

PENGENALAN SUARA JANTUNG MENGUNAKAN METODE LPC DAN JST-BP

Lisa Anggraeni¹, Achmad Rizal², Koredianto Usman³

Jurusan Teknik Elektro – Sekolah Tinggi Teknologi Telkom
Jl. Telekomunikasi, Dayeuh Kolot Bandung 40257 Indonesia

¹esa@plasa.com, ²arz@stttelkom.ac.id, ³kore76@yahoo.com

Abstrak

Suara jantung mempunyai pola khusus yang bersesuaian dengan kondisi kesehatan jantung seseorang. Suara jantung disebut juga dengan *Phonocardiogram* (PCG). Jantung yang tidak normal akan menimbulkan suara tambahan yang disebut murmur. Murmur disebabkan oleh berbagai hal yang menunjukkan keadaan jantung seseorang. Teknik untuk mendengarkan suara yang dihasilkan oleh organ dan pembuluh darah dalam tubuh disebut auskultasi. Auskultasi bersifat subyektif, karena informasi yang diperoleh dengan mendengarkan suara jantung sangat tergantung pada kecakapan dan pengalaman dokter. Suara yang sama dapat diinterpretasikan berbeda oleh dokter yang berbeda. Penelitian yang dilakukan yaitu mendeteksi kelainan jantung berdasarkan pola PCG yang dimiliki oleh pasien menggunakan Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*. Sebelumnya pola PCG akan diekstraksi cirinya dengan menggunakan *Linear Predictive Coding* (LPC) untuk memperoleh fitur unik dari tiap pola. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa ekstraksi PCG menggunakan LPC memberikan hasil yang cukup baik karena mampu menunjukkan kemiripan fitur dari PCG dalam satu kelas. Berdasarkan hasil pengujian dengan menggunakan 66 data pengujian metoda JST-BP memiliki akurasi pengujian 54.54% dan sensitivitas 96.55% dalam mengklasifikasikan 4 kelas kelainan.

Kata kunci : *Phonocardiogram, kelainan jantung, LPC, JST-BP*

1. Pendahuluan

Selain *Electrocardiogram* (ECG) sebagai rekaman aktivitas kelistrikan, jantung juga menghasilkan suara yang disebut *Phonocardiogram* (PCG). Pada orang yang sedang terkena suatu penyakit jantung, PCG dapat mengindikasikan penyakit tersebut dengan suara detakan yang berbeda dengan suara detakan orang normal. Jantung yang tidak normal akan menimbulkan suara tambahan yang disebut dengan *murmur*[1,2].

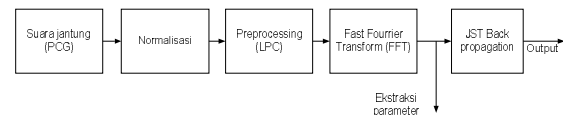
Diagnosa awal penyakit jantung biasanya dilakukan dengan mendengarkan suara jantung. Metoda yang digunakan untuk mendengarkan suara organ di dalam tubuh disebut auskultasi. Auskultasi tergantung pada pengalaman dokter yang memeriksa.

Berdasarkan permasalahan tersebut maka diperlukan suatu metoda otomatisasi dalam pengenalan pola PCG agar tidak terjadi salah diagnosa akibat salah interpretasi. Metoda yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation*.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk membuat *perangkat lunak* yang mampu mengenali pola PCG dengan menggunakan JST-BP sehingga salah pendiagnosaan dapat dihindari.

2. Metode

Metode yang digunakan dalam penelitian ini seperti pada gambar 1.



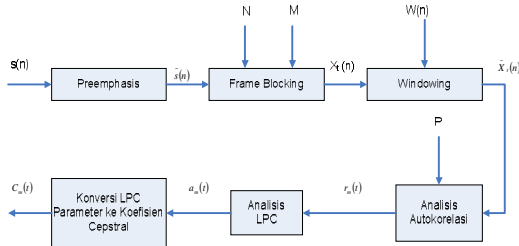
Gambar 1. Diagram blok sistem

2.1 Data Masukan

Masukan bagi perangkat lunak yang dirancang adalah data PCG yang telah terekam dalam bentuk *.wav, mono, dan frekuensi sampling 8000 Hz. Data ini diambil dari beberapa sumber di internet [2,3]. Data ini dipotong-potong menjadi 1 -1,5 detik dengan tiap potongan data mengandung minimal satu siklus PCG. Kasus PCG yang menjadi data masukan adalah [2] : normal, *mitral prolapse*, *mitral stenosis* dan *mitral regurgitation*. Pada setiap data dilakukan proses normalisasi, yaitu amplitudo dari data dibagi dengan nilai maksimum dari amplitudo data. Hal ini ditujukan untuk mengurangi perbedaan amplitudo yang disebabkan oleh variasi kondisi perekaman.

