

# Proceeding

## Seminar Nasional

### Riset Teknologi Informasi 2011

**“Implementasi Mobile Computing di Dunia Pendidikan dan Industri:  
Sebuah Peluang dan Tantangan”**

Yogyakarta, 17 September 2011

Komputasi  
Teknologi Web  
Keamanan Sistem  
Kecerdasan Buatan  
Teknologi Basis Data  
Pemodelan dan Aplikasi  
Pengolahan Citra, Grafika dan Multimedia  
Komunikasi Data, Jaringan Komputer dan Sistem Kendali

Diselenggarakan Oleh :



YAYASAN PENDIDIKAN WIDYA BAKTI  
STMIK  
**AKAKOM**  
YOGYAKARTA  
Yang Pertama dan Utama

KATA PENGANTAR



**SRITI**  
Seminar Nasional Riset Teknologi Informasi

Proceeding  
Seminar Nasional  
Riset Teknologi Informasi 2011  
"Implementasi Mobile Computing di Dunia Pendidikan dan Industri:  
Sebuah Peluang dan Tantangan"

Yogyakarta, 17 September 2011

Diselenggarakan Oleh :



YAYASAN PENDIDIKAN WIDYA BAKTI  
STMIK  
**AKAKOM**  
YOGYAKARTA  
Yang Pertama dan Utama

Yogyakarta, 17 September 2011

Panitia SRITI 2011  
Ketua Pelaksana,

Dr. Tri Prabawa, M.Kom.

# DAFTAR ISI

<b>KATA PENGANTAR</b> .....	iii
<b>DAFTAR ISI</b> .....	v
Potret dan Potensi Pengembangan Mobile Software di Indonesia <i>Ridi Ferdiana (UGM)</i> .....	ix
<b>A. Komputasi</b>	
Analisis Kinerja Pemecahan Persamaan Diffusi 2-D Menggunakan Modifikasi LU Dekomposisi dalam Komputer Kluster <i>Mike Susmikanti (BATAN)</i> .....	1
Analisis Posisi Jarak Optimal Repeater terhadap Akurasi RADAR Transponder Tracking Roket 3 Dimensi <i>Wahyu Widada (LAPAN)</i> .....	5
Komputasi Ketidakpastian Probabilistik menggunakan Metode LHS dengan Pendekatan Permukaan Respon <i>Entin Hartini (PPIN-Badan Tenaga Nuklir Nasional)</i> .....	9
Pemodelan Barnsley Fern Menggunakan OpenGL <i>Iqram Rasal, Yosfik Alqadri (Universitas Gunadarma)</i> .....	13
Penerapan Algoritma Greedy Kernel Principal Component Analysis Termodifikasi pada Ekstraksi Fitur Tak Terawasi <i>Victor Hariadi, Rully Soelaiman, Wimbi Perdana Putra (Institut Teknologi Sepuluh Nopember)</i> .....	21
Perbandingan Kinerja Kompresi File Menggunakan Metode Huffman dengan Adaptive Huffman <i>Sudarmanto (STMIK AKAKOM)</i> .....	27
<b>B. Kecerdasan Buatan</b>	
Aplikasi Fuzzy Analytical Hierarchy Process Dalam Pemilihan Dosen Teladan <i>Ariesta Damayanti (STMIK AKAKOM)</i> .....	35
Clustering terhadap Indeks Prestasi Mahasiswa STMIK AKAKOM menggunakan K-Means <i>Sri Redjeki, Andreas Pamungkas, Hastin Al-fatah, (STMIK AKAKOM)</i> .....	41
Diagnosa Penyakit dengan Gejala Utama Demam Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik <i>Sudharmadi Bayu Jati Wibowo, Syamsu Windarti (STMIK AKAKOM)</i> .....	49
Model Aturan Keterhubungan Data Mahasiswa Menggunakan Algoritma C4.5 untuk Meningkatkan Indeks Prestasi <i>Dedy Hartama (AMIK Tunas Bangsa Pematang Siantar), Muhammad Zarlis (FMIPA USU) Muhammad Safti (AMIK Tunas Bangsa Pematang Siantar)</i> .....	57
Penentuan Jumlah Produksi Perusahaan menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan <i>I Gede Santi Astawa (Universitas Udayana)</i> .....	65
Pengenalan Jenis Penyakit THT Menggunakan Jaringan Learning Vector Quantization <i>Emmy Itje Sela (STMIK AKAKOM), Sri Hartati (Universitas Gadjah Mada)</i> .....	71

# Diagnosa Penyakit Dengan Gejala Utama Demam Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Perambatan Balik

Sudharmadi Bayu Jati Wibowo, S.Kom<sup>1)</sup> Syamsu Windarti<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup> Alumni Jurusan Teknik Informatika, STMIK AKAKOM Yogyakarta

Jl. Raya Janti 143, Karangjambé Yogyakarta

E-mail : bajoe4ever@yahoo.com

<sup>2)</sup> STMIK AKAKOM Yogyakarta

Jl. Raya Janti 143, Karangjambé Yogyakarta

E-mail : [wiwien@akakom.ac.id](mailto:wiwien@akakom.ac.id)

## Abstrak

Kurangnya pengetahuan masyarakat terhadap suatu penyakit yang dideritanya kadangkala dapat mengakibatkan lambatnya penanganan klinis, maka diperlukan sebuah aplikasi yang dapat memberikan diagnosa awal akan penyakit yang diderita oleh pasien.

Luasnya permasalahan yang ada, maka penulisan ini akan dibatasi dalam beberapa hal berikut ini, penyakit yang dapat dikenali oleh sistem dibatasi dengan jumlah 10, yaitu DBD, demam chikungunya, TBC, Tipus, Campak, Cacar Air, Flu Burung, Flu Babi, Influenza, dan SARS. Diagnosa ditegakkan berdasarkan gejala-gejala klinis yang dialami pasien serta hasil uji laboratorium.

