

DETEKSI KELAINAN JANTUNG MELALUI PHONOCARDIOGRAM (PCG) MENGUNAKAN METODE JARINGAN SARAF TIRUAN ADAPTIVE RESONANCE THEORY 2

Jun Saptaji Mohammad¹, Joko Haryatno², Achmad Rizal³

Jurusan Teknik Elektro, Sekolah Tinggi Teknologi Telkom

Jl. Telekomunikasi no 1 Dayeuh Kolot, Bandung 40257

Telp/fax. 022-7565933

jugile@gmail.com¹, jhr@stttelkom.ac.id², arz@stttelkom.ac.id³

Abstrak

Salah satu cara yang digunakan dokter untuk mendiagnosa penyakit jantung adalah dengan mendengarkan suara jantung (*Phonocardiogram*) dengan menggunakan stetoskop. Teknik ini dikenal dengan teknik auskultasi. Suara jantung yang dihasilkan pada beberapa kasus penyakit jantung menunjukkan adanya pola tertentu yang bisa dikenali. Pola suara ini dapat diambil sebagai bahan untuk mengambil diagnosa. Masalah yang timbul adalah suara jantung menempati frekuensi yang cukup rendah sekira 20 – 400 Hz, amplitudo yang rendah, masalah kebisingan lingkungan, kepekaan telinga dan pola suara yang mirip antara jenis suara jantung yang satu dengan yang lain. Karena faktor-faktor tersebut di atas kesalahan diagnosis bisa terjadi apabila prosedur auskultasi tidak dilakukan dengan benar. Untuk memberikan solusi dalam mengatasi permasalahan tersebut dirancang perangkat lunak untuk mengenali suara jantung secara otomatis. Suara jantung diekstraksi menggunakan metode RMS (*Root Mean Square*), kemudian hasil ekstraksi dikenali menggunakan JST-ART2 (*Adaptive Resonance Theory2*).

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa ekstraksi ciri suara jantung dengan menggunakan *Root Mean Square* memberikan hasil yang cukup baik dalam karena mampu menunjukkan kemiripan feature dalam satu kelas. Dari pengujian dengan menggunakan 169 suara jantung yang terbagi dalam 15 kelas, JST ART-2 memiliki tingkat kesalahan 4.73% dengan menggunakan parameter $\rho=0.999$, $\alpha=0.1$, $c=0.1$, $d=0.9$, dan iterasi 1 kali. Dengan parameter tersebut jaringan bisa mengaktifkan 98 neuron.

Kata kunci: *phonocardiogram (PCG), root mean square (RMS), jaringan saraf tiruan (JST), adaptive resonance theory 2 (ART-2)*

1. Pendahuluan

Suara jantung yang didengar oleh dokter dengan menggunakan stetoskop sebenarnya terjadi pada saat penutupan katup jantung. Kejadian ini dapat menimbulkan anggapan yang keliru bahwa suara jantung tersebut disebabkan oleh penutupan daun katup tersebut, tetapi sebenarnya disebabkan oleh efek arus pusar (*eddy*) di dalam darah akibat penutupan katup tersebut.

Detak jantung menghasilkan dua suara yang berbeda yang dapat didengarkan pada stetoskop, yang sering dinyatakan dengan *lub-dub*. Suara *lub* disebabkan oleh penutupan katup *tricuspid* dan *mitral (atrioventrikular)* yang memungkinkan aliran darah dari *atria* (serambi jantung) ke *ventricle* (bilik jantung) dan mencegah aliran balik. Umumnya hal ini disebut suara jantung pertama (S1), yang terjadi hampir bersamaan dengan timbulnya kompleks QRS dari elektrokardiogram dan terjadi sebelum *systole* (periode jantung berkontraksi). Suara *dub* disebut suara jantung kedua (S2) dan disebabkan oleh penutupan katup *semilunar (aortic dan pulmonary)* yang membebaskan darah ke sistem sirkulasi paru-paru dan sistemik. Katup ini tertutup pada akhir *systole* dan sebelum katup atrioventrikular membuka kembali. Suara S2 ini terjadi hampir bersamaan

dengan akhir gelombang T dari elektrokardiogram. Suara jantung ketiga (S3) sesuai dengan berhentinya pengisian atrioventrikular, sedangkan suara jantung keempat (S4) memiliki korelasi dengan kontraksi atrial. Suara S4 ini memiliki amplitude yang sangat rendah dan komponen frekuensi rendah. [1]

