2000年度 第13回 信號處理合同學術大會 論文集 第13卷 1號

Wavelet Transform을 이용한 Heart Sound Analysis

위지영 , 김중규
성균관대학교 전기전자컴퓨터공학부

Analysis of Heart Sound Using the Wavelet Transform

J.Y. We, J.K. Kim
The School of Electrical and Computer Science Engineering, SKKU
Email : jywe@ece.skku.ac.kr, jkkim@yurim.skku.ac.kr

Abstract

A heart sound algorithm, which separates the heart s ound signal into four parts; the first heart sound, the systolic period, the second heart sound, and the diastolic period has been developed. The algorithm uses discrete intensity envelopes of approximations of the wavelet transform analysis method to the phonocardiogram(PCG)signal. Heart sound a highly nonstationary signal, so in the analysis of heart sound, it is important to study the frequency and time information.Further more, Wavelet Transform provides more f -eatures and characteristics of the PCG signal that will help physician to obtain qualitative and quantitative measurements of the heart sound.

I. 서론

심장이 뛸 때에 가청 범위의 음파(15-400Hz)가 심장에서 가슴벽으로 전달되어, 이 심장 소리를 가슴에 직접 귀를 대거나 청진기(stethoscope)를 이용하여 들을 수 있다.

heart sound는 4개의 Heart sound로 구성되어있다.

제 1심음(S1)은 심실수축에서 시작해서 mitral(승모) 와 tricuspid valves(삼첨판)이 닫힐 때 생긴다. 이것은 심실 수축이 시작 될 때 나타난다.

제 2심음(S2)는 심실 수축이 끝 날때와 심실이완이 시작되고, 다음엔 aortic (대동맥)과 the pulmonary valves(폐동맥)맨 닫힌다.

제 3심음과 제 4심음(S3and S4)은 확장기 중 심실 충만기 초기에 혈액이 심실로 빠른 속도로 몰려 들어올 때, 제 3심음이 생기는데, 이것은 보통 어린이들이 나 젊은 사람에서만 들린다.

<u>닫힘</u> <u>열림</u> <u>닫힘</u> <u>열림</u>
MT ˋ PA AP MT
(S1) (S2)

여기서 M = 승모판(mitral valve)
T = 삼첨판(tricuspid valve)
P = 폐동맥판(pulmonic valve)
A = 대동맥판(aortic valve)

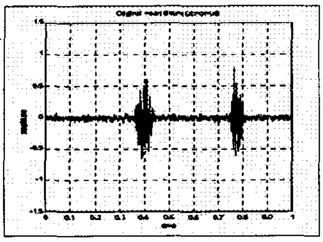

그림 1. Orginal heart sound

그림 1은 Original heart sound의 제 1심음(S1)과 제 2심음(S2)를 보여주고 있다.
Heart sound는 highly non-stationary signal이고, frequency와 time information를 공부하는데 중요하다. 실험 데이타로 쓰고자 하는 승모판폐쇄부전(Mitral regurgitation,MR)라고 하는 심음은 제 1심음(S1)과 제 2심음(S2)사이에(Late systolic murmur,PSM)라는 Systolic murmur(수축기 잡음)과 제 2심음(S2)와제 1심음(S1)사이(Diastolic murmur, DM)이라는 murmur가 생기는데, 이 murmur들이 제 1심음(S1)과 제 2심음(S2)의 구분이 어렵게 한다.
본 논문에서 wavelet transform을 기반으로 승모판폐쇄부전증의 특징을 잘 살리면서, 제 1심음(S1)과 제 2심음(S2)의 구분에 목적을 두고 있고, shannon entropy로 각 level마다 정보량을 알아보고자 한다.

II. 제안하는 알고리즘

2.1. Discrete Wavelet Transform(DWT)

Continuous Wavelet Transform(CWT)이 time과 scale에서 연속적인 값을 사용하는 대신에, DWT에서는 각 scale마다 값을 취하는 위치가 달라진다. 즉 CWT에서 시간에 대한 함수를 time과 scale이라는 두 변수의 함수로 나타내게 됨으로써, 불필요한 정보가 많이 포함되게 된다. 그러나, DWT에서는 특정 위치에서의 값만을 취함으로써, 데이터의 불필요한 정보를 없애게 되고, DWT의 값만으로도 원래의 신호를 완벽하게 재건할 수 있다.

