

ANALISIS JARINGAN SYARAF TIRUAN RPROP UNTUK MENGENALI POLA ELEKTROKARDIOGRAFI DALAM MENDETEKSI PENYAKIT JANTUNG KORONER

Devi Febrianty, Dewanto R.A., Aradea

*Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Siliwangi Tasikmalaya
e-mail: informatika@ft.unsil.ac.id, URL: http://www.unsil.ac.id*

ABSTRACT

Coronary heart disease is the most deadly heart disease, so for that reason it's needed early diagnosis of this disease for medication efficacy. The one way of early diagnosis of Coronary Heart Disease done by a cardiologist is through the record of electrocardiography (ECG).

Coronary heart disease detection can be automated by creating an ECG pattern recognition software. This requirement needed a quite high accuracy to obtain accurate diagnose result. In this research, implementation and performance analysis of RPROP (Resilient Propagation) method will be done to recognize ECG pattern of coronary heart.

The result show that RPROP method give good performance in accuracy. The accuracy of ECG pattern recognition reach 100% for training data set and 84.21% for testing data set.

Keywords: Electrocardiography (ECG), Artificial Neural Network, RPROP, Coronary Heart Disease

1. PENDAHULUAN

Pengenalan penyakit jantung termasuk jantung koroner dari gambar hasil EKG merupakan salah satu hal yang dilakukan oleh seorang dokter spesialis jantung. Keberadaan dokter ahli berpengalaman di bidang analisis jantung melalui EKG sangat terbatas dan pasien yang menerima data gambar hasil EKG sulit untuk memahaminya.

Solusi dari permasalahan tersebut adalah membuat suatu sistem perangkat lunak pendeteksi penyakit jantung koroner berdasarkan gambar pola EKG. Dalam penelitian ini akan dianalisis performansi Jaringan syaraf tiruan propagasi balik RPROP (*Resilient Propagation*) untuk mengenali pola EKG jantung koroner dengan parameter akurasi dan kecepatan serta akan dibangun suatu *tools* untuk membantu analisisnya.

2. LANDASAN TEORI

2.1 Penyakit Jantung Koroner

Penyakit jantung koroner adalah terjadinya penyumbatan sebagian atau total dari satu atau lebih pembuluh darah koroner. Kondisi ini dapat menyebabkan terjadinya kerusakan sel otot jantung, yang disebut infark miokard. Salah satu alat untuk diagnosa awal infark miokard adalah EKG.

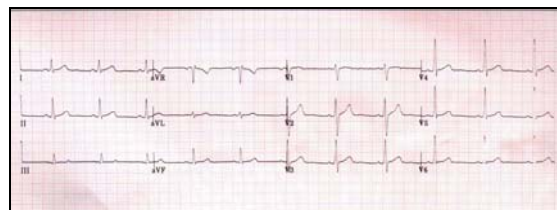
2.2 Elektrokardiografi (EKG)

Aktifitas listrik jantung tersebar sampai permukaan kulit sehingga dapat dilihat melalui sebuah alat EKG yang menghasilkan sinyal hasil catatan potensial listrik.

Pada rekaman rutin EKG terdapat 12 sandapan (lead) yaitu Tiga buah sandapan bipolar standard lead Eintoven (I, II, dan III), Tiga buah sandapan Unipolar limb lead Wilson (aVR, aVL

dan aVF), dan Enam buah sandapan Unipolar chest lead (V1, V2, V3, V4, V5, dan V6).

Pada sebuah gambar sandapan EKG terdapat beberapa bagian yang dapat menunjukkan keadaan normal maupun abnormal antara lain Gelombang P, Kompleks QRS, Gelombang T, Gelombang U, Titik J (= RS – T Junction), dan Segment ST.