2.2 Preprocessing Menggunakan Metode LPC

Diagram alir untuk proses LPC dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Diagram Alir Proses LPC[7]

2.2.1 Preemphasis

Proses preemphasis dilakukan terhadap sinyal input untuk memperkecil daerah perubahan sinyal. Sinyal suara paru dilewatkan pada suatu filter digital yang berfungsi untuk meratakan spektral sinyal. Filter digital yang sering dipakai adalah :

$$H(z) = 1 - a z^{-1} \quad , \quad 0,9 \leq a \leq 1 \quad (1)$$

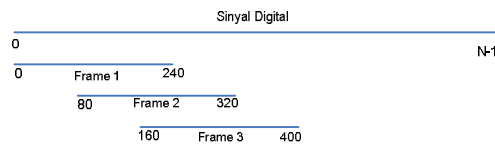
Keluaran preemphasis dapat didefinisikan sebagai :

$$\tilde{s}(n) = s(n) - a s(n-1) \quad (2)$$

Hasil output dari proses *preemphasis* ini kemudian dibentuk menjadi beberapa frame pada proses *frame blocking*.

2.2.2 Frame Blocking

Frame blocking dilakukan pada program ini untuk tiap 30 milidetik dengan jarak antar *frame* 10 milidetik. Jadi dengan kecepatan cuplik sebesar 8000 Hz maka tiap *frame* akan berisi 240 byte data dengan jarak antar *frame* 80 byte data dengan suara lain overlap yang terbentuk sebesar 160 byte data.



Gambar 3. Proses *Frame Blocking*

2.2.3 Windowing

Proses *windowing* ini dilakukan dengan menggunakan *Hamming Window* yang mempunyai persamaan:

$$w(n) = 0,54 - 0,46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), 0 \leq n \leq N-1 \quad (3)$$

Sedangkan hasil dari proses *windowing* tersebut adalah sinyal :

$$\tilde{x}_i(n) = x_i(n)w(n) \quad , \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (4)$$

Jadi pada masing-masing *frame* yang didapat dari *frame blocking* dilakukan perhitungan dengan menggunakan persamaan di atas.

2.2.3 Analisis autokorelasi

Analisis autokorelasi ini dilakukan untuk mendapatkan elemen-elemen autokorelasi berdasarkan perumusan berikut :

$$r_i(m) = \sum_{n=0}^{N-i-m} s_i(n)s_i(n+m), m = 0,1,\dots,p \quad (5)$$

2.2.4 Analisis LPC

Langkah selanjutnya ialah melakukan analisis LPC pada nilai-nilai yang telah didapat dari analisis autokorelasi. Hal ini bertujuan untuk mendapatkan sejumlah koefisien LPC. Analisis LPC ini dilakukan dengan menggunakan algoritma Levinson-Durbin dimana akan didapatkan $p+1$ data. Nilai p di sini akan menentukan orde LPC. Koefisien LPC yang didapat sebanyak jumlah frame yang dikalikan dengan orde LPC.

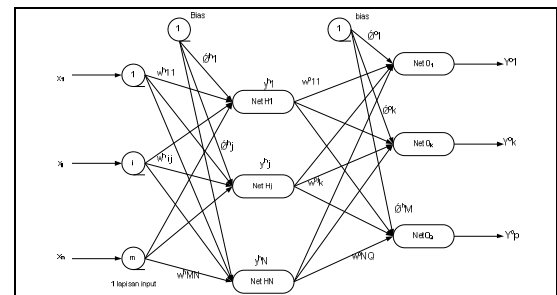
Sedangkan langkah yang terakhir dari proses LPC ini ialah mengubah koefisien LPC yang didapat dari analisis LPC menjadi sejumlah koefisien cepstral. Perhitungan koefisien cepstral ini akan menghasilkan 12 buah koefisien cepstral pada tiap frame. Koefisien cepstral ini kemudian dimasukkan ke dalam FFT.

