

Klasifikasi Kelainan Jantung Dengan Metode Transformasi Fourier Dan Jaringan Saraf Tiruan

Amadea Kurnia Nastiti¹, Endah Purwanti², Adri Supardi³

^{1,2,3} Program Studi S1 Teknobiomedik, Departemen Fisika, Fakultas Sains dan
Teknologi Universitas Airlangga, Surabaya

Abstract

Health problems with cardiovascular system disorder are still ranked high globally. One way to detect abnormalities in the cardiovascular system especially in the heart is through the electrocardiogram (ECG) reading. However, reading ECG recording needs experience and expertise, software-based neural networks has designed to help identify any abnormalities of the heart through electrocardiogram digital image. This image is processed using image processing methods to obtain ordinate chart which representing the heart's electrical potential. Feature extraction using Fourier transforms which are divided into several numbers of coefficients. As the software input, Fourier transforms coefficient have been normalized. Output of this software is divided into three classes, namely heart with atrial fibrillation, coronary heart disease and normal. Maximum accuracy rate of this software is 95.45%, with the distribution of the Fourier transform coefficients 1/8 and number of nodes 5, while minimum accuracy rate of this software at least 68.18% by distribution of the Fourier transform coefficients 1/32 and the number of nodes 32. Overall result accuracy rate of this software has an average of 86.05% and 7.82 standard deviation.

Keywords: Cardiac Abnormalities, Image Processing, Electrocardiogram, Fourier Transforms, Artificial Neural Networks

Abstrak

Masalah kesehatan dengan gangguan sistem kardiovaskuler masih menduduki peringkat yang tinggi secara global. Salah satu cara mendeteksi adanya kelainan pada sistem kardiovaskuler khususnya jantung yaitu melalui pembacaan Elektrokardiogram (EKG). Namun karena pembacaan rekaman EKG dibutuhkan pengalaman dan keahlian khusus maka dilakukan perancangan perangkat lunak berbasis jaringan saraf tiruan untuk membantu identifikasi adanya kelainan jantung melalui citra digital elektrokardiogram. Citra diolah menggunakan metode pengolahan citra sehingga diperoleh ordinat grafik citra yang merepresentasikan potensial listrik jantung. Ekstraksi fitur menggunakan transformasi Fourier yang kemudian dibagi menjadi beberapa koefisien Fourier. Masukan pada perangkat lunak adalah koefisien hasil transformasi Fourier yang telah dinormalisasi. Keluaran dari perangkat lunak dibagi menjadi tiga kelas, yaitu jantung dengan fibrilasi atrium, jantung koroner dan jantung normal. Tingkat akurasi maksimal perangkat lunak ini sebesar 95.45%, dengan pembagian koefisien hasil transformasi Fourier $1/8$ dan jumlah node 5, sedangkan tingkat akurasi minimal perangkat lunak ini sebesar 68.18% dengan pembagian koefisien hasil transformasi Fourier $1/32$ dan jumlah node 32. Hasil tingkat akurasi perangkat lunak ini secara keseluruhan memiliki rata-rata 86.05% dan standar deviasi 7.82.

Kata kunci : Kelainan Jantung, Pengolahan Citra, Elektrokardiogram, Transformasi Fourier, Jaringan Saraf Tiruan

1. Pendahuluan

Masalah kesehatan dengan gangguan sistem kardiovaskuler masih menduduki peringkat yang tinggi, menurut data World Health Organization (WHO) dilaporkan bahwa sekitar 31% penyebab kematian secara global adalah penyakit kardiovaskuler. Beragam upaya pencegahan dan pendeteksian adanya kelainan jantung diantaranya dengan menggunakan perangkat sebagai alat bantu diagnosa, yang paling umum digunakan adalah Elektrokardiograf (EKG).

Elektrokardiograf (EKG) adalah perangkat yang digunakan untuk menangkap dan merekam perubahan potensial dari jantung dengan bantuan lead (sadapan) yang dipasang pada tubuh pasien pada lokasi tertentu. Hasil pemeriksaan EKG adalah berupa citra yang disebut elektrokardiogram [13]. Walaupun mengetahui cara kerja EKG relatif mudah namun untuk mengetahui informasi yang terdapat pada data hasil rekaman EKG diperlukan pengalaman dan pengetahuan mengenai penyakit jantung serta gejala-gejalanya. Ekstraksi manual terhadap informasi penting pada sinyal EKG sangatlah tidak efisien karena banyaknya data yang harus diamati [16]

Di sisi lain, beberapa tahun belakangan ini penelitian yang menggunakan Jaringan Saraf Tiruan (JST) sudah banyak dikembangkan. JST merupakan suatu metode kecerdasan buatan komputasional berbasis pada model saraf biologis manusia sehingga komputer atau mesin dapat menduplikasi kecerdasan manusia [18]. Dari fenomena ini, salah satu pemecahan dalam menganalisis sinyal listrik jantung pada EKG ini adalah dengan menggunakan perangkat lunak berbasis Jaringan Saraf Tiruan (JST) ke dalam analisis komputasi untuk mengenali dan mengklasifikasi kelainan jantung melalui citra EKG. Untuk mengurangi beban komputasi akibat banyaknya data yang perlu diamati, maka dilakukan ekstraksi fitur dengan transformasi citra.