Gambar 1. Contoh Pola EKG 12 sandapan

2.3 EKG pada Infark Miokard

Lokasi keberadaan infark miokard pada pasien dapat dilihat dari pola sandapan yang menunjukkan tanda-tanda infark dan dapat ditemukan pada bagian:

- Gelombang Q, mengalami Q patologis dimana kecepatan $Q \geq 0.04$ detik dan kedalaman $Q > 25\%$ defleksi R
- Gelombang T, mengalami kondisi negatif yang simetri. Biasa disebut T inverted
- Segmen ST dapat mengalami dua kondisi yaitu
 - ST Depresi: Titik J terletak di bawah sumbu horizontal gelombang P dan U
 - ST Elevasi: Titik J terletak di atas sumbu horizontal gelombang P dan U

2.4 Pengenalan Pola

Pengenalan pola merupakan proses untuk mengklasifikasikan dan mendeskripsikan pola atau objek kompleks melalui pengukuran karakteristik

objek yang bersangkutan. Rancangan suatu sistem pengenalan pola pada dasarnya meliputi tiga tahap yaitu akuisisi data, ekstraksi ciri dan model pengambilan keputusan.

Tahap akuisisi data bertujuan untuk mendapatkan citra digital dari data yang sedang diolah sehingga data tersebut dapat diproses dengan komputer.

Ekstraksi ciri bertujuan untuk mengambil ciri – ciri yang terdapat pada objek di dalam citra. Faktor kunci dalam mengekstraksi ciri adalah kemampuan mendeteksi keberadaan tepi dari objek di dalam citra. Proses deteksi tepi dapat meningkatkan penampakan garis batas suatu daerah atau objek di dalam citra.

2.5 Detektor Tepi Prewitt

Terdapat banyak macam metode deteksi tepi, salah satunya detektor tepi Prewitt. Operator Prewitt bekerja dengan mengaproksimasi turunan pertama. Detektor tepi prewitt didefinisikan sebagai:

$$h(x,y) = |h_x(x,y)| + |h_y(x,y)| \quad (1)$$

h_x mendeteksi lokasi tepi horizontal sedangkan h_y mendeteksi tepi vertikal dengan titik acuan adalah titik pusat mask.

2.6 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan (JST) merupakan salah satu metode klasifikasi objek sebagai model pengambilan keputusan. Klasifikasi objek bertujuan untuk mengelompokkan objek ke dalam kelompok yang sesuai berdasarkan ciri-ciri yang dimiliki objek tersebut.

Secara garis besar pada JST terdapat dua tahap pemrosesan informasi, yaitu:

a. Tahap Belajar

Tahap ini dimulai dengan memasukkan pola – pola belajar ke dalam jaringan. Dengan menggunakan pola-pola ini jaringan akan mengubah bobot yang menjadi penghubung antara node.

b. Tahap Pengenalan

Pada tahap ini dilakukan pengenalan terhadap suatu pola masukan dengan menggunakan bobot hasil tahap belajar.

2.7 Jaringan Syaraf Tiruan RPROP (Resilient Propagation)

JST RPROP merupakan algoritma pembelajaran pada JST yang dikembangkan untuk mengatasi kelemahan pada JST Propagasi Balik yang biasanya menggunakan fungsi aktivasi sigmoid. Fungsi aktivasi ini akan membawa input dengan range yang tidak terbatas ke nilai output dengan range yang terbatas yaitu antara 0 sampai 1. Salah satu karakteristik dari fungsi sigmoid adalah gradiennya akan mendekati nol apabila input yang diberikan sangat banyak. Gradien yang mendekati

nol ini berimplikasi pada rendahnya perubahan bobot. Apabila bobot-bobot tidak cukup mengalami perubahan, maka algoritma akan sangat lambat untuk mendekati nilai optimumnya.

Algoritma RPROP berusaha untuk mengeliminasi besarnya efek turunan parsial dengan cara hanya menggunakan tanda turunannya saja. Tanda turunan ini akan menentukan arah perbaikan bobot – bobot. Besarnya perubahan setiap bobot akan ditentukan oleh suatu faktor yang diatur pada parameter **delt_inc** atau **delt_dec**. Pada awal iterasi, besarnya perubahan bobot diinisialisasikan dengan parameter **delta0**. Besarnya perubahan tidak boleh melebihi batas maksimum yang terdapat pada parameter **deltamax**.

Sama seperti pada algoritma propagasi balik *gradien descent*, Algoritma RPROP melaksanakan dua tahap pembelajaran yaitu tahap perambatan maju (forward) untuk mendapatkan error output dan tahap perambatan mundur (backward) untuk mengubah nilai bobot-bobot.