2.3 Fast Fourier Transform (FFT)

FFT ini dilakukan untuk meningkatkan unjuk kerja sistem, karena dengan adanya FFT maka perbedaan antara pola suara paru dengan pola suara paru yang lain makin terlihat jelas[6].

2.4 JST backpropagation

Arsitektur JST-BP diilustrasikan oleh Gambar



Gambar 4. JST Propagasi Balik[5,6]

JST-BP memiliki beberapa layer dimana masing-masing layer terhubung secara keseluruhan terhadap layer-layer di bawah dan di atasnya. Saat jaringan akan memberikan masukan, maka saat itu juga akan diaktifkan nilai forward yang berasal dari input layer pada unit-unit yang terproses. Kemudian masing-masing layer internal, diberikan kepada layer keluaran yang terproses oleh unit-unit keluaran. Unit-unit dari keluaran akan memberikan respons terhadap jaringan. Bilamana jaringan terdapat koreksi-koreksi pada parameter didalamnya, mekanisme perbaikan akan memulai dari output unit dan *Back Error Propagation* kemudian akan

kembali ke masing-masing unit internal untuk dipakai pada input layer.

Algoritma pelatihan JST-BP adalah sebagai berikut[5,6] :

1. Definisi masalah, misalkan matriks masukan (P) dan matriks target (T).
2. Inisialisasi, menentukan bentuk jaringan dan menetapkan nilai-nilai bobot sinaptik W1 dan W2, dan learning rate (lr).
3. Pelatihan Jaringan :
 - a. Perhitungan maju

Keluaran untuk *Hidden Layer* :

$$A_1 = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{i=1}^m P_{1i} * W_{1i}}} \quad (6)$$

Hasil keluaran dari *Hidden Layer* dipakai untuk mendapatkan keluaran *Output Layer* :

$$A_2 = \frac{1}{1 + e^{-\sum_{j=1}^n A_{1j} * W_{2kj}}} \quad (7)$$

Galat (E) merupakan selisih antara nilai keluaran yang diinginkan (T) dengan keluaran yang sesungguhnya (A₂), sebagai berikut :

$$E = T - A_2 \quad (8)$$

Sum Square Error (SSE) yang dinyatakan oleh persamaan berikut :

$$SSE = \sum E^2 \quad (9)$$

b. Perhitungan Balik

$$\begin{aligned} D2 &= A_2 * (1 - A_2) * E \\ dW2 &= dW2 + (lr * D2 * A_1) \\ D1 &= A_1 * (1 - A_1) * (W2 * D2) \\ dW1 &= dW1 + (lr * D1 * P) \end{aligned} \quad (10)$$

c. Perbaikan Bobot Jaringan

$$\begin{aligned} TW2 &= W2 + dW2 \\ TW1 &= W1 + dW1 \\ W2 &= TW2 \\ W1 &= TW1 \end{aligned} \quad (11)$$

4. Langkah-langkah di atas adalah untuk satu kali siklus pelatihan (satu *epoch*), sehingga harus diulang-ulang sampai jumlah *epoch* yang ditentukan atau telah tercapai *SSE* yang diinginkan.
5. Hasil akhir pelatihan jaringan adalah didapatkannya bobot W1 dan W2 yang kemudian disimpan untuk pengujian jaringan.

Bobot-bobot interkoneksi masing-masing *layer* keluaran dari hasil pelatihan tersebut yang nantinya digunakan dalam proses pengujian data uji.

3. Pengujian dan Analisis

3.1 Parameter Pengujian [8]

Parameter untuk menguji kinerja sistem adalah akurasi dan sensitifitas. Parameter yang menentukan besarnya sensitivitas :

1. True Positive (TP)

Sistem mendeteksi dengan benar penyakit yang diderita oleh pasien.

2. True Negative (TN)

Sistem mendeteksi bahwa pasien normal memiliki keadaan normal.

3. False Positive (FP)

Sistem mendeteksi seorang pasien dengan penyakit tertentu dideteksi sebagai penderita penyakit lainnya atau dalam keadaan normal.