Beberapa penelitian tentang penggunaan citra EKG diantaranya dilakukan oleh Endarko [6] untuk pengolahan citra sehingga diperoleh data numerik sebagai input JST untuk mendeteksi penyakit jantung koroner. Pada penelitian Karimah [11], Bachrowi [2] dan Asmaria [1] menggunakan ekstraksi fitur sebatas pengambilan ordinat grafik sinyal EKG sebagai input untuk JST. Penggunaan

transformasi sebagai ekstraksi fitur sebelumnya dilakukan oleh Kaur [10] dan Sarkaleh [15] dengan menggunakan transformasi Wavelet.

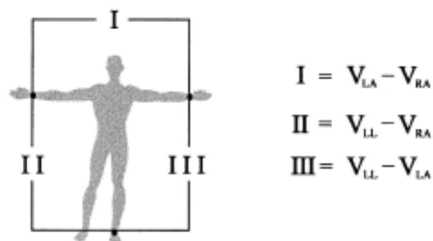
Beberapa penelitian tersebut menjadi dasar dilakukannya penelitian ini sebagai upaya untuk membantu mengidentifikasi kelainan jantung. Ekstraksi fitur dilakukan dengan Transformasi Fourier Diskrit, selain itu karena Transformasi Fourier dapat memunculkan karakteristik citra berupa frekuensi yang sering muncul pada citra, yang tidak dapat terlihat dengan mata. [5]

Penelitian ini terdiri dari program yang terdiri atas *pre-processing*, segmentasi dan operasi morfologi, ekstraksi fitur, serta klasifikasi kelainan jantung. Transformasi dilakukan pada grafik tegangan EKG untuk mendapatkan fitur koefisien Fourier sebagai masukan jaringan saraf tiruan (JST) *Backpropagation*. Pola masukan dibagi menjadi 3 kelompok, yakni jantung normal, jantung dengan fibrilasi atrium, dan jantung koroner. Keseluruhan program dibuat dengan menggunakan MATLAB.

2. Tinjauan Pustaka

2.1 Elektrokardiograf

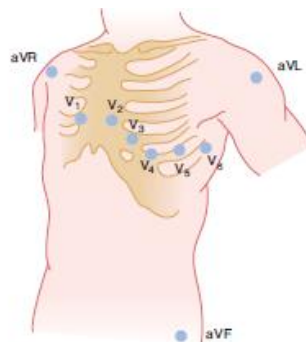
Elektrokardiograf (EKG) adalah suatu perangkat perekaman sinyal biopotensial jantung sebagai fungsi waktu. Potensial pada permukaan kulit dikonduksikan pada instrumen melalui kontak logam elektroda (Ag2Cl). Potensial diukur diantara dua elektroda sekaligus. Einthoven mendefinisikan tiga lead yang di beri nama menggunakan angka romawi I, II dan III. Lead tersebut dikenal dengan sebutan segitiga Einthoven. Lead tersebut didefinisikan sebagai:



Gambar 1 Sadapan Standar Bipolar [4]

Dimana RA= lengan kanan, LA= lengan kiri dan LL= kaki kiri. Hubungan antara ketiga sadapan ini dideskripsikan menurut persamaan Einthoven yaitu, $II = I + III$. Persamaan ini didasarkan hukum Kirchoff, yang menyatakan bahwa penjumlahan algebra dari semua beda potensial dalam sikuit tertutup adalah nol [4]. Ada beberapa jenis lead yang digunakan pada EKG, diantaranya adalah:

1. Sadapan Standar Bipolar (*Bipolar Standard Leads*) digunakan untuk mencatat beda potensial antara dua titik, yaitu lead I, II dan III. Pada sadapan ini jantung dan ekstremitas terletak pada satu bidang frontal.
3. *Unipolar Precordial Leads*, untuk mengetahui perubahan potensial jantung dalam bidang horizontal. Pada sadapan ini elektroda prekordial negatif dihubungkan dengan central terminal, sedangkan elektroda prekordial positif diletakkan pada enam titik (V1, V2, V3, V4, V5, V6) di sekitar dinding anterior dada.



Gambar 2 Lokasi peletakan elektrode chest leads [3]

Hasil perekaman EKG disebut elektrokardiogram yang berupa grafik hubungan antara waktu dengan beda potensial yang ditimbulkan oleh aktivitas jantung. Elektrokardiogram dapat ditampilkan pada layar monitor atau langsung ditulis pada selembar kertas oleh pena yang bergerak (disebut perekam pena). Pena biasanya berupa pipa halus yang salah satu ujungnya di hubungkan dengan bak tinta sedangkan ujung perekamnya dihubungkan dengan sistem elektromagnetik yang mampu menggerakkan pena bolak-balik dengan kecepatan tinggi [7]

2.2 Thresholding

Proses *threshold* akan menghasilkan citra biner, yaitu citra yang memiliki dua nilai tingkat keabuan (hitam dan putih). Secara umum proses pengambangan citra warna atau citra *grayscale* untuk menghasilkan citra biner adalah sebagai berikut: [14]

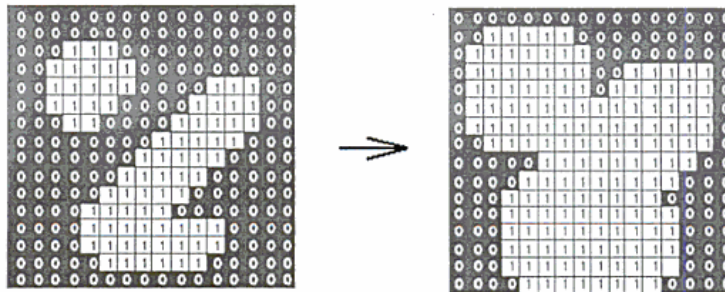
$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) \geq T \\ 0, & f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (2.1)$$

Dengan $g(x,y)$ adalah citra biner dari citra warna atau citra *grayscale* $f(x,y)$, dan T menyatakan nilai ambang (*threshold*).