Sistem ini menggunakan metode algoritma pembelajaran perambatan balik dan jumlah neuron dalam layar masukan dan keluaran serta jumlah layar tersembunyi bersifat tetap. Sistem dikembangkan menggunakan *tool* Borland C++ Builder 5 dan database diolah menggunakan database desktop.

Sistem dapat mendiagnosa penyakit pasien berdasarkan pola gejala penyakit serta beratnya gejala yang dialami oleh pasien. Akurasi pola yang dapat dikenali sebesar 90% untuk jaringan syaraf tiruan umum dan 100% untuk jaringan syaraf tiruan medis. Untuk pengembangan sistem lebih lanjut dapat digabungkan dengan logika samar dalam pengolahan hasil perhitungan menjadi jenis penyakit yang dialami pasien.

**Kata Kunci :** Demam, Jaringan Syaraf Tiruan, Perambatan Balik, Sigmoid Bipolar.

## 1. Pendahuluan

Salah satu gejala utama penyakit yang sering timbul dalam masyarakat adalah demam. Akan tetapi rendahnya pengetahuan masyarakat umum akan penyakit yang dideritanya dapat mengakibatkan lambatnya penanganan klinis terhadap penyakit tersebut yang kadangkala dapat berakibat fatal. Selain itu bagi dokter-dokter yang baru saja menyelesaikan pendidikannya, karena masih kurangnya pengalaman seringkali membutuhkan bantuan untuk menegakkan sebuah diagnosa penyakit.

Kurangnya pengetahuan masyarakat terhadap suatu penyakit yang dideritanya kadangkala dapat mengakibatkan lambatnya penanganan klinis, maka diperlukan sebuah aplikasi yang dapat memberikan diagnosa awal akan penyakit yang diderita oleh pasien.

Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem yang mampu mengenali jenis penyakit yang diderita oleh pasien sehingga dapat diambil langkah yang tepat untuk mengatasinya.

Karena penyakit memiliki gejala-gejala yang berbeda dan polanya terkadang acak serta tidak menentu, maka jaringan syaraf tiruan dengan layar banyak akan menjadi pilihan yang tepat untuk mengenali pola gejala penyakit yang ada. Dan salah satu algoritma pada jaringan syaraf tiruan layar banyak yang cukup efektif untuk mengenali pola acak dengan baik adalah perambatan balik.

Luasnya permasalahan yang ada, maka penulisan ini akan dibatasi dalam beberapa hal berikut ini :

1. Penyakit yang dapat dikenali oleh sistem dibatasi dengan jumlah 10, yaitu DBD, demam chikungunya, TBC, Tipus, Campak, Cacar Air, Flu Burung, Flu Babi, Influenza, dan SARS.
2. Diagnosa ditegakkan berdasarkan gejala-gejala klinis yang dialami pasien serta hasil uji laboratorium.
3. Algoritma pembelajaran yang digunakan adalah algoritma perambatan balik dan tidak dibandingkan dengan algoritma pembelajaran yang lainnya.

Tujuan dari penelitian ini untuk menghasilkan suatu rancangan dan mengaplikasikannya pada perangkat lunak untuk melakukan diagnosa awal penyakit dengan gejala utama demam menggunakan jaringan syaraf tiruan perambatan balik yang dapat digunakan oleh masyarakat umum maupun pegawai klinis. Sehingga dengan menggunakan sistem ini, masyarakat diharapkan dapat mengambil tindakan berikutnya secara tepat.

## 2. Model, Analisa, Desain dan Implementasi

### Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf biologis merupakan kumpulan dari sel-sel syaraf (neuron) yang berfungsi untuk memproses informasi. Masing-masing sel tersebut saling berinteraksi sehingga mendukung kemampuan kerja otak manusia.

Jaringan syaraf tiruan (JST) adalah sistem pemroses informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan syaraf biologi. Jaringan syaraf tiruan tidak diprogram untuk menghasilkan keluaran tertentu. Semua keluaran yang diambil oleh jaringan didasarkan pada pengalamannya selama mengikuti proses pembelajaran.

### Perambatan Balik (back propagation)

Metode perambatan balik merupakan metode yang sering digunakan dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks. Istilah tersebut diambil dari cara kerja jaringan ini, yaitu dilakukan berdasarkan perbedaan antara keluaran dengan target maka dihitung gradien kesalahan unit-unit, yang hasilnya kemudian digunakan untuk menghitung gradien kesalahan unit-unit pada layer sebelumnya.

Algoritma pembelajaran untuk jaringan dengan satu layer tersembunyi (dengan fungsi aktivasi sigmoid bipolar) adalah sebagai berikut (Jong Jek Siang, 2005):

1. Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil.
2. Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 3-9.
3. Untuk setiap pasang data pembelajaran, lakukan langkah 4-9.

#### Fase I : Perambatan Maju

4. Tiap unit masukan menerima sinyal dan meneruskannya ke unit tersembunyi di atasnya.
5. Hitung semua keluaran di unit tersembunyi  $z_j$  ( $j = 1, 2, 3, \dots$ ):

$$z_{j\_net} = v_j + \sum_{i=0}^n x_i v_{ji} \quad z_j = f(z_{j\_net}) = \frac{2}{1 + e^{-z_{j\_net}}} - 1$$

$x_i$  = unit masukan ke-i ( $i = 1, 2, 3, \dots$ )

6. Hitung semua keluaran di unit keluaran  $y_k$  ( $k = 1, 2, \dots, m$ ):

$$y_{k\_net} = w_{kj} + \sum_{j=1}^m z_j w_{kj} \quad y_k = f(y_{k\_net}) = \frac{2}{1 + e^{-y_{k\_net}}} - 1$$

$w_{kj}$  = bobot dari unit tersembunyi ke-j menuju ke unit keluaran ke-k ( $k = 1, 2, 3, \dots$ ) ( $j = 1, 2, 3, \dots$ ).