4. False Negative (FN)

Sistem mendeteksi seorang pasien yang memiliki penyakit dideteksi sebagai seorang yang normal. Sensitivitas dan total performansi secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut :

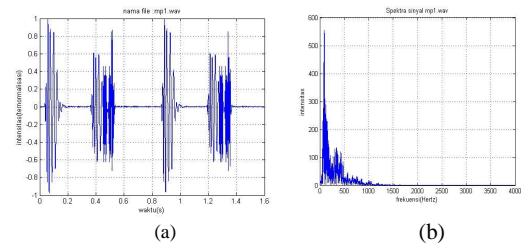
$$\text{sensitivitas} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (12)$$

$$\text{total_performansi} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \times 100\% \quad (13)$$

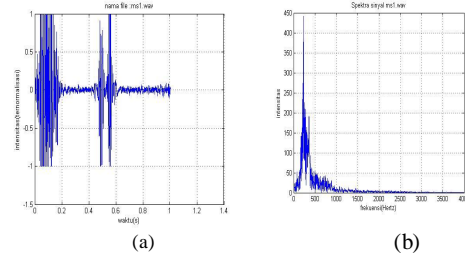
Total performansi memiliki pengertian yang sama dengan akurasi pada proses pelatihan. Dalam dunia medis lebih sering menggunakan parameter pengujian sensitivitas dan total performansi.

3.2. Hasil Proses Preprocessing

Contoh suara jantung normal dan kasus *mitral prolapse* dapat dilihat pada Gambar 5 dan Gambar 6.



Gambar 5. Plot suara jantung normal (a) domain waktu (b) spektrum frekuensi



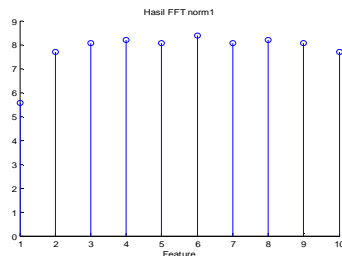
Gambar 6. Plot suara jantung *mitral prolapse* (a) domain waktu (b) spektrum frekuensi

Pada proses LPC, sinyal melewati beberapa bagian seperti yang telah disebutkan pada bab sebelumnya. Proses *preemphasis* dilakukan terhadap sinyal suara untuk memperkecil daerah perubahan sinyal sehingga dapat menekan besarnya *noise*. Sinyal yang dihasilkan dari proses ini mempunyai amplitudo yang lebih kecil dibandingkan sinyal aslinya.

Keluaran *preemphasis* kemudian disegmentasi (*frame blocking*) dengan cara memisahkan sinyal

suara menjadi bagian-bagian kecil dengan jumlah sampel sebanyak N buah dan masing-masing segmen dipisahkan sejauh M sampe. Ekstraksi fitur dengan LPC pada penelitian ini menggunakan orde prediksi p=10. Nilai ini paling sering digunakan pada penelitian pengenalan suara[7].

Koefisien LPC tersebut diubah menjadi koefisien Cepstral terlebih dahulu. Kemudian di FFT untuk meningkatkan unjuk kerja sistem karena dengan adanya FFT maka perbedaan antar suara jantung satu dengan yang lainnya semakin terlihat jelas. Satu suara jantung akan diwakili oleh 12 fitur unik yang kemudian akan digunakan pada Jaringan Syaraf Tiruan



Gambar 7. Keluaran LPC untuk *norm1*

3.3. Hasil Pelatihan JST

Untuk pelatihan JST BP dilakukan beberapa variasi. Pelatihan dilakukan untuk 4 kelas data dengan jumlah data total 66 buah. Sedangkan parameter JST BP yang diubah-ubah adalah jumlah hidden neuron. Tabel 1. menampilkan hasil pelatihan untuk 4 kelas data.

Tabel 1. Hasil pelatihan untuk 4 kelas

Hneuron	100	700	500
LR	0.09	0.09	0.09
Momentum	0.9	0.9	0.9
MSE	0.0036	0.0019	0.0016
Epoch	2000	2000	3500
Cpu Time(s)	881.281	5.6187x10 ³	7.03E+03
Akurasi_latih	82.1429	92.8571	96.4286

Dari tabel 1. didapat akurasi pelatihan tidak dapat mencapai 100%. Hal ini kemungkinan disebabkan oleh beberapa hal. Pertama, pemotongan data suara jantung dilakukan secara coba-coba. Panjang data sekitar 1-2 detik yang berisi minimal 1 siklus PCG. Ini akan menyebabkan jumlah sampel dari tiap data akan berbeda. Masalah berikutnya, LPC membutuhkan panjang sampel yang sama untuk data masukannya karena nantinya akan dihasilkan jumlah frame yang sama. Untuk mengatasi perbedaan jumlah sample dilakukan proses *re-sampling*, sehingga semua data mempunyai jumlah sample 8000. Kemungkinan proses resampling ini akan menyebabkan hilangnya beberapa informasi penting dalam data PCG.