2.3 Operasi Morfologi

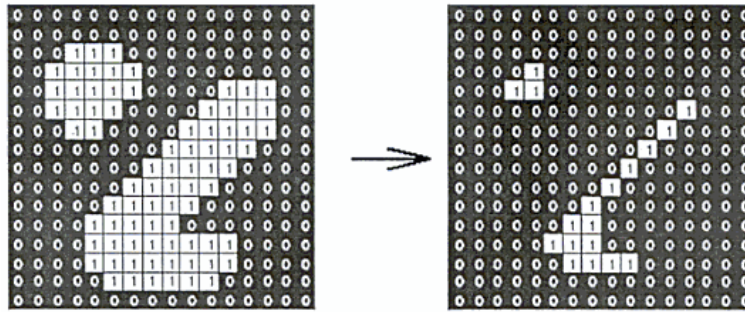
Morfologi di dunia digital dapat diartikan sebuah cara untuk mendeskripsikan ataupun menganalisa bentuk dari objek digital. Ada dua operasi dasar morfologi yaitu dilasi dan erosi. [14].

Dilasi adalah operasi morfologi yang menambahkan pixel pada batas antar objek dalam suatu citra digital. Efek dilasi terhadap citra biner adalah memperbesar batas dari objek yang ada sehingga objek terlihat semakin besar dan lubang-lubang yang terdapat di tengah objek akan tampak mengecil. [14]



Gambar 3 Proses dilasi [14]

Erosi adalah operasi morfologi yang mengurangi pixel pada batas antar objek dalam suatu citra digital. Proses erosi merupakan kebalikan dari proses dilasi. Jika dalam proses dilasi menghasilkan objek yang lebih luas maka dalam proses erosi akan menghasilkan objek yang menyempit (mengecil). Lubang pada objek juga akan tampak membesar seiring menyempitnya batas objek tersebut. [14]



Gambar 4 Proses Erosi [14]

2.4 Transformasi Fourier

Secara harfiah, transformasi atau alih ragam citra dapat diartikan sebagai perubahan bentuk suatu citra. Perubahan bentuk tersebut dapat berupa perubahan geometri pixel seperti perputaran (rotasi), pergeseran (translasi), penskalaan, dan lain sebagainya atau dapat juga perubahan ruang (domain) citra ke domain lainnya, seperti transformasi Fourier. [14]. Transformasi Fourier yang mengubah representasi domain spasial citra menjadi representasi alternatif dalam domain Fourier, dalam bentuk frekuensi spasial [5]

Fungsi basis dari transformasi Fourier adalah berupa fungsi sinyal sinus. Melalui transformasi Fourier, suatu citra atau fungsi dapat dinyatakan sebagai penjumlahan sinyal sinus atau kosinus dengan amplitudo dan frekuensi yang bervariasi. Frekuensi yang dominan pada suatu citra dapat diketahui melalui transformasi ini [14]. Pada citra satu dimensi, transformasi Fourier diskrit dinyatakan sebagai berikut:

$$F(u) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \exp \left[\frac{-2j\pi ux}{N} \right] \quad (2.2)$$

Dengan citra satu dimensi yang dilambangkan dengan fungsi matriks $f(x) = (f(0), f(1), f(2), \dots, f(N-1))$ berukuran N , dengan indeks x bernilai dari 0 sampai dengan $N-1$, akan menghasilkan citra 1 dimensi yang dilambangkan dengan fungsi matriks $F(u) = (F(0), F(1), F(2), \dots, F(N-1))$ dengan indeks u bernilai dari 0 sampai dengan $N-1$. $F(u)$ menyatakan komponen frekuensi spasial dengan u menyatakan koordinat frekuensi spasial, sedangkan j merupakan bilangan kompleks.

2.4 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan merupakan representasi buatan dari otak manusia yang mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Representasi buatan memiliki makna jaringan saraf tiruan yang diimplementasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah langkah hitungan selama proses pembelajaran. [12]

2.5 Backpropagation

Propagasi balik atau backpropagation merupakan algoritma pembelajaran yang terawasi dan biasanya digunakan oleh perceptron dengan banyak lapisan untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan neuron-neuron yang ada pada lapisan tersembunyinya [12]. Algoritma propagasi balik menggunakan error output untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Untuk mendapatkan error ini, tahapan perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat perambatan maju, neuron-neuron diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi yang dapat dideferensiasikan seperti *binary sigmoid*. [12]. Pelatihan standar backpropagation meliputi 3 fase, yaitu [17]:

1. Fase I: Propagasi maju

Selama propagasi maju, sinyal masukan dipropagasikan ke hidden layer menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan hingga menghasilkan keluaran jaringan. Keluaran jaringan dibandingkan dengan target yang harus dicapai. Selisih antara target dengan keluaran merupakan kesalahan yang terjadi. Jika kesalahan lebih kecil dari batas toleransi, maka iterasi dihentikan. Akan tetapi jika kesalahan lebih besar, maka bobot setiap garis dalam jaringan akan dimodifikasi untuk mengurangi kesalahan yang terjadi.