Jantung abnormal memperdengarkan suara tambahan yang disebut murmur. Murmur disebabkan oleh pembukaan katup yang tidak sempurna atau stenotic (yang memaksa darah melewati bukaan sempit), atau oleh *regurgitasi* yang disebabkan oleh penutupan katup yang tidak sempurna dan mengakibatkan aliran balik darah. Dalam masing-masing kasus suara yang timbul adalah akibat aliran darah dengan kecepatan tinggi yang melewati bukaan sempit. Penyebab lain terjadinya *murmur* adalah adanya kebocoran *septum* yang memisahkan jantung bagian kiri dan bagian kanan sehingga darah mengalir dari ventrikel kiri ke ventrikel kanan sehingga menyimpangkan sirkulasi sistemik.

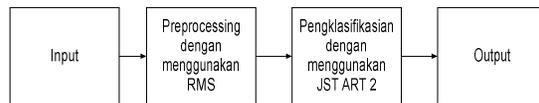
Ada perbedaan rentang frekuensi antara suara jantung normal dan abnormal. Suara jantung S1 terdiri terutama atas energi dalam rentang frekuensi 30 hingga 45 Hz, yang sebagian besar berada dibawah ambang dengar. Suara jantung S2 biasanya memiliki nada yang lebih tinggi dengan energi

maksimum berada dalam rentang 50 hingga 70 Hz. Suara jantung S3 merupakan vibrasi yang sangat lemah dengan hampir semua energinya di bawah 30 Hz. Sedangkan *murmur* sering menghasilkan suara dengan nada yang jauh lebih tinggi. Salah satu jenis regurgitasi menyebabkan murmur dalam rentang 100 hingga 600 Hz dan bahkan untuk jenis murmur tertentu hingga 1000 Hz

Dari sifat-sifat yang ada dari tiap kondisi suara jantung, dicoba untuk mendapatkan ciri khas dari tiap suara jantung. Diharapkan ciri yang berhasil didapat dapat membedakan jenis suara jantung pada kasus yang satu dengan kasus yang lain. Sebagai bahan percobaan akan dikenali 15 macam kasus suara jantung yang berbeda yang menunjukkan kelainan atau pada penyakit pada jantung.

2. Metode dan Bahan

Metode yang digunakan dalam pengenalan suara jantung dapat dijelaskan pada gambar 1.



Gambar 1. Sistem pengenalan suara jantung menggunakan RMS dan JST-ART2

Input dari sistem adalah rekaman suara jantung dengan berbagai kasus, kemudian dilakukan normalisasi pada data tersebut. Untuk ekstraksi ciri digunakan metode RMS dan selanjutnya ciri dari tiap data dikenali menggunakan JST-ART2. Perangkat lunak yang dibuat menggunakan Matlab 6.5 dengan memanfaatkan fasilitas GUIDE (*Graphical User Interface Development Environment*) untuk membangun GUI (*Graphical User Interface*) yang interaktif [2].

Penjelasan lebih rinci dari proses-proses yang dilakukan dalam sistem yang dirancang akan dipaparkan subbab-subbab dibawah ini.

2.1 Data Input.

Masukan bagi perangkat lunak yang dirancang adalah data suara jantung yang telah terekam dalam bentuk *.wav, mono, dan frekuensi sampling 8000 Hz. Data ini diambil dari beberapa sumber di internet [3][4][5]. Data ini dipotong-potong dengan durasi 1 – 1.8 detik. Data yang diuji pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 1. Total digunakan 169 data yang terbagai dalam 15 kelas data. Potongan data ini kemudian dinormalisasi untuk menyamakan amplitudo suara rekaman. Hal ini dilakukan karena data diambil dari sumber yang berbeda sehingga kemungkinan terdapat perbedaan dalam teknik perekaman yang menyebabkan amplitudo sinyal juga berbeda. Dengan normalisasi pola gelombang suara akan memiliki simpangan antara -1 sampai 1.

