *Artificial neural network* dapat dikembangkan dengan model lain tetapi dengan jumlah variabel yang lebih banyak dan lebih kompleks.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-Qur'an dan Terjemahannya*. 2002. Jakarta: Departemen Agama RI.
- Bradford, C.. 2004. American Academy of Ophthalmology. *Basic Ophthalmology*. Hal. 8-12.
- Fatchurracman, Suhartono, Faisal, M., dan Hariyadi, A.. 2005. *Inspirasi Al-Qur'an dalam Algoritma Alami*. Malang: UIN Malang Press.
- Fausett, L.. 1994. *Fundamentals of Neural Networks*. New Jersey: Prentice Hall.
- Harini, S.. 2001. Analisis Diskriminan Multivariate dengan Metode Artificial Neural Network. *Tesis Tidak Dipublikasikan*. Surabaya: Program Pascasarjana Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- James, B., Chew, C., dan Bron, A.. 2005. *Lecture Notes Oftalmologi Edisi Kesembilan*. Alih Bahasa dr. Asri Dwi Rachmawati. Jakarta: Penerbit Erlangga.
- Kiptiyah. 2007. *Embriologi dalam Al-Qur'an "Kajian pada Proses Penciptaan Manusia"*. Malang: UIN Malang Press.
- Kristanto, A.. 2004. *Jaringan Syaraf Tiruan; Konsep Dasar, Agoritma dan Aplikasinya*. Yogyakarta: Gava Media.
- Kusumadewi, S.. 2003. *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Kusumadewi, S.. 2004. *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab dan Excel Link*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Makridakis, S. dan Steven C.W.. 1999. *Metode dan Aplikasi Peramalan*. Jakarta: Erlangga.
- Mardalis. 1990. *Metode Penelitian Suatu Pendekatan Proposal*. Jakarta: PT Melton Putra.
- Al-Maraghi, M.A.. 1985. *Terjemah Tafsir Al-Maraghi Juz 18*. Semarang: CV. Toha Putra.
- Al-Maraghi, M.A.. 1985. *Terjemah Tafsir Al-Maraghi Juz 21*. Semarang: CV. Toha Putra.
- Purnomo, A.. 2008. *Anatomi dan Fisiologi Mata*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Puspitaningrum, D.. 2006. *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan*. Yogyakarta: Penerbit Andi.

- Ripley, B.D.. 1996. *Pattern Recognition and Neural Network*. Cambridge: University Press.
- Safitri, I.. 2010. Penggunaan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Pengklasifikasian Status Gizi. *Skripsi Tidak Dipublikasikan*. Malang: Program Sarjana Universitas Islam Negeri Maulana Malik Ibrahim.
- Siang, J.J.. 2009. *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemogramannya Menggunakan Matlab*. Yogyakarta: Penerbit Andi.
- Sidarta, I.. 1997. *Kelainan Refraksi dan Kacamata*. Jakarta: Universitas Indonesia.
- Sidarta, I.. 2000. *Dasar Teknik Pemeriksaan dalam Ilmu Penyakit Mata*. Jakarta: Universitas Indonesia.
- Sidarta, I.. 2004. *Ilmu Penyakit Mata*. Jakarta: Universitas Indonesia.
- Stern, H.S.. 1996. Neural Network in Applied Statistics. *Technometrics*. Vol. 38 No.3 Hal. 205-214.
- Vhaugan, M.. 1962. *Ophthalmic Pathology*. London: W.B. Saunders Company.
- Yahya, H.. 2002. *Menyingkap Rahasia Alam Semesta*. Yogyakarta: Media Ilmu.