2. Fase II: Propagasi mundur

Kesalahan yang terjadi di propagasi mundur mulai dari garis yang berhubungan langsung dengan neuron-neuron di layar keluaran.

3. Fase III: Perubahan bobot

Pada fase ini, bobot semua garis dimodifikasi secara bersamaan. Ketiga fase tersebut diulang-ulang terus hingga kondisi penghentian dipenuhi. Kondisi

penghentian yang sering dipakai adalah jumlah maksimal iterasi (epoch) atau minimal kesalahan (error).

Pelatihan Jaringan Saraf Tiruan dapat dibuat lebih efisien dengan melakukan beberapa langkah *preprocessing* pada input jaringan dan target. Proses normalisasi untuk data input awal memiliki efek yang lebih baik untuk mempersiapkan data agar sesuai untuk pelatihan [9]. Salah satu cara untuk melakukan normalisasi adalah dengan menggunakan *mean and standard deviation normalization*. Fungsi ini akan membawa data ke bentuk normal dengan *mean* = 0 dan standar deviasi = 1. Suatu data atau fitur dapat dinormalisasi dengan rumus berikut [14]:

$$\hat{x} = \frac{x - \bar{x}}{\sigma_x} \quad (2.3)$$

dimana \hat{x} merupakan data hasil normalisasi dan x merupakan data awal. \bar{x} menyatakan rata-rata dari x , dan σ_x menyatakan nilai standar deviasi dari x . Nilai hasil normalisasi inilah yang digunakan sebagai input set jaringan.

3. Metodologi

3.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data sampel penelitian meliputi perolehan citra EKG yang telah terdiagnosa secara manual oleh dokter. Dari hasil pengumpulan data, diperoleh data sebanyak 87 data dengan rincian, 33 data jantung dengan kelainan fibrilasi atrium, 13 data jantung koroner, dan 41 data jantung normal.

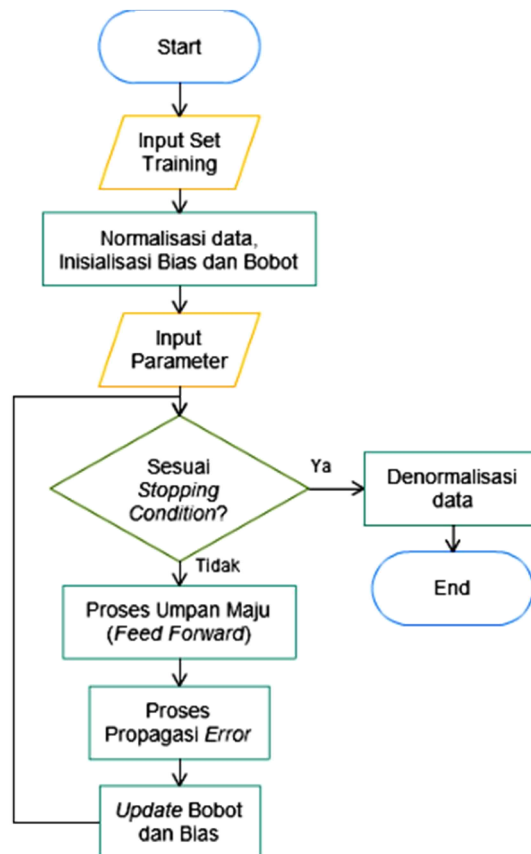
Persiapan awal yang dilakukan yaitu pemotongan citra dengan maksud pengambilan seluruh siklus EKG pada satu lead, dimana dalam satu *lead* terdiri atas tiga siklus EKG. *Lead* yang digunakan dalam penelitian ini adalah data dari *lead* II, dengan panjang 530 pixel.

3.2 Perancangan Program

Secara garis besar citra akan diolah dengan *pre-processing*, *grayscaleing*, kemudian dilanjutkan dengan segmentasi citra dengan *thresholding* untuk memperoleh citra biner, yang kemudian dilanjutkan dengan proses morfologi citra. Dari citra yang dihasilkan, kemudian dicari nilai ordinat citra untuk

menunjukkan nilai potensial dari listrik jantung yang akan membentuk grafik visualisasi citra EKG. Titik awal diambil dari ujung garis isoelektrik elektrokardiogram sebagai nilai nol, defleksi yang arahnya ke atas bernilai positif dan defleksi ke bawah bernilai negatif. sehingga didapat nilai potensial elektrokardiogram. Ekstraksi fitur pada pengolahan citra dilakukan dengan transformasi Fourier pada nilai grafik potensial elektrokardiogram.

Sebelum fitur hasil transformasi digunakan sebagai data masukan jaringan, dilakukan normalisasi sebagai *preprocessing* data. Normalisasi ini bertujuan untuk memudahkan Jaringan Saraf Tiruan dalam proses pelatihan, proses pencarian bobot, serta pada proses pengujian. Normalisasi dilakukan pada fitur masukan dan target untuk jaringan. Kemudian dilakukan denormalisasi untuk keluaran jaringan agar nilai kembali ke bentuk aslinya. Proses pelatihan menggunakan jaringan *Backpropagation* sesuai dengan flowchart pada Gambar 5:



Gambar 5 Flowchart program pelatihan data

4. Hasil dan Pembahasan

4.1 Hasil Pengolahan Data

Sebanyak 87 data melewati serangkaian proses pengolahan citra, meliputi *grayscale*, segmentasi, operasi morfologi dilasi dan erosi, serta ekstraksi fitur. Kemudian data dibagi menjadi dua, yaitu 65 data training dan 22 data testing untuk implementasi JST. Kedua kelompok data meliputi semua kategori, yakni jantung dengan kelainan fibrilasi atrium, jantung koroner, dan jantung normal. Data *testing* digunakan dalam Uji Validasi, yang bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi dari program yang telah dibuat.