#### Fase II : Perambatan Mundur

7. Hitung faktor  $\delta$  unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran  $y_k$  ( $k = 1, 2, \dots, m$ ):

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{k\_net}) = (t_k - y_k) \frac{(1 + y_k)(1 - y_k)}{2}$$

$t_k$  = target keluaran seharusnya pada unit keluaran ke-k ( $k = 1, 2, 3, \dots$ ).

$\delta_k$  merupakan unit kesalahan yang akan dipakai dalam perubahan bobot layar di bawahnya (langkah 8).

Hitung suku perubahan bobot  $w_{kj}$  dengan laju pembelajaran  $\alpha$ :

$$\Delta w_{kj} = \alpha \delta_k z_j \quad ; \quad k = 1, 2, \dots, m ; j = 0, 1, \dots, p$$

8. Hitung faktor  $\delta$  unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi  $z_j$  ( $j = 1, 2, 3, \dots, p$ ):

$$\delta_{j\_net} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{kj}$$

Faktor  $\delta$  unit tersembunyi :

$$\delta_j = \delta_{j\_net} f'(z_{j\_net}) = \delta_{j\_net} \frac{(1 + z_j)(1 - z_j)}{2}$$

Hitung suku perubahan bobot  $v_{ji}$  dengan laju pembelajaran  $\alpha$ :

$$\Delta v_{ji} = \alpha \delta_j x_i \quad ; \quad j = 1, 2, \dots, p ; i = 0, 1, \dots, n$$

#### Fase III : Perubahan Bobot

9. Hitung semua perubahan bobot.

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran :

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj}$$

( $k=1, 2, \dots, m ; j=0, 1, \dots, p$ )

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi :

$$v_{ji}(\text{baru}) = v_{ji}(\text{lama}) + \Delta v_{ji}$$

( $j=1, 2, \dots, p ; i=0, 1, \dots, n$ )

### Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi digunakan untuk menentukan keluaran suatu neuron (unit). Pada sistem ini fungsi aktivasi baik dari lapisan masukan menuju lapisan sembunyi maupun lapisan sembunyi menuju lapisan keluaran semuanya akan menggunakan fungsi

sigmoid bipolar yang memiliki range (-1,1) yang didefinisikan sebagai berikut (Dyah Puspitaningrum, 2006):

$$f(x) = \frac{x}{1+e^{-x}} - 1 \quad \text{dengan turunan} \quad f'(x) = \frac{1-f(x)^2}{4}$$

### MSE

Kesalahan dihitung berdasarkan rata-rata kuadrat kesalahan terkecil yang diperkenalkan oleh Widrow dan Hoff. Rata-rata kuadrat kesalahan (MSE) dihitung dengan rumus (Jong Jek Siang, 2005):

$$MSE = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q (a_k - t_k)^2$$

Dengan Q = jumlah pola yang dihitung,  $t_k$  = vektor target,

$a_k$  = vektor keluaran jaringan

### Laju Pembelajaran

Laju pembelajaran ( $\alpha$ ) digunakan untuk melakukan perubahan bobot dalam jaringan, semakin kecil nilai laju pembelajaran maka tingkat akurasi hasil dari output jaringan syaraf tiruan akan semakin baik tetapi waktu yang digunakan untuk melakukan proses perhitungan akan semakin lama karena iterasi yang dilakukan semakin banyak. Sebaliknya apabila nilai laju pembelajaran besar, maka hasil akurasi akan menurun tetapi proses perhitungan akan semakin cepat.

### Toleransi Kesalahan

Toleransi kesalahan ( $\alpha$ ) menandakan seberapa besar selisih perbedaan nilai hasil keluaran sistem dengan nilai target yang diinginkan yang masih dapat diterima. Semakin besar nilai  $\alpha$  maka semakin cepat proses pembelajaran tetapi akurasi dari keluaran akan semakin menurun. Begitu pula sebaliknya jika nilai  $\alpha$  semakin kecil maka proses pembelajaran akan semakin lama tetapi akurasi hasil keluaran akan meningkat.

### Momentum

Penambahan parameter momentum dalam mengubah bobot seringkali bisa mempercepat proses pembelajaran. Ini disebabkan karena momentum memaksa proses perubahan bobot terus bergerak sehingga tidak terperangkap dalam minimum-minimum lokal. Jika  $\mu$  adalah konstanta ( $0 \leq \mu \leq 1$ ) yang menyatakan parameter momentum, maka bobot baru dihitung berdasarkan persamaan :

$$\Delta w_{jk}(t+1) = \alpha \delta_j x_j + \mu \Delta w_{jk}(t) \quad ; \quad \Delta v_{jk}(t+1) = \alpha \delta_j x_j + \mu \Delta v_{jk}(t)$$

### Banyaknya Neuron Dalam Lapisan Tersembunyi

Tidak ada ketentuan yang pasti mengenai jumlah neuron pada lapisan tersembunyi yang optimal. Tetapi berdasarkan hasil pengujian pada sistem, jumlah neuron yang optimal pada layar tersembunyi adalah sesuai dengan jumlah masukan yang ada.

### Masukan

Masukan pada aplikasi ini berupa gejala-gejala penyakit yang dirasakan oleh pasien beserta hasil uji laboratorium terhadap pasien tersebut. Untuk pengguna masyarakat umum, hanya dibutuhkan gejala penyakit saja sebagai masukan sedangkan bagi pegawai klinis selain dari gejala penyakit serta ditambahkan hasil uji laboratorium.

Masukan berupa gejala klinis yang dialami oleh pasien beserta hasil uji laboratorium. Data-data tersebut diubah ke dalam nilai dengan interval [-0.9,0.9].

### Inisialisasi Data Masukan

Masukkan akan dikelompokkan dalam dua bagian, yaitu gejala penyakit serta hasil uji laboratorium. Tiap-tiap masukan akan dibagi menjadi 5 tingkatan yang mewakili beratnya gejala yang dialami pasien. Kemudian pilihan tingkatan tersebut diubah ke dalam nilai sesuai dengan tingkatannya dari yang terberat, yaitu 0.9, 0.45, 0, -0.45, dan -0.9.