Hal ini dilakukan agar setiap pola memiliki absolut simpangan maksimum yang sama dan tidak terpengaruh tingginya amplitudo gelombang

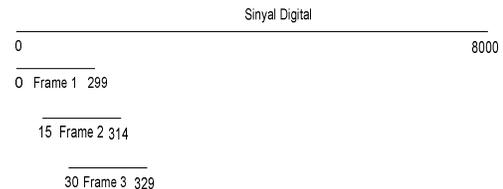
Tabel 1. Jenis suara jantung yang diujikan

Jenis Suara	Jumlah data
Normal (norm)	20
Continous Murmur (cm)	9
Early Systolic Murmur (es)	10
Ejection Sound (ejection)	9
Fixed Split S2	9
Late Systolic Murmur (ls)	10
Midsystolic Click (mc)	13
Midsystolic Murmur (mm)	10
Mitral Prolapse	12
Mitral Regurgitasi (mr)	8
Mitral Stenosis (ms)	9
Opening Snap (os)	10
Pericardial Friction Rub (pfr)	11
Quadruple Rhytme (qr)	13
S2	10

2.2 Ekstraksi Fitur Menggunakan RMS

Proses RMS dimulai dengan menormalisasi pola gelombang suara sehingga memiliki simpangan antara -1 sampai 1. Hal ini dilakukan agar setiap pola memiliki absolut simpangan maksimum yang sama dan tidak terpengaruh tingginya amplitudo gelombang. Gelombang asal yang telah dinormalisasi dibagi-bagi dalam *frame-frame* yang dicari nilai RMS (*Root Mean Square*)-nya, sehingga nilai-nilai pada grafik RMS mewakili sejumlah sampel yang ada dalam satu *frame*.

Berdasarkan pada penelitian sebelumnya, hasil terbaik ditunjukkan pada lebar jendela 300 sampel dan pergeseran jendela 5% dari lebar jendela, yaitu 15 sampel[6].



Gambar 2. Proses prmbentukan frame dalam proses RMS [6]

Nilai rms dari tiap frame dinyatakan dengan persamaan 1.

$$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \int_{n_0}^{n_0+N-1} x(n)^2 dn} \quad (1)$$

Atau persamaan 1 bisa dituliskan menjadi persamaan 2.

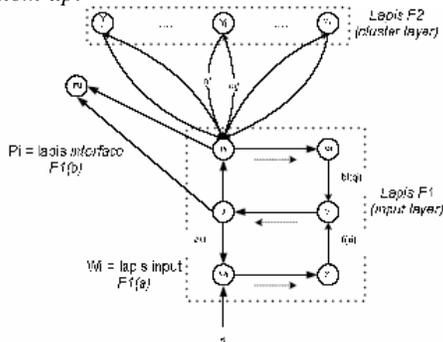
$$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \int_{k=n_0}^{n_0+N-1} x_k^2} \quad (2)$$

Dengan menggunakan parameter nilai rms ini maka akan dapat dilihat nilai efektif dari gelombang suara pada lebar dan pergeseran jendela tertentu yang pada akhirnya dari representasi grafis nilai-nilai rms akan dapat dideteksi perubahan energi dari satu jendela ke jendela yang lain.

Dari representasi ini diharapkan dapat dianalisa segmentasi gelombang suara tersebut, antara lain daerah *turbulent* yang berkaitan dengan perubahan energi pada gelombang suara.

2.3 JST ART2 (Adaptive Resonance Theory 2)

ART2 merupakan penyempurnaan dari arsitektur ART1[7]. Karakteristik yang membedakan antara keduanya adalah pada tipe masukan di masing masing lapis F1. Jika vektor input dari ART1 bernilai biner, maka vektor input ART2 bernilai kontinu. Selain itu, perbedaan antara ART1 dan ART2 lebih padamodifikasi vektor input agar dapat mengakomodasi pola-pola yang bernilai kontinyu. Karena vektor inputnya bernilai kontinu, yang kemungkinan nilainya sangat berdekatan, maka bidang F1 pada arsitektur ART2 lebih kompleks dibandingkan dengan ART1. Pada proses yang terjadi di lapis F1 dalam ART2 ini memuat sebuah kombinasi dari normalisasi dan penekanan derau, masukan yang kurang relevan. Sehingga dalam proses tersebut memerlukan sebuah mekanisme *reset* untuk membandingkan sinyal-sinyal *top-down* dan *bottom-up*.