4.1.1 Pre-Processing

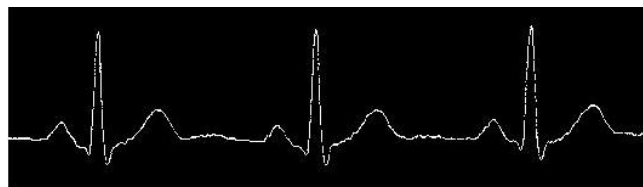
Pre-processing ini meliputi proses *greyscale* menggunakan MATLAB yang bertujuan untuk mengubah citra RGB menjadi citra yang memiliki derajat keabuan 0-255.



Gambar 6 Hasil proses *grayscale* data jantung normal

4.1.2 Segmentasi

Citra yang telah melalui pre-processing kemudian dilakukan segmentasi untuk menghilangkan background pada citra EKG, sehingga hanya tersisa grafik tegangannya saja. Segmentasi dilakukan dengan memberikan nilai ambang (threshold), sehingga citra akhir yang didapat adalah citra biner yang hanya terdiri atas warna hitam dan putih.

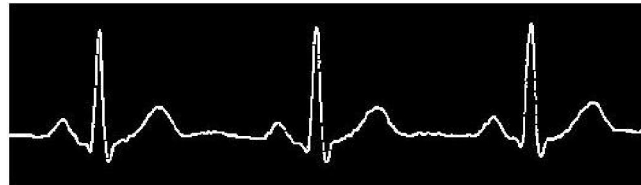


Gambar 7 Hasil proses segmentasi

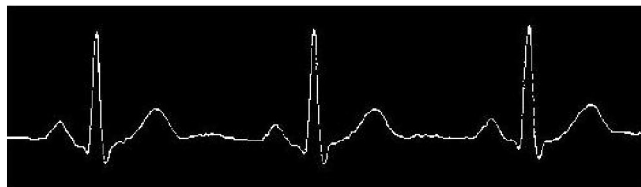
4.1.3 Operasi Morfologi

Proses segmentasi di atas menyebabkan citra biner pada Gambar 4.3 menghasilkan grafik tegangan yang terputus-putus pada beberapa bagian,

sehingga perlu dilakukan operasi morfologi pada citra untuk memperbaiki grafik tegangan yang terputus. Operasi yang dilakukan antara lain dilasi dan erosi.



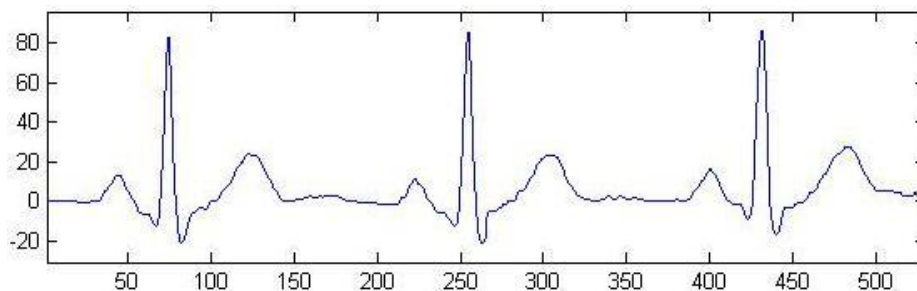
(a)



(b)

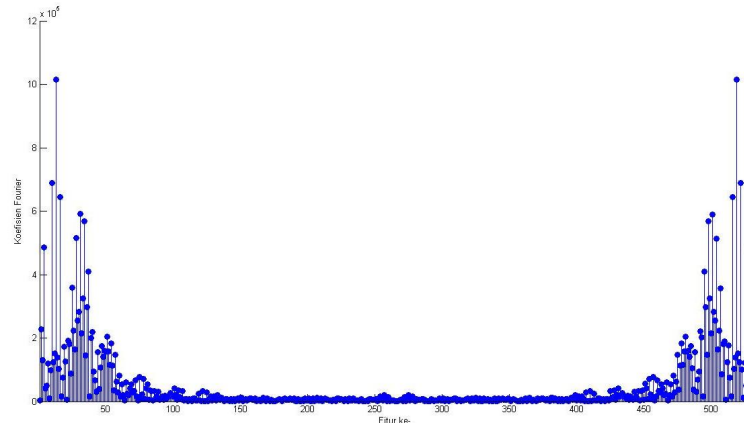
Gambar 8 Hasil perbaikan morfologi citra data jantung normal. (a) Hasil Dilasi
(b) Hasil Ero

Proses ekstraksi fitur ini bertujuan untuk mendapatkan karakteristik fitur dari citra. Citra yang diolah adalah citra biner yang telah diperbaiki melalui proses operasi morfologi. Tahap awal ekstraksi fitur yaitu dengan mencari nilai ordinat dari tiap pixel pada citra yang mewakili nilai potensial dari grafik tegangan EKG. Pencarian nilai ordinat meliputi pencarian titik awal grafik tegangan, yaitu nilai 0 dari sumbu Y citra. Nilai 0 sumbu Y disesuaikan dengan garis isoelektrik dari grafik EKG, sehingga nilai tegangan akan sesuai dengan tinggi pixel grafik. Sehingga Hasil visualisasi grafik merupakan gambaran dari matriks yang berisi nilai potensial citra.