Proses pembelajaran pada algoritma RPROP diawali dengan Definisi masalah, yaitu menentukan matriks masukan (P) dan matriks target (T). Kemudian dilakukan proses inisialisasi yaitu menentukan bentuk jaringan, MaxEpo, Target_Error, delta_dec, delta_inc, delta0, deltamax, dan menetapkan nilai-nilai bobot sinaptik v_{ij} dan w_{jk} secara random.

Pelatihan jaringan pada algoritma RPROP dilakukan selama Epo (jumlah siklus pelatihan) kurang dari MaxEpo dan *Minimum Square Error* (Minimal error yang ditoleransi) lebih besar dari Target Error.

Proses perambatan maju (forward) pada algoritma RPROP sama dengan algoritma Propagasi Balik umumnya, sedangkan pada proses *backward*-nya berbeda.

2.8 Tahap perambatan maju JST RPROP

a. Tiap unit input (x_i) menerima sinyal dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada layer di atasnya (hidden layer)

b. Tiap-tiap unit pada hidden layer (z_j) menjumlahkan sinyal-sinyal input terbobot

$$z_in^l_j = b^l_j + \sum_{i=1}^n v_{ij}^l . x_i \quad (2)$$

gunakan fungsi aktivasi sigmoid untuk menghitung sinyal outputnya, kemudian kirimkan sinyal tersebut pada semua unit di layer atasnya (hidden layer atau output layer). Langkah (b) dilakukan sebanyak jumlah hidden layer.

c. Tiap unit output (y_k) menjumlahkan sinyal – sinyal input terbobot

$$y_in_k = b^o_k + \sum_{j=1}^c w_{jk} . z_j \quad (3)$$

gunakan fungsi aktivasi sigmoid untuk menghitung sinyal outputnya

d. Hitung Nilai Galat (Error)

Galat (E) merupakan selisih antara nilai keluaran yang diinginkan (T) dengan keluaran yang sesungguhnya dari hasil pembelajaran JST(y_k) untuk setiap output. Ralat global SSE (Sum Square Error) pada lapisan keluaran adalah

$$SSE = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (T_k - y_k)^2 \quad (4)$$

2.9 Tahap perambatan mundur JST RPROP

a. Tiap-tiap unit output (y_k) menerima target pola yang berhubungan dengan pola input pembelajaran, hitung informasi errornya:

$$\hat{\partial}_k = E * y_k(1 - y_k) \quad (5)$$

kemudian hitung perubahan bobot (yang digunakan untuk memperbaiki nilai w_{jk}):

$$\Delta w_{jk} = \hat{\partial}_k * z_j \quad (6)$$

Hitung perubahan bias (yang nantinya akan digunakan untuk memperbaiki nilai b_k^0)

$$\Delta b_k^0 = \hat{\partial}_k \quad (7)$$

b. Tiap-tiap unit pada hidden layer (z_j) menjumlahkan delta inputnya (dari unit-unit yang berada pada layer di atasnya):

$$\partial_in_j = \sum_{k=1}^m \partial_k w_{jk} \quad (8)$$

kemudian hitung informasi error:

$$\hat{\partial}_j = \partial_in_j * z_j(1 - z_j) \quad (9)$$

Hitung perubahan bobot (yang digunakan untuk memperbaiki nilai v_{ij})

$$\Delta v_{ij} = \hat{\partial}_j * x_i \quad (10)$$

Hitung perubahan bias (yang digunakan untuk mengubah nilai b_j^1)

$$\Delta b_{ij} = \hat{\partial}_j \quad (11)$$

langkah (f) juga dilakukan sebanyak jumlah hidden layer

Setelah diperoleh perubahan bobot untuk setiap pola data lakukan langkah di bawah ini:

Hitung gradien $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(n)$, yaitu rata-rata perubahan bobot setiap pola pada epoch ke-n. Untuk setiap bobot dan bias lakukan langkah-langkah berikut:

```

if (  $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) * \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) > 0$  ) then {
     $\Delta_{ij}(t) = \text{minimum} (\Delta_{ij}(t-1) * \eta^+, \Delta_{max})$ 
     $\Delta w_{ij}(t) = - \text{sign} (\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t)) * \Delta_{ij}(t)$ 
     $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t)$ 
     $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) = \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t)$ 
}
else if (  $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) * \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) < 0$  ) then {
     $\Delta_{ij}(t) = \text{maximum} (\Delta_{ij}(t-1) * \eta^-, \Delta_{min})$ 
     $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) = 0$ 
}
else if (  $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) * \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t) = 0$  ) then {
     $\Delta w_{ij}(t) = - \text{sign} (\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t)) * \Delta_{ij}(t)$ 
     $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t)$ 
     $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t-1) = \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}(t)$ 
}
    
```

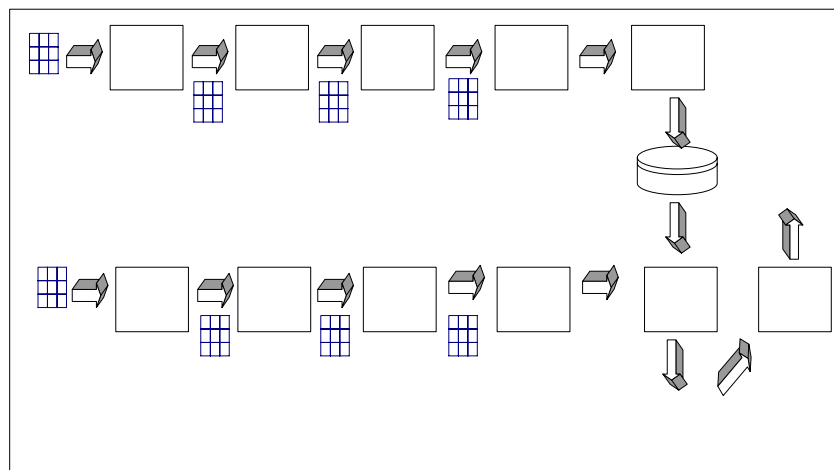
Hitung MSE

(12)

Langkah-langkah di atas adalah untuk satu kali siklus pelatihan (satu epoch).

3. PERANCANGAN

Sistem pengenalan pola Elektrokardiografi yang dibangun terdiri dari dua tahap yaitu tahap pelatihan dan tahap pengenalan, sebagaimana yang dapat dilihat pada gambar 2.



Gambar 2. Skema Sistem Pengenalan Pola EKG

3.1 Analisis Input

Input yang digunakan pada penelitian ini merupakan data graf hasil pemeriksaan EKG yang diubah ke dalam format citra digital. Data ini merupakan citra RGB true color yang kemudian di *crop* menjadi 12 sandapan.

3.2 Analisis Output

Output dari sistem pada tahap pelatihan adalah arsitektur JST Propagasi Balik RPROP, bobot dan bias arsitektur yang akan digunakan untuk proses pengenalan, dan waktu yang dibutuhkan oleh CPU untuk melakukan pelatihan sampai kondisi berhenti JST terpenuhi.

Output dari sistem pada tahap pengenalan adalah jenis pola EKG jantung koroner (infark miokard) berdasarkan sandapan yang diinputkan pada model yang terdiri dari Q Patologis, ST Depresi, ST Elevasi, QSTE, T Inverted atau Normal.

3.3 Analisis Proses

Proses-proses yang dilakukan antara lain:

1. Konversi Grayscale
Citra digital EKG per sandapan dalam format RGB diubah menjadi citra *grayscale*
2. Deteksi Tepi Prewitt
3. Pruning Hasil Deteksi Tepi
Pruning hasil deteksi tepi bertujuan untuk menghilangkan objek-objek lain di luar objek yang sedang dianalisis misalnya noise.
4. Pengambilan vektor ciri
Berdasarkan ciri-ciri kelainan pola EKG jantung koroner, perbedaan antara satu jenis pola kelainan EKG jantung koroner dengan pola kelainan lain atau dengan pola normal terletak pada bentuknya. Pengambilan vektor ciri dengan mengakumulasi jumlah piksel 1 pada baris dan kolomnya dapat membedakan antar bentuk pola EKG yang mengalami kelainan jantung koroner maupun antara pola EKG yang mengalami kelainan dengan yang normal.
5. Klasifikasi dengan Jaringan Syaraf Tiruan