### Proses

Proses pengenalan pola dari perambatan balik tidak perlu menggunakan basis pengetahuan, karena jaringan syaraf tiruan akan melakukan pembelajaran bobot masukan dari pola-pola yang telah ada. Sistem membutuhkan pola-pola dari 10 jenis penyakit untuk pembelajaran, pola-pola tersebut akan diambil dari rekam medis pasien dari salah satu rumah sakit di Yogyakarta yang didiagnosa menderita kesepuluh penyakit tersebut.

### Penetapan Keluaran

Keluaran berupa hasil perhitungan dengan interval (-1,1) yang kemudian diinterpretasikan dalam jenis penyakit sesuai dengan pendefinisian awal.

Hasil keluaran dari sistem akan berupa suatu nilai, yang kemudian nilai tersebut akan diterjemahkan ke dalam bentuk nama penyakit sesuai dengan rentang nilai yang telah ditetapkan.

Tabel 1 Konversi Penyakit

No	Nama Penyakit	Rentang Nilai keluaran
1	Influenza	$-1 \leq x < -0,8$
2	Flu babi	$-0,8 \leq x < -0,6$
3	Flu burung	$-0,6 \leq x < -0,4$
4	Cacar air	$-0,4 \leq x < -0,2$
5	Campak	$-0,2 \leq x < 0$
6	Tipus	$0 < x \leq 0,2$
7	TB ( <i>tuberculosis</i> )	$0,2 < x \leq 0,4$
8	Demam chikungunya	$0,4 < x \leq 0,6$
9	Demam Berdarah Dengue	$0,6 < x \leq 0,8$
10	SARS	$0,8 < x \leq 1$

### 3. Hasil Masukan

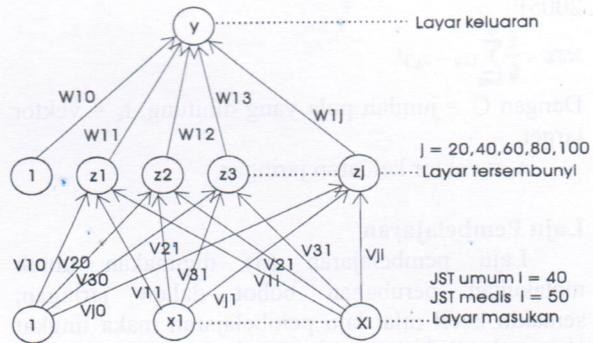
Masukan yang digunakan berdasarkan gejala fisik yang diderita oleh pasien. Dalam rekam medis di rumah sakit, jumlah gejala fisik dari masing-masing penyakit memiliki perbedaan antara yang satu dengan yang lainnya tergantung dari dokter yang menangani pasien. Hal ini karena terjadi subyektifitas dari masing-masing dokter dalam penggunaan jumlah gejala yang dibutuhkan untuk mendiagnosa penyakit. Untuk mengatasi perbedaan ini, dalam sistem jumlah gejala yang digunakan dari masing-masing penyakit diambil dari banyaknya gejala yang sering terjadi dari rekam medis yang ada, misalnya dari 10 rekam medis yang ada 7 diantaranya menggunakan 5 gejala fisik untuk mendiagnosa penyakit maka jumlah gejala fisik sebagai masukan dalam sistem sebanyak 5 buah.

Jika ada rekam medis yang memiliki jumlah gejala lebih banyak, maka akan dihilangkan salah satunya dan jika ada rekam medis yang gejala fisiknya kurang dari 5 maka akan ditambahkan dan diisi dengan nilai -0.9. Jumlah gejala penyakit yang digunakan sebagai patokan sangat bersifat subyektif berdasarkan dokter yang menangani pasien, sehingga jumlah gejala yang digunakan pada sistem ini menggunakan jumlah gejala yang sering digunakan oleh dokter-dokter pada umumnya. Apabila jumlah gejala yang ada kurang, maka dapat ditambahkan gejala tersebut tetapi dengan nilai -0.9 yang berarti pasien tidak mengalami gejala tersebut, sehingga pada waktu proses pembelajaran dalam sistem dapat berjalan dengan baik dan tidak bertentangan dengan keadaan yang ada.

Pada sistem ini, masukan akan berupa tingkatan gejala fisik yang dapat dipilih oleh pengguna. Hal ini dilakukan untuk mengurangi obyektifitas dari pengguna dalam menilai tingginya gejala yang diderita oleh pasien apabila menggunakan isian edit sehingga diharapkan hasil keluaran dapat seakurat mungkin dan tidak terjadi bias antara satu pengguna dengan pengguna lainnya.

### Konfigurasi Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan

Dalam sistem ini terdapat 2 arsitektur jaringan syaraf tiruan, yaitu untuk penggunaan medis dan umum. Pada jaringan syaraf tiruan umum, jumlah neuron masukan sebanyak 40 buah dari gejala penyakit yang ada sedangkan pada jaringan syaraf tiruan medis jumlah neuron masukannya 50 buah yaitu 40 gejala penyakit ditambah 10 hasil laboratorium.



Gambar 1. Arsitektur Jaringan Yang Digunakan

### Proses Pembelajaran

Inti dari sistem ini adalah pembelajaran jaringan dari data set pembelajaran agar dapat melakukan generalisasi terhadap data set tersebut yang kemudian hasil proses pembelajaran dapat digunakan untuk mengenali pola masukan yang ada. Terdapat 2 buah data set, yaitu data set pembelajaran dan data set pengujian. Proses pembelajaran menggunakan data set pembelajaran yang berbeda untuk jaringan syaraf tiruan umum maupun jaringan syaraf tiruan. Beratnya gejala penyakit yang dirasakan pasien ditransformasikan ke dalam interval  $[-0.9, 0.9]$ , hal ini dilakukan karena range keluaran fungsi aktivasi sigmoid bipolar adalah  $[-1, 1]$ .