Gambar 3. Arsitektur ART 2[8]

Lapis F1 terdiri atas enam jenis unit masukan, yaitu unit W, X, U, V, P dan Q seperti yang terlihat pada gambar 5. Setiap unit dari masing jenis masukan terdiri atas n unit, dimana n menunjukkan dimensi dari pola masukan[9].

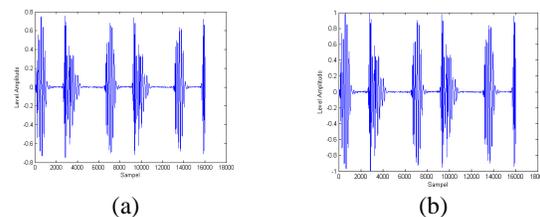
Simbol-simbol dan pada jalur koneksi antara beragam unit yang ada pada lapis F1 menunjukkan transformasi yang terjadi pada sinyal yang bergerak dari satu unit ke jenis unit berikutnya, dan bukan menunjukkan perkalian untuk nilai yang diberikan. Kecuali untuk hubungan unit-unit P_i , ada pada lapis F1, dengan Y_j pada lapis F2 yang memang menunjukkan bobot yang dikalikan pada setiap sinyalnya yang ditransmisikan melalui jalur-jalur antara keduanya. Aktivasi dari unit F2 yang menjadi pemenang adalah d , dimana nilainya antara 0 hingga 1 ($0 < \rho < 1$). Fungsi aktivasi yang diaplikasikan pada vektor p dan x sesuai dengan algoritma pelatihan. Simbol menunjukkan proses normalisasi.

Kompetisi terjadi pada lapis F2, hal ini juga terjadi pada ART1. Setiap unit Y_j saling bersaing, dan *winner-take-all* atau pemenang berhak untuk melakukan proses *learn* belajar untuk setiap unit masukan dari P_i , lapis F1. Proses belajar terjadi hanya jika bobot vektor dengan arah atas-bawah untuk unit yang menang memiliki kemiripan yang memadai dengan vektor masukannya. Fungsi aktivasi diberikan pada unit-unit masukan dari unit X_i ($f(x_i)$) dan unit Q_i ($bf(q_i)$). Fungsi aktivasi ini berperan untuk menekan beberapa komponen dari vektor-vektor aktivasi yang berada pada tingkat dibawah nilai yang dipilih oleh *user*. Sedangkan, pada jalur koneksi dari W ke U dan dari Q ke V memiliki bobot-bobot tetap a dan b .

3 Hasil dan Diskusi

3.1 Analisis Normalisasi Sinyal PCG

Proses normalisasi yang dilakukan tidak merubah data awal hanya menyamakan nilai amplitudo menjadi maksimum 1. Contoh hasil normalisasi dapat dilihat pada gambar 4.

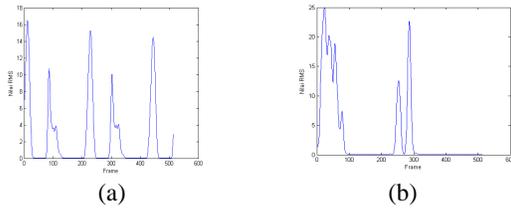


Gambar 4. (a) PCG normal sebelum normalisasi
(b) PCG normal setelah normalisasi

3.2 Hasil Ekstraksi Fitur Menggunakan RMS

Gelombang PCG yang telah dinormalisasi dibagi-bagi dalam *frame-frame* yang dicari nilai RMS (*Root Mean Square*)-nya, sehingga nilai-nilai pada grafik RMS mewakili sejumlah sampel yang

ada dalam satu *frame*. Sinyal dicuplik sebesar 300 sampel pertama untuk dihitung nilai RMS-nya (*frame I*). Setelah itu digeser sejauh 5% (15 sampel) untuk dihitung lagi nilai RMS-nya (*frame II*), demikian seterusnya sampai akhir seluruh sampel sinyal. Contoh grafik hasil perhitungan *rms* untuk PCG normal dan mitral stenosis dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. (a) Hasil *rms* suara jantung normal
(b) Hasil *rms* mitral stenosis

Nilai *rms* ini yang kemudian menjadi sinyal input dari JST-ART2 yang direalisasikan.