LAMPIRAN

Lampiran 1: Data Kelainan Mata Miopi Optik Ijen Kota Malang Tahun

2010-2011

Klasifikasi miopi ringan

No	Right	Left			
1	- 0,50	- 0,75	24	- 1,75	- 1,50
2	- 0,50	- 0,50	25	- 2,00	- 2,00
3	- 2,75	- 2,75	26	- 1,50	- 1,50
4	- 0,50	- 0,50	27	- 2,00	- 2,50
5	- 0,75	- 0,75	28	- 2,00	- 1,75
6	- 1,00	- 1,00	29	- 1,75	- 1,75
7	- 2,00	- 1,50	30	- 0,25	- 0,50
8	- 2,00	- 2,00	31	- 2,00	- 1,75
9	- 1,25	- 1,25	32	- 1,50	- 1,50
10	- 1,50	- 1,50	33	- 2,75	- 1,00
11	- 0,50	- 0,25	34	- 3,00	- 3,00
12	- 0,25	- 0,25	35	- 1,00	- 1,25
13	- 1,00	- 1,00	36	- 2,75	- 2,75
14	- 2,00	- 2,00	37	- 0,50	Plano
15	- 2,00	- 2,00	38	- 2,50	- 2,50
16	- 1,00	- 0,75	39	- 0,25	- 2,00
17	- 0,25	- 3,00	40	- 2,00	- 1,50
18	- 2,00	- 2,00	41	- 2,00	- 2,50
19	- 0,75	- 1,00	42	- 3,00	- 3,00
20	- 0,75	- 0,75	43	- 1,50	- 0,50
21	- 0,50	- 1,00	44	- 1,25	- 1,25
22	- 1,75	- 1,75	45	- 1,75	- 1,75
23	- 2,00	- 2,00	46	- 3,00	- 3,00
			47	- 2,50	- 2,50

48	Plano	- 0,50
49	Plano	- 0,75
50	- 2,50	- 2,50
51	- 1,50	- 1,50
52	- 2,50	- 2,50
53	- 1,50	- 1,50
54	- 2,25	- 1,50
55	- 0,25	Plano
56	- 1,50	- 1,75
57	- 1,25	- 1,25
58	- 1,25	- 1,25
59	- 2,25	- 0,75
60	- 1,50	- 1,50
61	- 0,25	- 0,75
62	- 0,75	- 0,75
63	- 1,50	- 1,50
64	- 1,00	- 1,00
65	- 3,00	- 3,00
66	- 1,00	- 1,25
67	- 1,75	- 1,25
68	- 0,75	- 0,50
69	- 1,50	- 1,50
70	- 0,50	- 0,50
71	- 1,25	- 1,25
72	- 0,25	- 0,50
73	- 1,50	- 1,25
74	- 1,50	- 1,25
75	- 1,50	- 1,50
76	- 2,25	- 2,00
77	- 2,75	- 2,50

78	- 2,25	- 2,50
79	- 2,00	- 2,25
80	- 2,75	- 2,75
81	- 2,00	- 2,00
82	- 1,00	- 1,00
83	- 2,00	- 2,00
84	- 1,25	- 1,25
85	- 2,00	- 2,00
86	- 0,25	- 0,25
87	- 1,50	- 1,50
88	- 2,50	- 2,50
89	- 1,25	- 1,25
90	- 1,50	- 1,50
91	- 2,00	- 2,00
92	- 0,50	- 0,75
93	- 1,50	- 1,50
94	- 0,75	- 0,50
95	- 0,50	- 0,50
96	- 1,50	- 1,50
97	- 2,50	- 2,50
98	- 1,25	- 1,25
99	- 1,00	- 1,00
100	- 0,25	- 0,25
101	- 1,75	- 1,75
102	- 3,00	- 2,75
103	- 1,50	- 1,50
104	- 0,75	- 0,75
105	- 0,25	- 0,25
106	- 1,50	- 1,50
107	- 0,25	- 0,25

108	- 1,00	- 1,00
109	- 2,25	- 2,25
110	- 1,75	- 1,50
111	- 3,00	- 2,00
112	- 3,00	- 3,00
113	- 2,50	- 1,50
114	- 1,75	- 1,75
115	- 3,00	- 2,00
116	- 1,00	- 1,25
117	- 0,75	- 0,50
118	- 0,25	- 0,25
119	- 0,25	- 0,50
120	- 0,25	- 0,50
121	- 0,25	Plano