Proses pembelajaran akan menggunakan data set pembelajaran dan hasilnya akan disimpan dalam tabel bobot umum untuk jaringan syaraf tiruan umum dan tabel bobot medis untuk jaringan syaraf tiruan medis.

### Pengujian

Setelah melakukan proses pembelajaran untuk jaringan syaraf tiruan umum dan medis selesai dilakukan, maka bobot diuji terlebih dahulu tingkat akurasi keluarannya. Setelah dilakukan pengujian dan diperoleh tingkat akurasi yang diinginkan, maka sistem dapat digunakan untuk mendiagnosa penyakit pasien.

Pengujian dilakukan menggunakan data set pengujian, yang isi polanya berbeda dengan pola pada data set pembelajaran. Hal ini dilakukan untuk mengetahui apakah sistem berhasil melakukan generalisasi terhadap pola-pola yang ada pada data set pembelajaran, bukannya mengambil sifat spesifik dari pola-pola tersebut.

Dalam melakukan diagnosa penyakit, sistem akan menggunakan bobot-bobot yang ada untuk melakukan perhitungan keluaran. Oleh karena itu bobot dalam sistem ini sangat penting kedudukannya. Bobot-bobot ini didapatkan dari hasil proses pembelajaran, dan proses pembelajaran ini dipengaruhi oleh beberapa faktor yang dalam tulisan kali ini berupa laju pembelajaran, toleransi kesalahan, momentum, dan banyaknya neuron sembunyi. Bagaimana pengaruh keempat faktor tersebut terhadap kecepatan proses pembelajaran maupun tingkat akurasi hasil keluaran akan diuraikan di bawah ini.

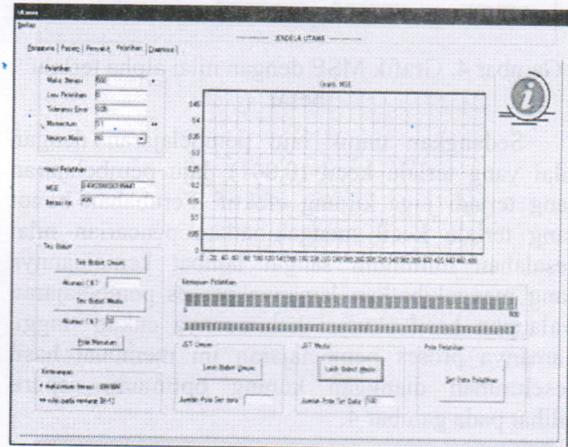
### Pengaruh Laju Pembelajaran dan Toleransi Kesalahan

Laju pembelajaran mempengaruhi kecepatan proses pembelajaran melalui penentuan besarnya perubahan bobot. Sedangkan toleransi kesalahan menentukan seberapa besar kesalahan dapat ditoleransi oleh sistem. Pengaruh kedua faktor tersebut dapat dilihat dalam berikut ini (dilakukan pada momentum 0.1 dan jumlah neuron 60).

Tabel 2. Pengaruh Laju Pembelajaran dan Toleransi Kesalahan

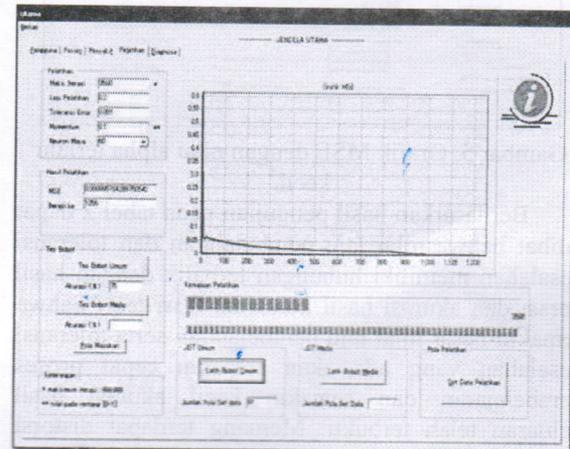
alpha	error	0.001		0.002		0.01		0.05		0.1	
		umum	medis	umum	medis	umum	medis	umum	medis	umum	medis
0.0	Iterasi	99999	99999	99999	99999	99999	99999	99999	99999	99999	99999
	Akurasi	20	20	15	15	10	10	10	10	10	10
0.002	Iterasi	216296	2121	62480	486	9420	179	57	49	46	21
	Akurasi	80	100	80	75	65	35	15	15	15	23
0.1	Iterasi	3228	97	1501	21	1228	16	67	6	6	4
	Akurasi	90	100	80	80	75	65	40	35	20	30
0.2	Iterasi	1658	71	1079	19	799	13	58	7	7	4
	Akurasi	90	100	80	75	70	60	35	35	18	20
0.3	Iterasi	1276	73	772	21	599	14	58	8	6	5
	Akurasi	90	100	80	75	70	65	35	35	18	20
0.4	Iterasi	826	133	630	25	409	15	173	9	6	6
	Akurasi	90	100	80	70	75	60	30	40	15	15
0.5	Iterasi	724	136	371	29	214	20	160	9	6	3
	Akurasi	90	100	80	70	70	60	35	30	15	15
0.6	Iterasi	621	104	329	44	246	33	180	12	9	9
	Akurasi	90	100	80	80	75	50	30	30	20	15
0.7	Iterasi	680	100	370	44	258	44	157	24	11	12
	Akurasi	90	100	75	75	60	55	30	35	10	20
0.8	Iterasi	689	95	342	40	222	51	167	27	10	12
	Akurasi	85	100	75	70	75	55	45	30	15	20
0.9	Iterasi	620	704	267	140	240	151	150	23	94	26
	Akurasi	85	100	70	65	65	50	35	25	15	15
1.0	Iterasi	442	1000	228	500	280	350	40	40	16	13
	Akurasi	85	10	70	30	65	20	35	25	15	20