JST Propagasi Balik RPROP

Vektor masukan pada JST RPROP adalah vektor ciri hasil pruning yang berukuran 164 x 124 yang diakumulasi jumlah piksel bernilai 1 untuk

tiap baris dan kolomnya. Hasil akumulasi dibinerisasi ke dalam interval 0–1. Sehingga vektor masukannya vektor berukuran 288 x 1. Vektor target adalah vektor berukuran 6 x 1 sesuai dengan jumlah 6 jenis pola EKG yang akan dikenali yaitu pola Normal, Q Patologis, T Inverted, ST Depresi, ST Elevasi, dan QSTE

Arsitektur JST RPROP terdiri dari layer input dengan jumlah neuron sesuai dengan jumlah dimensi pada hasil akumulasi piksel citra dan 6 keluaran pada output layer untuk mengenali jenis pola sandapan EKG yang diinputkan.

Karena tidak ada petunjuk yang baku mengenai penentuan jumlah layer hidden, jumlah neuron hidden dan parameter jaringan pada JST RPROP maka dilakukan analisis terhadap penggunaan beberapa arsitektur Multilayer FeedForward dan penggunaan beberapa parameter jaringan.

4. ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Analisis JST RPROP untuk mengenali pola EKG dilakukan berdasarkan tolak ukur performansi akurasi dan kecepatan.

Performansi akurasi diperoleh dari perbandingan antara hasil pengenalan pola EKG dari dokter ahli penyakit jantung dengan hasil pengenalan pola EKG dari sistem. Performansi kecepatan diperoleh dari kecepatan proses pelatihan maupun kecepatan proses pengenalan pola EKG.

Sistem dilatih menggunakan 198 citra latih, masing-masing kelas terdiri dari 33 pola, yang telah melalui tahap *preprocessing*. Pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan 76 citra uji dengan berbagai variasi pola EKG.

Untuk memperoleh sistem yang memiliki tingkat akurasi tinggi ditentukan pula oleh pemilihan arsitektur jaringan dan parameter pelatihan jaringan yang tepat. Oleh karena itu, dilakukan analisis terhadap beberapa arsitektur jaringan maupun parameter jaringan.

Hasil pengujian untuk penentuan arsitektur jaringan (jumlah hidden layer dan jumlah hidden neuron) dapat dilihat pada tabel 1 sedangkan hasil pengujian penentuan parameter jaringan (*delta_inc*, *delta_dec*, *delta0*, dan *deltamax*) dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 1. Hasil Pengujian beberapa arsitektur JST

Hidden Layer	Hidden Neuron 1	Hidden Neuron 2	Epoch	MSE	Akurasi Citra Latih	Akurasi Citra Uji
1	50		192	0.00016849	100	46.03
2	10	10	500	0.0227273	96.46	59.21
2	10	15	500	0.00507038	98.98	47.36
2	15	15	500	0.00252525	99.49	53.95
2	15	20	500	0.00252525	99.49	55.26
2	20	20	500	0.00252525	99.49	50
2	20	25	91	0.00088579	100	52.63
2	25	25	220	0.00083636	100	50
2	25	30	500	0.00252525	99.49	60.53
2	30	30	112	0.00086830	100	84.21
2	30	35	148	0.00072190	100	59.21
2	35	35	128	0.00099496	99.49	59.21

Tabel 2. Hasil pengujian beberapa parameter JST RPROP

<i>delta_inc</i>	<i>delta_dec</i>	<i>delta0</i>	<i>deltamax</i>	<i>Epoch</i>	<i>MSE</i>	<i>Akurasi Citra Latih (%)</i>	<i>Akurasi Citra Uji (%)</i>
1.2	0.5	0.07	10	224	0.0000697	99.49	69.74
1.2	0.5	0.07	20	253	0.00029917	99.49	72.37
1.2	0.5	0.07	30	118	0.00076191	100	55.26
1.2	0.5	0.07	35	114	0.00098999	100	61.84
1.2	0.5	0.07	50	112	0.00086830	100	84.21
1.3	0.5	0.07	50	500	0.00252525	99.49	60.53
1.2	0.5	0.1	50	149	0.00097824	100	57.89
1.3	0.7	0.05	30	237	0.00090602	99.49	56.58
1.3	0.7	0.07	50	444	0.00014003	100	56.58
1.3	0.5	0.05	30	145	0.00071384	100	56.58
1.2	0.7	0.05	30	130	0.00072635	100	55.26
1.3	0.5	0.07	30	500	0.00252525	99.49	55.26