Gambar 9 Hasil visualisasi

Selanjutnya, dihitung nilai koefisien Fourier dari masing-masing nilai potensial citra, sehingga didapat 530 buah koefisien hasil transformasi Fourier, sesuai dengan banyaknya pixel pada panjang citra.



Gambar 10 Plot hasil transformasi Fourier

Pada hasil dari transformasi Fourier ini kemudian dilakukan pengambilan bagian koefisien sebagai masukan untuk pelatihan maupun pengujian jaringan saraf tiruan. Pengambilan bagian koefisien ini bertujuan untuk mengurangi beban komputasi yang tinggi karena banyaknya fitur data yang dilatihkan, serta mencari jumlah fitur masukan terkecil yang dapat memberikan hasil terbaik. Secara lengkap, pembagian koefisien hasil transformasi Fourier dan banyaknya fitur untuk masukan jaringan saraf tiruan disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Pembagian koefisien dan jumlah fitur masukan untuk Jaringan Saraf Tiruan

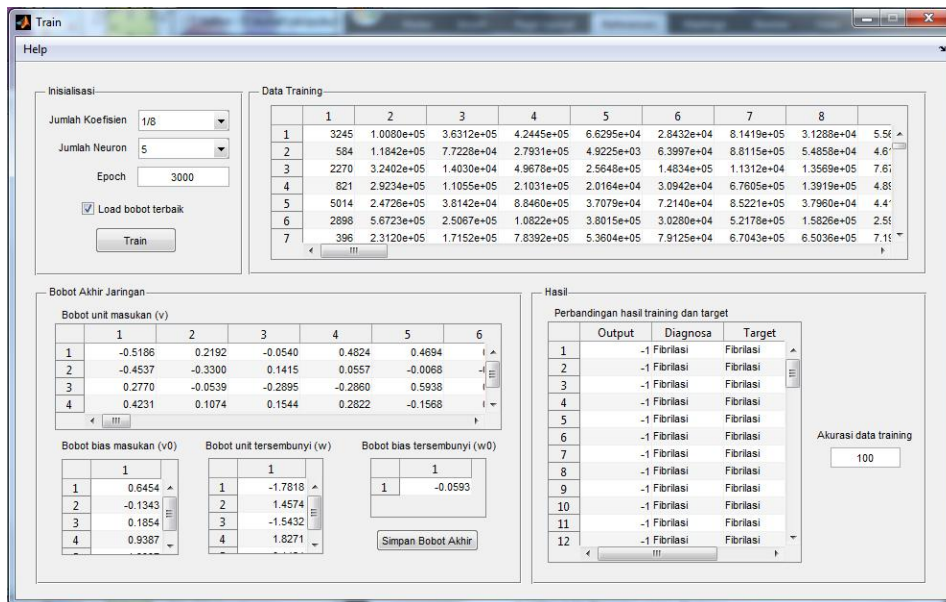
Pembagian koefisien hasil transformasi Fourier	Jumlah fitur masukan
Seluruh koefisien	530
$\frac{1}{2}$ koefisien	265
$\frac{1}{4}$ koefisien	133
$\frac{1}{8}$ koefisien	66
$\frac{1}{16}$ koefisien	33
$\frac{1}{32}$ koefisien	16

4.2 Pembentukan Jaringan *Backpropagation*

4.2.1 Pelatihan Jaringan *Backpropagation*

Proses pelatihan menggunakan 65 data yang terbagi atas tiga kelas. Data yang digunakan untuk pelatihan terdiri atas 30 data jantung normal, 9 data dengan kelainan jantung koroner dan 25 data dengan kelainan fibrilasi atrium.

Pada penelitian ini digunakan variabel manipulasi berupa banyaknya neuron pada hidden layer jaringan. Bobot yang digunakan merupakan bobot random untuk bobot bias, masukan dan hidden. Sehingga pada penelitian ini digunakan bobot pelatihan yang memiliki hasil akurasi terbaik pada masing-masing neuron. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi sigmoid bipolar yang memiliki range (-1,1), karena target keluaran jaringan adalah nilai -1 untuk jantung dengan keadaan fibrilasi atrium, 0 untuk jantung koroner dan 1 untuk jantung normal. Pencarian bobot terbaik tanpa dilakukan normalisasi cenderung lebih sulit dan kurang efisien karena pada koefisien Fourier terdapat perbedaan range angka masukan yang cukup jauh. Training pada program ditampilkan pada Gambar 11:



Gambar 11 Tampilan Menu Training

Hasil tingkat akurasi pelatihan yang didapatkan dari perubahan parameter dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil tingkat akurasi data pelatihan