3.3 Analisis JST-ART2

JST ART2 yang direalisasikan diujikan pada data suara jantung dengan parameter jaringan seperti pada tabel dibawah ini

Tabel 2. Parameter JST ART2

$A = 10$	$q = 0.02$
$B = 10$	$a = 0.1-0.9$
$C = 0.1$	$r = 0.97 - 0.999$
$D = 0.9$	$Iterasi = 3$
$e = 0.0000001$	

Dengan mengubah-ubah nilai ρ (*rho*) yang merupakan parameter *vigilance* didapat hasil sebagai berikut.

Tabel 3. Hasil pengujian dengan nilai ρ (*rho*) diubah-ubah.

Nilai Parameter Rho	Jumlah Neuron yang diaktifkan
0.97	4
0.98	7
0.99	31
0.992	43
0.994	48
0.999	98

Parameter ρ mempengaruhi sensitivitas dari jaringan dalam menanggapi perbedaan satu data dengan yang lain. biasanya nilainya di-set 0.7 – 1. Di bawah nilai 0.7 biasanya jaringan tidak akan sensitif terhadap data, dengan kata lain neuron baru tidak akan dapat terbentuk. Apabila nilai $\rho=1$ maka setiap

ada data baru akan mengaktifkan neuron baru atau menyebabkan kelompok data baru.

Selain parameter ρ (*rho*), diuji pula pengaruh pemilihan parameter α (*alpha*). Faktor belajar mempengaruhi cepat lambatnya suatu jaringan mempelajari setiap pola masukan yang masuk. Nilai yang lebih kecil akan memperlambat proses belajar. Nilai yang lebih besar akan mempercepat proses belajar. Hal ini bisa juga menentukan jenis belajar jaringan, *fast learning* atau *slow learning*. Nilai yang lebih kecil mengakibatkan bobot mencapai keseimbangan dalam bentuk *slow learning*. Sebaliknya, nilai belajar yang lebih besar akan mencapai keseimbangan dalam bentuk *fast learning*.

Dalam penelitian ini diuji beberapa nilai parameter *alpha* dengan nilai $\rho=0.97$, $c=0.1$, $d=0.9$, dan iterasi 1 kali.

Tabel 4. Hasil pengujian parameter belajar

Nilai parameter <i>alpha</i>	Jumlah neuron yang diaktifkan
0.1	7
0.3	17
0.6	28
0.9	37

Dalam penelitian ini faktor belajar yang digunakan adalah 0.1 yang mengakibatkan bobot mencapai keseimbangan dalam bentuk *slow learning*. Alasan digunakannya faktor belajar yang kecil adalah dikarenakan dalam penelitian ini digunakan parameter *vigilance* yang sangat besar antara 0.97 dan 0.999. Faktor belajar yang kecil berfungsi untuk tetap menjaga agar jaringan tidak terlalu sensitif dalam mengelompokkan pola masukan. Sehingga hasil pengelompokkan tetap optimal.

Dari hasil pelatihan dengan mengubah-ubah harga parameter *rho*, didapat bermacam-macam hasil pengelompokkan. Hasil pengelompokkan terbaik dalam hal ini berarti yang paling mampu mengelompokkan pola-pola suara jantung berdasarkan jenis penyakitnya. Tetapi, tidak semua suara yang sejenis berada dalam satu kelas. Pengelompokkan yang paling mendekati dari hasil pelatihan adalah pada kondisi $\rho=0.999$, $\alpha=0.1$, $c=0.1$, $d=0.9$ dan jumlah iterasi 1 kali. Hal ini bisa dilihat dari tabel 4.4. Pada tabel tersebut terlihat bahwa presentase terjadinya kesalahan dengan menggunakan parameter tersebut memiliki presentase kesalahan 4,73%.