122	- 0,25	- 0,25
123	- 0,25	- 0,25
124	- 0,50	- 0,25
125	- 1,50	- 2,50
126	Plano	- 0,25
127	- 0,50	- 0,25
128	- 0,50	Plano
129	- 1,50	- 1,50
130	- 1,00	- 1,50
131	- 2,50	- 3,00
132	- 1,25	- 1,50
133	- 2,75	- 3,00
134	- 1,50	- 1,25
135	- 3,00	- 3,00

Klasifikasi miopi sedang

No	Right	Left	16	- 4,00	-3.5
1	- 4,50	- 6,00	17	- 3,50	- 3,25
2	- 4,50	- 6,00	18	- 5,50	- 5,00
3	- 4,50	- 5,25	19	- 3,50	- 3,50
4	- 3,50	- 4,00	20	- 6,00	- 5,50
5	- 3,00	- 3,75	21	- 3,75	- 3,75
6	- 5,00	- 4,00	22	- 5,25	- 5,50
7	- 4,75	- 4,25	23	- 5,00	- 5,75
8	- 3,25	- 2,00	24	- 3,50	- 3,75
9	- 3,25	- 3,25	25	- 5,75	- 5,25
10	- 4,00	- 4,00	26	- 3,25	- 4,75
11	- 4,50	- 3,50	27	- 6,00	- 5,75
12	- 3,50	- 3,50	28	- 3,25	- 3,25
13	- 3,50	- 3,00	29	- 5,75	- 5,25
14	- 3,25	- 3,25	30	- 4,50	- 4,00
15	-4.75	- 4,50			

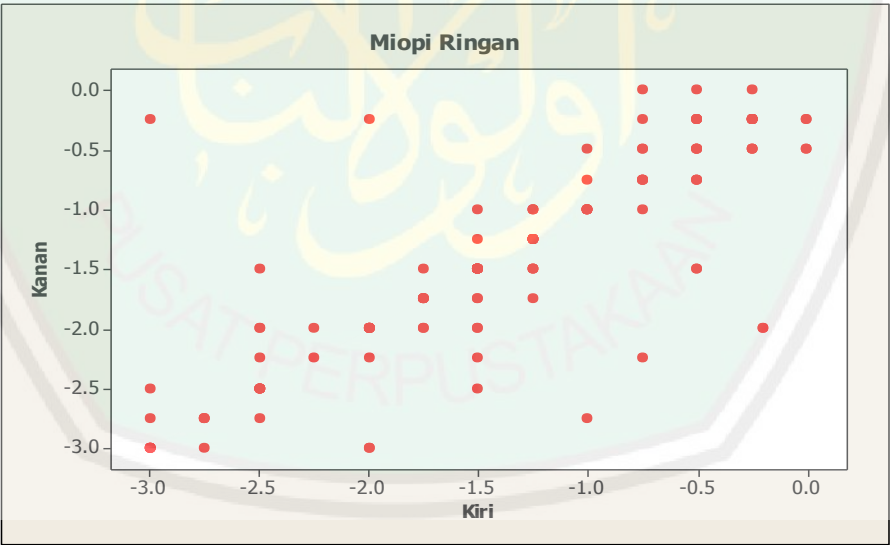
Klasifikasi miopi berat

No	Right	Left
1	- 11,00	- 11,00
2	- 7,00	- 6,50
3	- 8,50	- 9,50
4	Plano	- 7,50
5	- 10,25	- 9,75
6	- 8,00	- 6,75
7	- 6,50	- 5,25
8	- 7,25	- 7,50
9	- 6,50	- 6,50
10	- 9,75	- 9,25

Lampiran 2: Analisis Data

Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Ringan Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010 – 2011

Deskripsi Data Ringan: Kanan, Kiri							
Variable	Mean	SE Mean	StDev	Variance	Minimum	Q1	Median
Kanan	-1.4389	0.0735	0.8543	0.7299	-3.0000	-2.0000	-1.5000
Kiri	-1.3937	0.0723	0.8400	0.7055	-3.0000	-2.0000	-1.5000
Variable	Q3	Maximum	Range				
Kanan	-0.7500	0.000000000	3.0000				
Kiri	-0.7500	0.000000000	3.0000				