Untuk laju pembelajaran dengan nilai 0, jumlah iterasi pembelajaran telah mencapai nilai maksimal tetapi hasil akurasi tetap rendah. Perubahan bobot dihitung dengan rumus  $\Delta w_{jk}(t+1) = \alpha \delta_j z_k + \rho \Delta w_{jk}(t)$ . Dengan nilai laju pembelajaran ( $\alpha$ ) nol sehingga tidak terjadi proses perubahan bobot untuk melakukan generalisasi terhadap pola data set pembelajaran walaupun telah ditambahkan properti momentum dalam perubahan bobotnya. Hal inilah yang menyebabkan nilai akurasinya rendah. Secara lebih jelas dapat dilihat grafik MSE untuk laju pembelajaran bernilai 0 pada gambar 1.



Gambar 2. Gambar grafik MSE dengan nilai alpha 0.

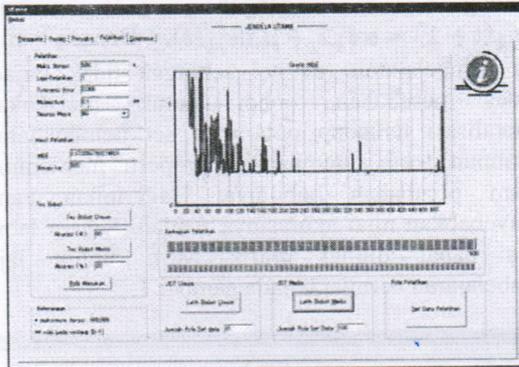
Proses pembelajaran akan berlangsung optimum untuk nilai laju pembelajaran pada rentang [0.1,0.4] dengan ditandai grafik MSE yang berbentuk lengkung curam seperti pada gambar 2.



Gambar 3. Grafik MSE dengan nilai alpha optimal

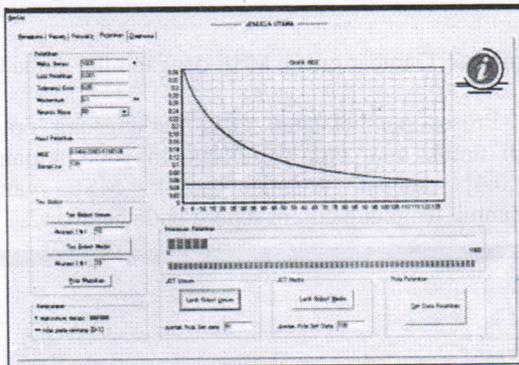
Untuk laju pembelajaran dengan nilai yang terlalu besar (1), laju pembelajaran yang terjadi kurang efektif. Perubahan bobot yang terlalu besar

mengakibatkan pencarian nilai kesalahan minimum mengalami fluktuasi yang mengakibatkan lamanya proses pembelajaran, bisa dilihat pada gambar 3.



Gambar 4. Grafik MSE dengan nilai alpha terlalu besar

Sedangkan untuk laju pembelajaran dengan nilai yang terlalu kecil (0.001), laju pembelajaran yang terjadi juga kurang efektif. Perubahan bobot yang terlalu kecil mengakibatkan pencarian nilai kesalahan minimum sangat lambat kemajuannya yang mengakibatkan lamanya proses pembelajaran walaupun hasil akurasi keluarannya cukup tinggi. Lamanya proses pembelajaran ini membuat hasil keseluruhan dianggap kurang optimum, seperti dilihat pada gambar 4.



Gambar 5. Grafik MSE dengan nilai alpha terlalu kecil.

Berdasarkan hasil pengujian pada tabel 2 dapat dilihat bahwa nilai laju pembelajaran dan toleransi kesalahan memiliki hubungan terbalik dengan hasil iterasi dan akurasi hasil keluaran. Dari teori bahwa semakin besar nilai laju pembelajaran serta toleransi kesalahan yang ada akan semakin cepat proses pembelajaran dan semakin kecil akurasi hasil keluaran telah terbukti. Memang terdapat distorsi dalam beberapa kasus, misalnya pada nilai toleransi kesalahan 0.005 dan alpha 0.2 serta 0.3 bagian umum. Pada kasus tersebut iterasi nilai alpha 0.2 lebih kecil dibandingkan pada nilai alpha 0.3 tetapi nilai akurasi tetap lebih besar dari pada alpha 0.3. Distorsi tersebut dapat terjadi karena pengaruh

penentuan bobot awal pada proses pelatihan, namun demikian secara keseluruhan dapat disimpulkan bahwa semakin kecil nilai alpha maka jumlah iterasi dan akurasi akan semakin meningkat.

Sedangkan hasil akurasi antara jaringan syaraf tiruan umum dengan medis disebabkan oleh pola masukannya, di mana pola medis lebih sederhana dibandingkan dengan pola umum. Pola medis dikatakan lebih sederhana karena setiap kali hasil uji laboratorium dikatakan positif, maka hasil diagnosa penyakitpun dapat ditegakkan secara pasti dan setiap penyakit memiliki uji laboratorium yang berbeda antara satu sama lainnya. Sedangkan pada pola umum hanya didasarkan pada gejala penyakit yang dirasakan oleh pasien, sehingga untuk menentukan pola-pola dari setiap penyakit menjadi lebih kompleks dan lama. Oleh karena itu hasil iterasi antara pola umum dan medis terlihat lebih banyak pada pola umum.

### Pengaruh Momentum dan Banyaknya Neuron Sembunyi

Penambahan momentum dimaksudkan untuk menghindari perubahan bobot yang mencolok akibat adanya data yang sangat berbeda dengan yang lainnya. Jumlah neuron pada layar tersembunyi mempengaruhi kemampuan pengenalan pola dari jaringan. Nilai optimum dari jumlah neuron tersebut adalah sama banyaknya dengan jumlah neuron masukan, apabila terlalu banyak ataupun sedikit maka akurasi hasil keluarannya akan semakin kecil.