Dari hasil pengujian ada beberapa jenis suara yang tergabung dalam satu *neuron*. Hal ini disebabkan pola dari hasil RMS suara tersebut memiliki perbedaan yang sedikit sehingga jaringan sulit untuk memisahkan kelompoknya walaupun nilai parameter *rho* sudah besar. Ada saatnya jenis suara yang sama pun bisa dikelompokkan menjadi 2 kelompok yang berbeda. Hal tersebut terjadi karena pola RMS untuk kedua sinyal sangat berbeda. Hal

ini disebabkan oleh hasil rekaman dari suara jantung yang belum ada *standard*-nya. Selain itu, suara jantung walaupun kedua manusia tersebut memiliki jantung yang normal.

Tabel 5. Presentase kesalahan untuk setiap nilai ρ yang diujikan

Parameter ρ	Parameter α	Presentase Kesalahan
0.97	0.1	100%
0.98	0.1	85.8%
0.99	0.1	34.32%
0.992	0.1	15.98%
0.994	0.1	14.79%
0.999	0.1	4.73%

Kelemahan dari ekstraksi ciri menggunakan metode *rms* adalah sifatnya yang *time variant*, dimana apabila ada pergeseran sinyal maka akan menyebabkan perbedaan dari fitur yang didapat. Selain itu pemotongan sinyal harus sama persis, karena apabila jumlah sampel tidak sama maka panjang fitur hasil metode *rms* akan berbeda. Padahal jumlah neuron input JST-ART2 harus sama dengan panjang fitur yang menjadi inputannya. Kelemahan ini bisa diatasi dengan metoda resampling sehingga berapapun panjang data akan dibuat menjadi 8000 sample sehingga menghasilkan jumlah frame yang sama. Dibanding dengan penelitian sebelumnya [10], metode *rms* jauh lebih baik akurasinya untuk mengenali suara jantung.

4. Kesimpulan

Dari penelitian ini dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut :

1. Metode RMS cukup baik diterapkan untuk ekstraksi fitur pada PCG
2. Parameter JST ART 2 yang memberikan tingkat kesalahan paling kecil dalam mengenali pola PCG yaitu : $\rho = 0.999$, $\alpha = 0.1$, $\theta = 0.02$, $c = 0.1$ dan $d = 0.9$
3. Tingkat kesalahan terkecil yang dicapai dengan parameter di atas adalah 4.73%
4. Dengan menggunakan JST-ART2, satu kelas data dapat dikenali dalam lebih satu neuron, hal ini dikarenakan perbedaan fitur yang didapat dari kelas data yang sama
5. Kemungkinan lain yang mungkin terjadi adalah terdapat beberapa data dalam kelas yang berbeda yang dikenali dalam kelas yang sama.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Widodo, Th. Sri. "Analisis Spektral Isyarat Suara Jantung". *Seminar On Electrical Engineering (SEE2004)*. hal 109-114 , Agustus 2004, Universitas Achmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia
- [2] <http://www.mathworks.com>
- [3] <http://sprojects.mmi.mcgill.ca/mvs/mvsteth.htm>
- [4] <http://www.acoustics.org/press/132nd/2aea4.html>
- [5] http://www.uinet.or.jp/~ishiyasu/index_en.html
- [6] Taufiq, Hasan, "Penerapan JST Propagasi Balik dan LPC Untuk Mengkonversi Sinyal Suara ke String Ucapan Suku Kata Bahasa Indonesia Dengan Bantuan Pengolahan Awal RMS." Tugas Akhir. STTTELKOM. Bandung. 2000.
- [7] Carpenter G.A. y Grossberg S. "ART2: Self-organizing of stable category recognition codes for analog input patterns". *Applied Optics*, Vol. 16, N 23, December, 1987. Walker, James S, "Wavelet and Their Scientific Applications", CRC Press, 1999
- [8] Freeman, James A. and Skapura, David M. "Neural Networks; Algorithms, Applications, and Programming Techniques". Addison-Wesley Publishing Company, Inc. 1992
- [9] Hudson, Donna L, and Cohen, Maurice E, "Neural Networks and Artificial Intelligence for Biomedical Engineering ", IEEE Press. 1999
- [10] Anggraeni, Lisa, " Deteksi Kelainan Jantung Dengan Analisis Phonocardiogram Menggunakan Metode Linear Predictive Coding dan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation", Tugas Akhir . STTTELKOM. Bandung. 2006.