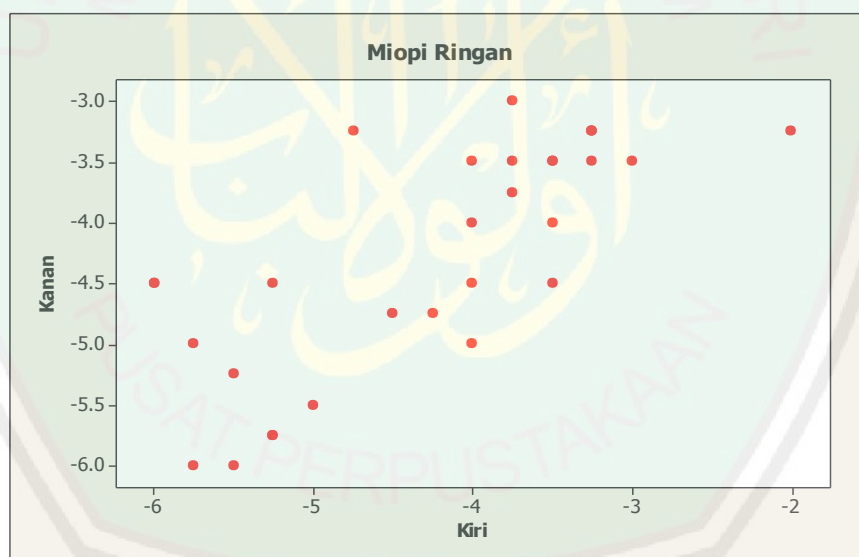


Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Sedang Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010
- 2011

Deskripsi Data Sedang: Kanan, Kiri

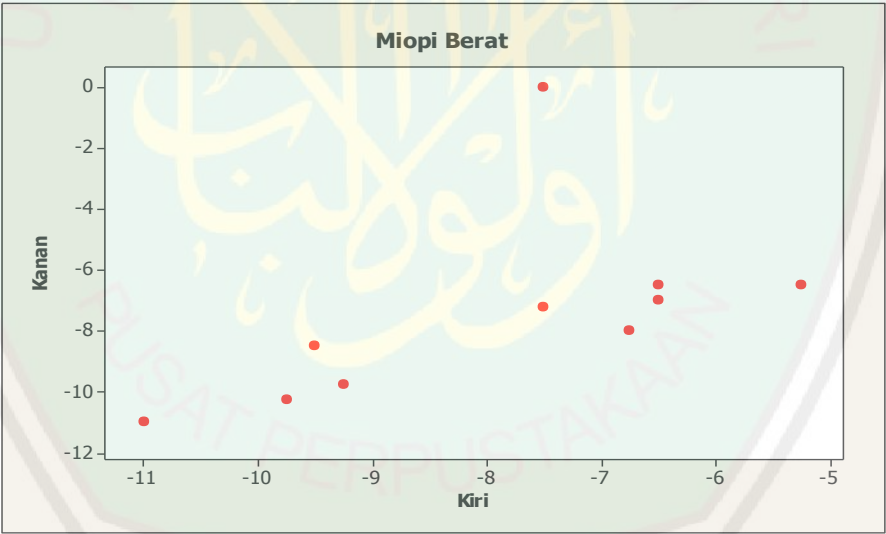
Variable	Mean	SE Mean	StDev	Variance	Minimum	Q1	Median	Q3
Kanan	-4.275	0.171	0.936	0.877	-6.000	-5.000	-4.250	-3.500
Kiri	-4.267	0.190	1.042	1.086	-6.000	-5.250	-4.000	-3.500

Variable	Maximum	Range
Kanan	-3.000	3.000
Kiri	-2.000	4.000



Deskripsi Data Kelainan Mata Miopi Berat Optik Ijen Kota Malang Tahun 2010 – 2011

Deskripsi Data Berat: Kanan, Kiri									
Variable	Mean	SE Mean	StDev	Variance	Minimum	Q1	Median	Q3	
Kanan	-7.475	0.970	3.067	9.409	-11.000	-9.875	-7.625	-6.500	
Kiri	-7.950	0.577	1.825	3.331	-11.000	-9.563	-7.500	-6.500	
Variable	Maximum		Range						
Kanan	0.000000000		11.000						
Kiri	-5.250		5.750						