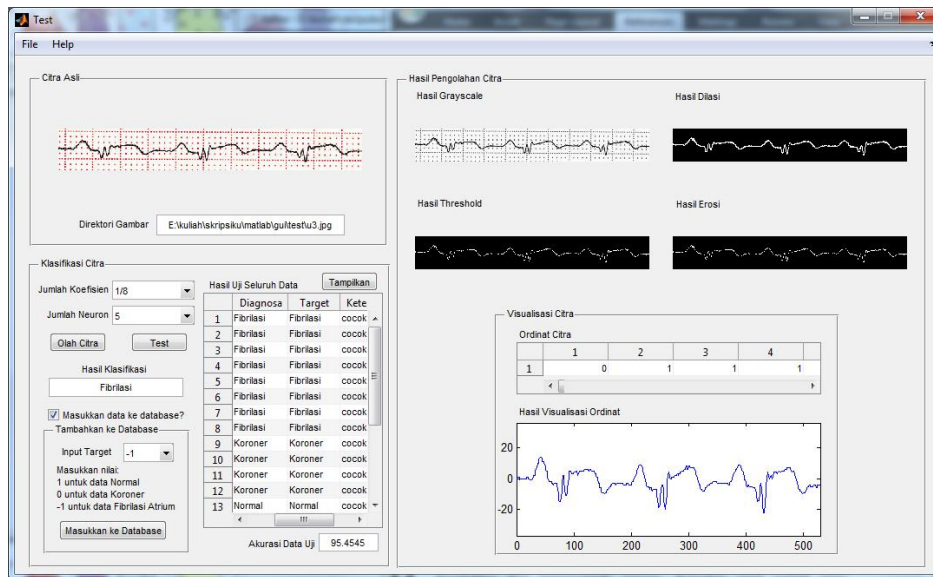
Jumlah Neuron	Jumlah Fitur	MSE akhir	Tingkat Akurasi
3	1	0.0134	100%
	$\frac{1}{2}$	0.0134	100%
	$\frac{1}{4}$	0.0128	100%
	$\frac{1}{8}$	0.0122	100%
	$\frac{1}{16}$	0.0120	100%
	$\frac{1}{32}$	0.0324	98.46%
	5	1	0.0121
$\frac{1}{2}$		0.0121	100%
$\frac{1}{4}$		0.0120	100%
$\frac{1}{8}$		0.0118	100%
$\frac{1}{16}$		0.0117	100%
$\frac{1}{32}$		0.0306	98.46%
10		1	0.0119
	$\frac{1}{2}$	0.0118	100%
	$\frac{1}{4}$	0.0118	100%
	$\frac{1}{8}$	0.0118	100%
	$\frac{1}{16}$	0.0117	100%
	$\frac{1}{32}$	0.0119	100%
	20	1	0.0118
$\frac{1}{2}$		0.0118	100%
$\frac{1}{4}$		0.0118	100%
$\frac{1}{8}$		0.0117	100%
$\frac{1}{16}$		0.0117	100%
$\frac{1}{32}$		0.0119	100%
30		1	0.0118
	$\frac{1}{2}$	0.0118	100%
	$\frac{1}{4}$	0.0117	100%
	$\frac{1}{8}$	0.0117	100%
	$\frac{1}{16}$	0.0117	100%
	$\frac{1}{32}$	0.0118	100%

Dari Tabel 2 terlihat bahwa semakin banyak jumlah neuron maka semakin kecil MSE yang dihasilkan, dimana hasil ini juga berlaku pada tiap jumlah fitur. Semakin kecil jumlah fitur juga menyebabkan MSE yang dihasilkan semakin kecil. Pencarian bobot juga cenderung lebih cepat pada fitur masukan yang lebih sedikit. Hal ini terlihat pada tabel di atas, dimana MSE yang dihasilkan semakin kecil. Penggunaan pembagian koefisien mencapai puncaknya pada $\frac{1}{16}$ koefisien, dimana pada penggunaan $\frac{1}{32}$ koefisien hasil MSE akhir tidak lebih kecil dari penggunaan $\frac{1}{6}$ koefisien.

4.2.2 Pengujian Jaringan *Backpropagation*

Pada proses pengujian jaringan *Backpropagation* ini digunakan 22 data yang tidak digunakan sebagai data pelatihan. Data pengujian ini terdiri atas 10 data jantung normal, 4 data dengan kelainan jantung koroner dan 8 data dengan

kelainan fibrilasi atrium. Proses pengujian dilakukan dengan variasi yang sama seperti yang dilakukan pada saat proses pelatihan, namun menggunakan bobot akhir dari tiap variasi, sehingga didapatkan hasil terbaik. Proses Testing Training pada program ditampilkan pada Gambar 12:



Gambar 12 Tampilan menu *Testing*

Hasil pengujian jaringan *Backpropagation* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3 Hasil tingkat akurasi data pengujian

		Jumlah Fitur					
		1	1/2	1/4	1/8	1/16	1/32
Jumlah Neuron	3	81.81%	95.45%	81.81%	86.36%	86.36%	72.72%
	5	86.36%	90.90%	95.45%	95.45%	81.81%	72.72%
	10	90.90%	86.36%	90.90%	90.90%	81.81%	72.72%
	20	90.90%	95.45%	86.36%	90.90%	90.90%	77.27%
	30	95.45%	90.90%	90.90%	86.36%	81.81%	68.18%