Berdasarkan hasil pengujian, *delt_inc*, *delt_dec*, *delta0*, *deltamax*, jumlah *hidden layer*, dan jumlah *hidden neuron* yang menghasilkan akurasi tertinggi dalam arsitektur JST RPROP adalah: *delt_inc*=1.2, *delt_dec*=0.5, *delta0*=0.07, *deltamax*=50, *Hidden layer* 2 layer (30 *neuron* pada masing – masing layer).

4.1 Keberhasilan sistem

Performansi akurasi diambil yang terbaik yaitu akurasi pengenalan data latih sebesar 100% sedangkan akurasi pengenalan data uji sebesar 84,21%.

Dilihat dari keberhasilan sistem dalam mengenali pola EKG infark miokard maka diperoleh kesimpulan bahwa metode JST RPROP memiliki performansi yang cukup baik dalam hal akurasi.

4.2 Kecepatan sistem

Pengujian kecepatan sistem dilakukan dengan menggunakan spesifikasi perangkat keras antara lain Processor Intel Pentium III 1 GHz, RAM 256 MB, Harddisk 80 GB. Kecepatan yang dibutuhkan untuk pelatihan jaringan 82.88-674.69 detik dan untuk pengujian jaringan 0.16–0.23 detik.

Dari pengujian tersebut, diperoleh kesimpulan bahwa metode JST RPROP memiliki performansi kecepatan yang cukup baik untuk kecepatan pengujian tetapi masih kurang baik untuk kecepatan pelatihan.

5. KESIMPULAN

- Hasil pengujian terhadap sistem, JST Propagasi Balik RPROP menghasilkan tingkat akurasi 100% untuk data latih dan 84.21% untuk data uji.
- Penggunaan sebaran data latih yang merata untuk setiap kelas pada JST dapat mencegah timbulnya suatu kelas mendominasi hasil klasifikasi.
- Output pelatihan dengan JST Propagasi Balik dapat disesuaikan dengan target yang ditentukan oleh pelatih.

- Kecepatan pelatihan JST Propagasi Balik dalam mendeteksi pola EKG Jantung Koroner masih kurang karena JST Propagasi Balik melakukan beberapa kali pelatihan pada setiap data latih.
- Ekstraksi ciri menggunakan akumulasi piksel bernilai 1 pada baris dan kolom memberikan hasil yang optimal untuk pengenalan data latih tetapi untuk pengenalan data uji masih kurang optimal.
- Pemilihan jumlah *hidden layer*, *hidden neuron*, *Delta Inc*, *Delta Dec*, *Delta0*, dan *Delta Max* yang tepat pada JST Propagasi Balik RPROP dapat memberikan hasil yang optimal.

PUSTAKA

- Arymurthy, Aniati Murni. 1992. *Pengantar Pengolahan Citra*. Jakarta: PT. Elex Media Komputindo.
- Freeman, James A., and David M. Skapura. 1992. *Neural Networks: Algorithms, Applications, and Programming Techniques*. United States of America: Addison-Wesley Publishing Company.
- Haykin, Simon, 1994. *Neural Networks, A comprehensive Foundation*, USA: Macmillan College publishing Company.
- Kusumadewi, Sri. 2004. *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan menggunakan MATLAB dan EXCEL LINK*. Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Mitchell, Tom M. 1997. *Machine Learning*. Singapura: McGraw-Hill Companies, Inc.
- Munir, Rinaldi. 2004. *Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik*. Bandung: Informatika Bandung.
- Patterson, Dan W. 1996. *Artificial Neural Network, Theory and Application*. Singapore: Prentice Hall.
- Riedmiller, Martin. 1994. *RPROP, Description and Implementation Detail*. Karlsruhe: www.ira.uka.de.
- Widjaja, Soetopo. 1990. *EKG Praktis*. Jakarta: Binarupa Aksara.