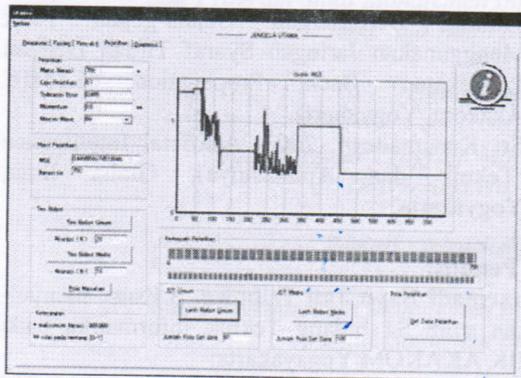
Tabel 3. Hasil Pengujian Pengaruh Jumlah Neuron dan Momentum

Maju	neuron	20		40		60		80		100	
		x	y	x	y	x	y	x	y	x	y
0.0	Umum	918	80	1176	60	1449	60	1743	60	1878	80
	Medis	65	100	67	100	78	100	79	100	82	100
0.1	Umum	806	85	1273	85	1590	90	1571	90	1659	80
	Medis	64	100	70	100	72	100	78	100	78	100
0.2	Umum	810	85	1076	85	1335	85	1511	90	1800	85
	Medis	63	100	68	100	72	100	74	100	81	100
0.3	Umum	766	80	1029	85	1300	90	1706	80	1453	88
	Medis	69	100	70	100	77	100	72	80	86	100
0.4	Umum	1211	85	1367	80	2446	75	2500	65	2340	80
	Medis	47	100	108	100	96	100	97	100	105	100
0.5	Umum	856	85	1323	85	2500	85	1657	85	1790	85
	Medis	160	100	99	100	181	100	96	100	103	100
0.6	Umum	734	90	1210	90	1128	85	1297	85	1600	80
	Medis	164	100	142	100	170	100	180	100	101	100
0.7	Umum	741	80	755	85	918	85	960	90	1832	85
	Medis	173	95	133	100	118	100	128	100	123	100
0.8	Umum	450	90	642	80	808	70	954	80	770	75
	Medis	121	100	47	100	83	100	80	100	130	100
0.9	Umum	2500	20	2500	20	2500	20	2500	20	2500	20
	Medis	2500	10	2500	10	2500	10	2500	10	2500	10
1.0	Umum	2500	20	2500	20	2500	20	2500	20	2500	20
	Medis	2500	10	2500	10	2500	10	2500	10	2500	10

Keterangan: x = iterasi, y = akurasi

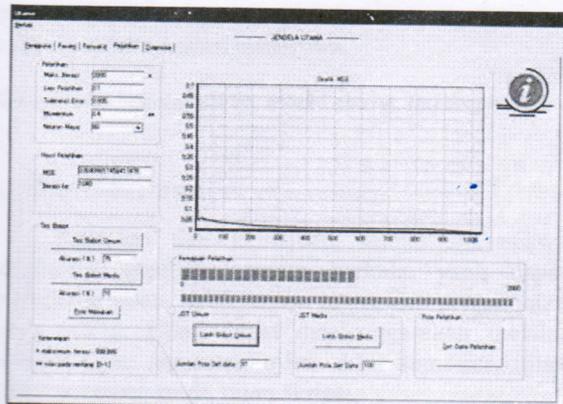
Dari tabel 3 terlihat dengan menggunakan nilai toleransi kesalahan 0.005 dan alpha 0.1, momentum

mempengaruhi kecepatan proses pembelajaran sistem. Terlihat semakin ke bawah (nilai momentum semakin besar) maka jumlah iterasi semakin sedikit. Apabila nilai momentum terlalu besar, maka pengenalan pola akan mengalami hambatan karena terlalu besar perubahan bobot dalam iterasi sehingga kesalahan yang terjadi mengalami fluktuasi yang terlalu besar.



Gambar 6. Grafik MSE dengan nilai momentum yang terlalu kecil.

Pada gambar 6 terlihat grafik MSE dengan nilai momentum yang terlalu kecil (0). Pemberian nilai momentum yang terlalu kecil membuat perubahan bobot berjalan lambat. Pada gambar tersebut toleransi kesalahan baru tercapai pada iterasi ke 1417.



Gambar 7. Grafik MSE dengan momentum optimal.

Pada gambar 7 terlihat grafik MSE dengan nilai momentum yang optimum (0.4). Pemberian nilai momentum yang tepat membuat perubahan bobot berjalan cepat dan baik (tidak mengalami fluktuasi kesalahan). Pada gambar di atas tersebut toleransi kesalahan tercapai pada iterasi ke 1040. Bandingkan dengan gambar sebelumnya (grafik MSE dengan momentum kecil) yang toleransi kesalahannya baru tercapai pada iterasi ke 1417.

Semakin banyak neuron pada layar tersembunyi kecepatan proses pembelajaran semakin besar, hal ini terjadi karena jumlah bobot yang diproses semakin besar. Sebagai gambaran pada jaringan syaraf umum dengan 20 neuron sembunyi memiliki 841 bobot, sedangkan 100 neuron sembunyi memiliki 4201 bobot. Dalam tabel terlihat akurasi pengenalan pola terbesar pada nilai 40 dan 60 neuron, hal ini terjadi karena jumlah neuron masukan dan jumlah neuron layar tersembunyi tidak terlalu berbeda jauh.