Lampiran 3: Hasil Program S-Plus 2000

Random seed :1000 Relative Toleransi :1e-008
 Range :0.001 Maksimal Iterasi :1000
 Absolute toleransi :0.000001

weights: 33

initial value 247.208304

```
iter 10 value 80.499983
iter 20 value 23.552156
iter 30 value 3.757987
iter 40 value 0.304869
iter 50 value 0.115081
iter 60 value 0.003429
iter 70 value 0.001408
iter 80 value 0.001170
iter 90 value 0.000248
iter 100 value 0.000232
iter 110 value 0.000121
iter 120 value 0.000114
iter 130 value 0.000110
iter 140 value 0.000101
iter 150 value 0.000073
iter 160 value 0.000067
iter 170 value 0.000067
iter 180 value 0.000066
iter 190 value 0.000064
iter 200 value 0.000062
iter 210 value 0.000061
iter 220 value 0.000045
iter 230 value 0.000045
iter 240 value 0.000022
iter 250 value 0.000020
iter 260 value 0.000020
iter 270 value 0.000019
iter 280 value 0.000014
iter 290 value 0.000012
iter 300 value 0.000010
iter 310 value 0.000010
iter 320 value 0.000010
iter 330 value 0.000009
```

```
iter 340 value 0.000009
iter 350 value 0.000009
iter 360 value 0.000008
iter 370 value 0.000008
iter 380 value 0.000007
iter 390 value 0.000007
iter 400 value 0.000006
iter 410 value 0.000006
iter 420 value 0.000006
iter 430 value 0.000005
iter 440 value 0.000005
iter 450 value 0.000005
iter 460 value 0.000005
iter 470 value 0.000005
iter 480 value 0.000004
iter 490 value 0.000004
iter 500 value 0.000004
iter 510 value 0.000004
iter 520 value 0.000004
iter 530 value 0.000003
iter 540 value 0.000003
iter 550 value 0.000003
iter 560 value 0.000003
iter 570 value 0.000003
iter 580 value 0.000002
iter 590 value 0.000002
iter 600 value 0.000002
iter 610 value 0.000002
iter 620 value 0.000002
iter 630 value 0.000002
iter 640 value 0.000002
iter 650 value 0.000002
iter 660 value 0.000002
```

```

iter 670 value 0.000002
iter 680 value 0.000002
iter 690 value 0.000001
iter 700 value 0.000001
iter 710 value 0.000001
iter 720 value 0.000001
iter 730 value 0.000001
iter 740 value 0.000001
iter 750 value 0.000001
iter 760 value 0.000001
iter 770 value 0.000001
iter 780 value 0.000001
iter 790 value 0.000001
iter 800 value 0.000001
iter 810 value 0.000001
iter 820 value 0.000001
iter 830 value 0.000001
final value 0.000001
converged

```

*** Neural Network Fit ***

a 2-4-3 network with 33 weights

options were - skip-layer connections softmax modelling

b->h1 i1->h1 i2->h1

108.67 21.23 -3.45

b->h2 i1->h2 i2->h2

100.64 16.23 14.73

b->h3 i1->h3 i2->h3

58.55 6.18 10.79

b->h4 i1->h4 i2->h4

51.86 12.35 7.39

b->o1 h1->o1 h2->o1 h3->o1 h4->o1 i1->o1 i2->o1

-5.27 24.86 46.22 14.63 33.12 20.54 -4.72

b->o2 h1->o2 h2->o2 h3->o2 h4->o2 i1->o2 i2->o2

-19.41 55.75 -39.12 -4.30 -11.47 -28.26 22.10

b->o3 h1->o3 h2->o3 h3->o3 h4->o3 i1->o3 i2->o3

24.67 -80.60 -7.10 -10.33 -21.65 7.72 -17.38

Eigenvalues of Hessian are:

```
[1] 1.599732e-004 3.243558e-005 1.500345e-005 7.547255e-006
1.025615e-006 4.686455e-007
[7] 1.474552e-007 1.945961e-008 1.370279e-008 4.119693e-009
3.812707e-009 3.515793e-009
[13] 1.127648e-009 1.250439e-010 8.577069e-012 3.644552e-012
4.739747e-013 1.554381e-013
[19] 9.701986e-014 2.012911e-014 4.163445e-028 -4.858847e-018 -
6.175098e-018 -5.455531e-017
[25] -2.092897e-016 -9.780685e-015 -2.723940e-014 -7.764441e-014 -
8.622534e-014 -1.172917e-013
[31] -7.023799e-013 -3.347157e-011 -4.242275e-011
```