3.4. Hasil Pengujian JST

Tabel 2. Hasil pengujian untuk 4 kelas

Data	TP	TN	FP	FN
Normal	0	8	10	0
Mitral Regurgitation	8	0	9	0
Mitral Stenosis	9	0	4	0
Mitral Prolapse	11	0	6	1
Total	28	8	29	1

Dari percobaan pencarian sensitivitas di atas, data *Mitral Stenosis* dan *Mitral Prolapse* memiliki TP yang lebih tinggi dibandingkan dengan FP hal ini dikarenakan ekstraksi ciri MS dan MP lebih detail dan mempunyai range perubahan sinyal yang lebih lebar sehingga tingkat keberhasilan pada saat pendeteksian semakin tinggi. Nilai sensitivitas total untuk klasifikasi 4 kelas TP adalah 96.55%. Sedangkan nilai total performansi mencapai 54.54%.

Koefisien LPC yang digunakan orde 10 sedangkan koefisien cepstralnya sebanyak 12. nilai-nilai ini menyesuaikan dengan nilai-nilai yang biasa digunakan dalam *speech processing*. Koefisien cepstral yang telah didapat perlu di-FFT agar pola tiap data menjadi lebih berbeda. Untuk hasil seperti didapat perlu dilakukan perlakuan terhadap data sebelum diproses, antara lain: frekuensi sampling yang sama (dalam penelitian ini 8000 Hz), resolusi data yang sama (8bit) dan rekaman hanya 1 PCG.

Masalah yang timbul untuk melakukan pemotongan hasil rekaman adalah penentuan awal suara jantung. Kesalahan dalam penentuan fase awal suara jantung akan menyebabkan data masukan berubah, dan panjang data yang berbeda. Masalah tersebut dapat diatasi dengan proses resampling terhadap data rekaman agar menjadi 8000 sampel, tetapi otomatis akan merubah lama rekaman, karena satu siklus suara jantung akan dianggap 1 detik. Pemilihan frekuensi sampling ini berdasarkan asumsi bahwa suara jantung dapat diasumsikan sebagai *speech*. Kelemahan dari LPC adalah sifatnya yang *time variant*, sehingga penentuan awal dan akhir data rekaman harus tepat. Dengan perbaikan sistem dan penambahan data uji serta perlakuan data secara tepat, diharapkan perbaikan akurasi dapat dicapai.

4. Kesimpulan

Dengan tidak mengesampingkan masalah dan kelemahan yang timbul dari metode ini, secara umum preprocessing menggunakan LPC memberikan hasil yang menjanjikan untuk pengenalan suara jantung secara otomatis. Hal yang perlu dicatat bahwa data suara jantung hanya merupakan salah satu informasi untuk menentukan jenis penyakit atau kelainan jantung. Informasi lain yang dibutuhkan misalnya ECG, test enzim dan lain-lain.

Daftar Pustaka:

- [1] Widodo, Th. Sri., 2004, *Analisis Spektral Isyarat Suara Jantung, Seminar On Electrical Engineering (SEE2004)*. hal 109-114 , Universitas Achmad Dahlan, Yogyakarta, Indonesia
- [2] <http://sprojects.mmi.mcgill.ca/mvs/mvsteth.htm>
- [3] <http://www.medstudents.com.br/cardio/heartsounds/heartsou.htm>
- [4] <http://www.mathworks.com>
- [5] Freeman, James A. and Skapura, David M.,1992, *Neural Networks; Algorithms, Applications, and Progammig Techniques*, Addison-Wesley Publishing Company, Inc.
- [6] Hudson, Donna L, and Cohen, Maurice E, 1999, *Neural Networks and Artificial Intelligence for Biomedical Engineering* , IEEE Press.
- [7] Pali, Raymondus Batara, 2001, *Speech Recognition using Back Propagation of Artificial Neural Network and Linear Predictive Coding Method*, STT Telkom Bandung.
- [8] Van Bemmelen, J.H.. 1997. *Handbook of Medical Informatics*. Germany : Springer.