Dari pengujian-pengujian di atas, dapat diambil kesimpulan jika nilai yang optimum untuk sistem ini adalah laju pelatihan 0.4, toleransi kesalahan 0.005, jumlah neuron sembunyi 60, dan momentum 0.6. Dalam sistem ini memiliki kekurangan berupa tingkat akurasi yang belum baik, hal ini disebabkan karena jumlah pola dalam set data pelatihan masih sedikit. Misalnya untuk jaringan syaraf tiruan umum dengan 60 neuron sembunyi (memiliki 2521 bobot) serta tingkat akurasi 90% maka dibutuhkan jumlah pola sebanyak  $2521/0.1 = 25210$  pola. Sedangkan dalam sistem ini hanya menggunakan 91 pola. Dalam pengujian sistem ini tingkat akurasinya masih tinggi disebabkan pola gejala penyakit yang dialami pasien hampir serupa dengan tingkatan yang tinggi. Hal ini dapat dimaklumi karena pasien di RSUP. dr Sardjito kebanyakan pasien rujukan dari rumah sakit lain yang tingkat penyakitnya telah berat dan tidak dapat ditangani oleh rumah sakit yang kecil. Hal inilah yang menyebabkan tingkat akurasi hasil diagnosa penyakit dapat tinggi. Dari hasil-hasil percobaan di atas, diperoleh hasil akurasi terbaik sebesar 90% untuk jaringan syaraf tiruan umum dan akurasi 100% untuk jaringan syaraf tiruan medis.

#### 4. Kesimpulan

Berdasar analisa yang telah dilakukan dapat diambil kesimpulan sebagai berikut.

1. Jaringan syaraf tiruan dengan metode perambatan balik dapat digunakan untuk mengenali pola yang tidak teratur.
2. Dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan perambatan balik, dapat dibangun sebuah sistem yang mampu mengenali jenis penyakit yang diderita oleh pasien sehingga dapat diambil langkah yang tepat untuk mengatasinya
3. Apabila nilai laju pembelajaran terlalu besar ataupun terlalu kecil proses pembelajaran berlangsung kurang efektif, nilai optimumnya ada pada rentang [0.1,0.4].
4. Nilai toleransi kesalahan optimum terdapat pada nilai 0,005.

5. Nilai momentum optimum terdapat pada rentang nilai [0.2,0.6].
6. Akurasi terbaik untuk jaringan umum adalah 90%, sedangkan untuk jaringan medis mencapai 100%.

#### Saran

1. Data set pembelajaran semakin diperbanyak agar sistem dapat mengenali pola secara lebih mendalam.
2. Sistem digabungkan dengan logika samar dalam pengolahan nilai perhitungan, sehingga bisa diperoleh diagnosa penyakit dengan tingkat kepercayaan tertentu serta diagnosa pembandingnya.
3. Dalam perhitungan di program, bobot tidak disimpan dalam array tetapi di dalam pointer sehingga bisa menghemat memori dan meningkatkan kinerja sistem.
4. Ditambahkan sebuah layanan untuk menyimpan hasil pembelajaran untuk masing-masing masukan parameter yang ada dalam sebuah tabel dan dibuat sebuah operasi pengorganisasian data tersebut seefektif mungkin.

#### Daftar Pustaka

- [1] Diyah Puspitaningrum, 2006, *Pengantar Jaringan Syaraf Tiruan*, Penerbit Andi, Yogyakarta.
- [2] Jong Jek Siang, 2005, *Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya Menggunakan Matlab*, Penerbit Andi, Yogyakarta.
- [3] Rini Widyastuti, 2008, *Diagnosa Penyakit Jantung Berdasarkan Gejala-gejala Fisik Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Pendekatan Back Propagation*, STMIK Akakom, Yogyakarta.
- [4] Sri Kusumadewi, 2003, *Artificial Intelligence (Teknik dan Aplikasinya)*, Graha Ilmu, Yogyakarta.

#### [CV Penulis]

**Sudharmadi Bayu Jati Wibowo, S.Kom**, menyelesaikan studi S1 bidang Teknik Informatika pada STMIK AKAKOM Yogyakarta.  
Syamsu Windarti, Dosen pada STMIK AKAKOM Yogyakarta.

# DAFTAR SUSUNAN PANITIA

## PROGRAM COMMITTEE

Prof. H. Adhi Susanto, M.Sc., Ph.D.  
Prof. Drs. Setiadji, S.U.  
P. Insap Santosa, Ir., M. Sc., Ph.D  
Ir. Lukito Edi Nugroho, M.Sc., Ph.D.  
Drs. Retantyo Wardoyo, M.Sc., Ph.D.  
Dr. Reza Pulungan, M.Sc.  
Prof. Drs. Suryo Guritno, M.Stat., Ph.D.  
Dr. Sri Kusumadewi, S.Si., M.T.  
Prof. Dr. I Wayan Simri Wicaksana, S.Si., M.Eng.  
Dr. LT Handoko  
Dr. Ir. Inggriani Liem  
Prof., Dr., Ir. Eko Sedyono, M.Kom.  
Dr. Ir. Titon Dutono, M.Eng.  
Dr. Ir. Sasongko Pramono Hadi, DEA.  
Ir. Joko Lianto Buliali, M.Sc., Ph.D.

## PELAKSANA SEMINAR

### Pelindung

Ketua STMIK AKAKOM Yogyakarta

### Penanggung jawab

Kepala Puslitbang dan PPM STMIK AKAKOM Yogyakarta

### Panitia

Drs. Tri Prabawa, M.Kom.  
Dra. Syamsu Windarti, Apt., M.T.  
Cuk Subiyantoro, S.Kom., M.Kom.  
Pius Dian Widi Anggoro, S.Si., M.Cs.  
Nailus Sa'adah  
Widiyanto  
Al. Agus Subagyo, S.E., M.Si.  
Danny Kristanto, S.Kom., M.Eng.  
Prof. Setiadji, S.U.  
Drs. G.P. Dalijo, Dipl. Comp.  
Sri Wahyudi  
L.N. Harnaningrum, S.Si., M.T.  
Dra. Torsinawati  
A Budi Sugihardjo, S.E., M.M.  
Drs. Moch Basor  
Ary AdjidarmaAW., S.Kom., MMSI  
Agung Nugroho  
Dwi Suwarsono  
Deni Ekowati