Predictions were:

	Ringan	Sedang	Berat
1	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
2	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
3	1.000000e+000	5.009086e-014	5.240565e-039
4	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
5	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
6	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
7	1.000000e+000	3.582200e-033	0.000000e+000
8	1.000000e+000	5.396894e-039	0.000000e+000
9	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
10	1.000000e+000	9.108440e-044	0.000000e+000
11	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
12	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
13	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
14	1.000000e+000	4.915627e-018	0.000000e+000
15	1.000000e+000	4.915627e-018	0.000000e+000
16	1.000000e+000	1.401298e-045	0.000000e+000
17	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
18	1.000000e+000	5.396894e-039	0.000000e+000
19	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
20	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
21	1.000000e+000	0.000000e+000	0.000000e+000
22	1.000000e+000	2.209988e-041	0.000000e+000
23	1.000000e+000	5.396894e-039	0.000000e+000
24	1.000000e+000	1.800717e-038	0.000000e+000
25	1.000000e+000	5.396894e-039	0.000000e+000
26	1.000000e+000	9.108440e-044	0.000000e+000
27	1.000000e+000	8.407791e-045	0.000000e+000

28 1.000000e+000 4.396618e-036 0.000000e+000
 29 1.000000e+000 2.209988e-041 0.000000e+000
 30 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 31 1.000000e+000 4.396618e-036 0.000000e+000
 32 1.000000e+000 3.989489e-032 0.000000e+000
 33 1.000000e+000 1.874509e-011 0.000000e+000
 34 1.000000e+000 4.506726e-010 2.515897e-034
 35 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 36 1.000000e+000 5.009086e-014 5.240565e-039
 37 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 38 1.000000e+000 9.464419e-033 0.000000e+000
 39 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 40 1.000000e+000 3.582200e-033 0.000000e+000
 41 1.000000e+000 8.407791e-045 0.000000e+000
 42 1.000000e+000 4.506726e-010 2.515897e-034
 43 1.000000e+000 3.989489e-032 0.000000e+000
 44 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 45 1.000000e+000 2.209988e-041 0.000000e+000
 46 1.000000e+000 4.506726e-010 2.515897e-034
 47 1.000000e+000 9.464419e-033 0.000000e+000
 48 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 49 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 50 1.000000e+000 9.464419e-033 0.000000e+000
 51 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000
 52 1.000000e+000 9.464419e-033 0.000000e+000
 53 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000
 54 1.000000e+000 7.126873e-028 0.000000e+000
 55 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 56 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 57 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 58 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 59 1.000000e+000 3.854663e-019 0.000000e+000
 60 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000
 61 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 62 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 63 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000
 64 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 65 1.000000e+000 4.506726e-010 2.515897e-034
 66 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 67 1.000000e+000 1.467201e-035 0.000000e+000
 68 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 69 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000

70 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 71 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 72 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 73 1.000000e+000 7.375454e-041 0.000000e+000
 74 1.000000e+000 7.375454e-041 0.000000e+000
 75 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000
 76 1.000000e+000 1.077872e-033 0.000000e+000
 77 1.000000e+000 1.806866e-016 0.000000e+000
 78 1.000000e+000 1.909095e-039 0.000000e+000
 79 1.000000e+000 6.630944e-042 0.000000e+000
 80 1.000000e+000 5.009086e-014 5.240565e-039
 81 1.000000e+000 5.396894e-039 0.000000e+000
 82 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 83 1.000000e+000 5.396894e-039 0.000000e+000
 84 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 85 1.000000e+000 5.396894e-039 0.000000e+000
 86 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 87 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000
 88 1.000000e+000 9.464419e-033 0.000000e+000
 89 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 90 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000
 91 1.000000e+000 5.396894e-039 0.000000e+000
 92 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 93 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000
 94 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 95 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 96 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000
 97 1.000000e+000 9.464419e-033 0.000000e+000
 98 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 99 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 100 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 101 1.000000e+000 2.209988e-041 0.000000e+000
 102 9.999997e-001 3.027276e-007 8.547450e-036
 103 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000
 104 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 105 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 106 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000
 107 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 108 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 109 1.000000e+000 1.352496e-036 0.000000e+000
 110 1.000000e+000 1.800717e-038 0.000000e+000
 111 9.999999e-001 3.356190e-008 0.000000e+000