Wavelet function :

$$\psi_{j,k}= 2^{\frac{j}{2}}\psi(2^{j}x-k) \quad (1)$$

이러한 wavelet function의 linear span에 의해 나타내어지는 공간(space),

$$W_j= Clos_{L^2(R)}\langle \psi_{j,k}:k\in zz\rangle \quad (2)$$

에 의해 $L^2{}_{(R)}$ space는 다음과 같은 Direct-sum decomposition으로 나타낼 수 있다.

$$L^2{}_{(R)}= \dot{\sum_{j\in ZZ}} W_j=\cdots+ W_{j-1}+ W_j+ W_{j+1}+\cdots \quad (3)$$

Scaling function Φ는 $L^2{}_{(R)}$의 subspace인 V_0의 riesz basis 이고, $\Phi(x)\in V_o, \Phi(2x)\in V_1$ 이므로, 다음과 같은 two scale relation이 형성되며, 이 관계가 실제 알고리즘에 아주 중요하게 작용한다.

$$\Phi(x)= \sum_{k=-\infty}^{\infty} P_k\Phi(2x-k) \quad (4)$$

이 관계를 프리에 변환하면,

$$\tilde{\Phi}(\omega)=P(z)\ \tilde{\Phi}(\frac{\omega}{2}) \quad (5)$$

$$p(z)=\frac{1}{2}\sum_{k=\infty}^{\infty} P_k z^k \quad \text{: Two scale Symbol} \quad (6)$$

(여기서 $z=e^{\frac{-i\omega}{2}}$)

이러한 관계는 wavelet function인 $\psi(x)$에도 같은 식으로 적용할 수 있다.

$$\psi(x)= \sum_{k=-\infty}^{\infty} q_k\Phi(2x-k) \quad (7)$$

$$Q(z)=\frac{1}{2}\sum_{k=\infty}^{\infty} P_k z^k \quad (8)$$

또한, scale function과 wavelet function 각각의 dual function이, G(z),H(z)의 two scale symbol로 정의가 되며, 이러한 관계에 의해 다음과 같은 decomposition relation이 생긴다.

$$f(x)=\sum_{j,k}\langle f,\ \tilde{\Psi}_{j,k}\rangle\ \Psi_{j,k}=\sum_{j,k}\langle f,\ \Psi_{j,k}\rangle\ \tilde{\Psi}_{j,k} \quad (9)$$

의 관계가 성립되며, dual function은 reconstruction을 위해 반드시 존재해야 하고, 또한 dual function 끼리는 서로 상호 교환이 가능하다.
wavelet function이 orthonormal한 경우는 self-dual하게 되고, 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$q_n= (-1)^n\overline{P_{-n+1}} \quad (10)$$

실제 우리가 다루는 신호는 불연속(discrete)한 경우이고, 이런 불연속한 신호를 V_N 공간의 함수인 f_N이

라고 생각하면,

$$f_N(x) = g_{N-1}(x) + g_{N-2} + \cdots + g_{N-M}(x) + f_{N-M}(x) \quad (11$$

(여기서 $f_j(x) \in V_j$, $g_j(x) \in W_j$)

와 같은 분리(decomposition)할 수 있다.

scale function의 평균값은 1인 반면에, (12)식 처럼

$$\tilde{\psi}(0) = 0 = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t)dt \quad (12)$$

wavelet function의 평균값은 0이다. 즉, V_j 공간의 신호를 V_{j-1}과 W_{j-1}의 신호로 분리했을 때, W_{j-1}의 성분은 V_j의 고주파 성분, 즉 detail 한 부분이고, V_{j-1}는 V_j의 저주파 성분, 즉 approximation이라고 볼 수 있다.