Dari Tabel 4.4 juga dapat terlihat pengaruh perubahan parameter jumlah neuron terhadap jumlah fitur. semakin besar jumlah fitur maka semakin besar jumlah neuron yang dibutuhkan untuk mencapai tingkat akurasi tertinggi. Tingkat akurasi akan menurun setelah mencapai jumlah neuron optimal. Berdasarkan hasil tingkat akurasi pada Tabel 4.4 didapatkan tingkat akurasi tertinggi sebesar 95.45%. Tingkat akurasi tertinggi ini terdapat pada beberapa variasi pembagian koefisien dan jumlah neuron. Namun jika dihubungkan dengan MSE akhir dari hasil pelatihan pada Tabel 4.3, serta mempertimbangkan besarnya beban komputasi, tingkat akurasi tertinggi serta parameter optimal terdapat pada

pembagian koefisien $1/8$ dengan jumlah neuron 5, serta dengan MSE akhir 0.0118. Nilai akurasi terendah jaringan didapatkan pada penggunaan jumlah fitur $1/32$ dan jumlah neuron 30, yaitu 68.18%. Sehingga dari keseluruhan hasil pada Tabel 4.4, didapatkan tingkat akurasi perangkat lunak ini secara keseluruhan memiliki rata-rata 86.05% dan standar deviasi 7.82.

5. Kesimpulan

Fitur citra untuk perangkat lunak jaringan saraf tiruan pada penelitian ini didapatkan melalui proses pengolahan citra dimulai dari proses *grayscale*, segmentasi, dilasi, erosi dan ekstraksi fitur potensial sinyal EKG yang kemudian dilakukan transformasi Fourier.

Perancangan perangkat lunak menggunakan jaringan saraf tiruan Backpropagation dengan masukan berupa citra EKG yang telah diolah sehingga didapat nilai tegangan yang kemudian dilakukan transformasi Fourier yang telah dinormalisasi sehingga didapatkan keluaran berupa nilai numerik klasifikasi kelainan jantung. Tingkat akurasi maksimal perangkat lunak dari hasil pengujian terhadap 25 data uji sebesar 95.45%, dengan tingkat akurasi minimal sebesar 68.18%. Hasil tingkat akurasi perangkat lunak ini secara keseluruhan memiliki rata-rata 86.05% dan standar deviasi 7.82.

Daftar Pustaka

- [1] Asmaria, Talitha, 2012, *Deteksi Dua Belas Sadapan Sinyal Elektrokardiogram Untuk Mengenali Kelainan Jantung Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Dengan Metode Backpropagation*, Skripsi, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Airlangga
- [2] Bachrowi, Muchammad Taufiq, 2012, *Deteksi Sinyal Ecg Irama Myocardial Ischemia Dengan Jaringan Saraf Tiruan*, Skripsi, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Airlangga
- [3] Barrett, Kim, *et al.*, 2010, *Ganong's Review of Medical Physiology*, 23rd Edition, The McGraw-Hill Companies, Inc,
- [4] Berbari, E.J., 2000, *Principle of Electrocardiography*, The Biomedical Engineering Handbook, CRC Press LCC,

- [5] Dougherty, Geoff, 2009, *Digital Image Processing for Medical Applications*, New York: Cambridge University Press,
- [6] Endarko, *et al.*, 2006, *Aplikasi Pengolahan Citra Elektrokardiograf dan Jaringan Saraf Tiruan untuk Identifikasi Penyakit Jantung Koroner*, Surabaya: Jurnal Fisika dan Aplikasinya
- [7] Guyton, Arthur C., Hall, John E., 2006, *Textbook of Medical Physiology*, 11th Edition, Philadelphia, Pennsylvania: Elsevier Saunders
- [8] Hermawan, Arief, 2006, *Jaringan Saraf Tiruan Teori dan Aplikasi*, Yogyakarta: Penerbit ANDI
- [9] Jayalakhsmi, T., Santhakumaran, A., 2011, *Statistical Normalization and Backpropagation for Classification*, International Journal of Computer Theory and Engineering. Vol.3 No.1 February 2011.
- [10] Kaur, Jasminder, Raina, J.P.S., 2012, *An Intelligent Diagnosis System for Electrocardiogram (ECG) Images Using Artificial Neural Network (ANN)*, International Journal of Electrical, Electronics and Computer Engineering, 1(1): 47-51(2012)
- [11] Karimah, Fatimatul, 2012, *Implementasi Learning Vector Quantization Sebagai Alat Bantu Identifikasi Kelainan Jantung Melalui Citra Elektrokardiogram*, Skripsi, Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Airlangga Surabaya
- [12] Kusumadewi, Sri, 2004, *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab dan Excellink*, Edisi 1, Yogyakarta: Graha Ilmu
- [13] Pratanu, Sunoto, 1999, "Buku Ajar Ilmu Penyakit Dalam", FK UI, Jilid 1, edisi ke-3, Jakarta
- [14] Putra, Darma, 2010, *Pengolahan Citra Digital*, Yogyakarta: Penerbit ANDI
- [15] Sarkaleh, M.K., Shahbahrami, A., 2012, *Classification of ECG Arrhythmias using Discrete Wavelet transform and Neural Networks*, International Journal of Computer Science, Engineering and Applications (IJCSEA) Vol.2, No.1.
- [16] Schamroth, L., 1990, *An Introduction to Electrocardiography*, Blackwell Science, Oxford
- [17] Siang, Jong Jek, 2005, *Jaringan Syaraf Tiruan & Pemrogramannya Menggunakan Matlab*, Yogyakarta: Penerbit ANDI
- [18] Waslaluiddin, S., dan Wahyudin, A., 2010, *Klasifikasi Pola Elektrik Jantung pada Elektrokardiogram (EKG) Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Berbasis Backpropagation*, Bandung: Universitas Pendidikan Indonesia