112 1.000000e+000 4.506726e-010 2.515897e-034
 113 1.000000e+000 1.420828e-022 0.000000e+000
 114 1.000000e+000 2.209988e-041 0.000000e+000
 115 9.999999e-001 3.356190e-008 0.000000e+000
 116 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 117 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 118 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 119 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 120 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 121 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 122 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 123 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 124 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 125 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 126 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 127 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 128 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 129 1.000000e+000 9.108440e-044 0.000000e+000
 130 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 131 1.000000e+000 3.515578e-025 1.219130e-042
 132 1.000000e+000 0.000000e+000 0.000000e+000
 133 1.000000e+000 1.216107e-015 4.859372e-036
 134 1.000000e+000 7.375454e-041 0.000000e+000
 135 1.000000e+000 4.506726e-010 2.515897e-034
 136 1.633994e-033 1.000000e+000 2.837132e-008
 137 1.633994e-033 1.000000e+000 2.837132e-008
 138 3.021199e-042 1.000000e+000 3.938278e-021
 139 1.367001e-035 1.000000e+000 6.174383e-027
 140 2.182662e-023 1.000000e+000 6.379072e-024
 141 0.000000e+000 1.000000e+000 0.000000e+000
 142 0.000000e+000 1.000000e+000 3.503246e-042
 143 1.856302e-007 9.999998e-001 0.000000e+000
 144 2.260820e-012 1.000000e+000 2.157009e-031
 145 0.000000e+000 1.000000e+000 9.563720e-035
 146 0.000000e+000 1.000000e+000 0.000000e+000
 147 6.187335e-039 1.000000e+000 2.765273e-036
 148 7.950009e-024 1.000000e+000 6.294913e-041
 149 2.260820e-012 1.000000e+000 2.157009e-031
 150 0.000000e+000 1.000000e+000 6.765686e-038
 151 0.000000e+000 1.000000e+000 2.284116e-043
 152 1.382599e-036 1.000000e+000 8.246641e-042
 153 0.000000e+000 1.000000e+000 4.853677e-041

154 6.187335e-039 1.000000e+000 2.765273e-036
155 0.000000e+000 1.000000e+000 1.832513e-014
156 9.108440e-044 1.000000e+000 3.857502e-035
157 0.000000e+000 1.000000e+000 1.441785e-028
158 0.000000e+000 1.000000e+000 2.249984e-020
159 2.761618e-038 1.000000e+000 2.729877e-031
160 0.000000e+000 1.000000e+000 3.896521e-040
161 1.417670e-021 1.000000e+000 3.636550e-010
162 0.000000e+000 1.000000e+000 2.034666e-021
163 2.260820e-012 1.000000e+000 2.157009e-031
164 0.000000e+000 1.000000e+000 3.896521e-040
165 0.000000e+000 1.000000e+000 1.465758e-042
166 0.000000e+000 1.610089e-036 1.000000e+000
167 0.000000e+000 6.816327e-022 1.000000e+000
168 0.000000e+000 0.000000e+000 1.000000e+000
169 1.647034e-008 0.000000e+000 1.000000e+000
170 0.000000e+000 8.201158e-027 1.000000e+000
171 0.000000e+000 1.504449e-010 1.000000e+000
172 0.000000e+000 2.810551e-008 1.000000e+000
173 0.000000e+000 3.958590e-035 1.000000e+000
174 0.000000e+000 1.195806e-029 1.000000e+000
175 0.000000e+000 4.685417e-026 1.000000e+000