2.2 Daubechies' Wavelet 함수

Daubechies의 wavelet function은 시간영역 및 주파수영역에서의 특성이 우수하다. (4)식의 two scale relation을 정의하는 계수인 P_k에 의해 정의되는데, 이러한 P_k가 정의되면 wavelet function의 직교성(orthogonality) 때문에 (7)식의 q_k가 (10)식의 관계에 의해 정의되며, Self-dual 하게 된다.

Daubechies 의 wavelet function을 정의할 때, 식(4)의 two scale relation에서 정의되는 계수 P_k의 수에 의해 정의가 되는데, 계수는 2부터 20까지의 짝수가 많이 사용된다. 실제로 daubechies wavelet function은 주파수 영역에서는 전체 주파수 영역에서 0이 아닌 값을 갖게 된다. two scale relation에서 정의되는 계수의 숫자가 많아질수록, wavelet function은 더 부드러워지며, 프리에 영역에서 지역화 되는 특징이 좋아진다. 대신에 시간 영역에서 0이 아닌 값을 가지는 범위는 더욱 넓어지게 된다.

2.3 심음분석 알고리즘

본 논문에서 wavelet transform을 기반으로 심음을 decomposition하여, shannon entropy로 각 level의 정보량을 알아보고, 승모판폐쇄부전증 (Mitral-regurgitation,MR) 의 이상적인 심음을 알아본다.

Step 1: 승모판폐쇄부전증 (Mitral regurgitation,MR)를 wavelet transform 으로 decomposition 한다.

본 논문에서 분리하는 것을 segmentation algorithm이라 하겠다.

decomposition을 함으로서 segmentation algorithm의 첫 번째 증명은 제 2심음(S1)과 제 2심음(S2)의 간격을 계산, 결과적으로 기본적인 정보와 심장 수축(systolic)과 심장 확장(diastolic)의 period를 얻는다.

제 1심음과 제 2심음은 제 1심음(S1)의 저주파 영역(10 to 50Hz), 중간 주파수 영역 (50 to 140 Hz)과 제 2심음의 S2의 저주파 영역 (10to 80 Hz), 중간 주파수영역 (80 to 200Hz)와 고주파 영역 (220 to 400)Hz)로 나타낸다.

대부분 energy는 제 1심음 (S1)이나, 제 2심음 (S2)의 저주파 영역이나 그밖에 중간 주파수영역 이나, 고주파 영역에 있고, murmur는 고주파 영역에 있다.

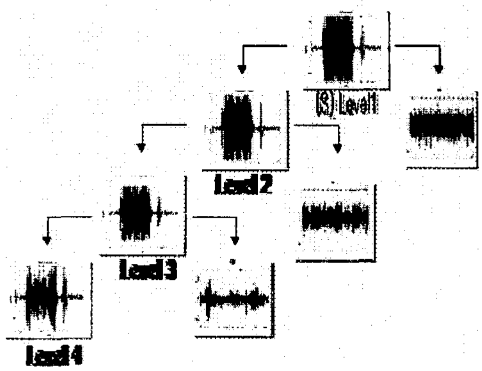

그림 2. 승모판폐쇄부전증
Decomposition Tree

Step 2. step 1에서 decomposition한 각 level들을 segmentation algorithm을 기반으로 level 1에서 level 9까지 shannon entropy 의 평균량을 계산하여, 낮은 값의 noise와 낮은 강도의 신호로 성립 시킨다.

Shannon entropy :

$$E(s) = -\sum_i s_i^2 \log(s_i^2)$$

's' 는 signal

's_i'는 s의 orthonormal basis이다.

Shannon entropy 의 두드러진 특징은 낮은 값의 noise의 결과를 읽어 들이며, 모든 signal의 순수한 값을 강

화시켜주고, 중간 강도의 신호와 낮은 값의 신호의 결과에서 더 많은 높은 강도의 신호를 감소시켜준다.

III. 실험 및 결과

알고리즘에 사용된 데이터는 (http://.bioscience.org)에서 받은 (.wav files)에 1.80(Seconds)로된 데이터 베이스를 사용하였고, 컴퓨터 시뮬레이션은 The MathWork 사의 MATLAB을 사용하였다.

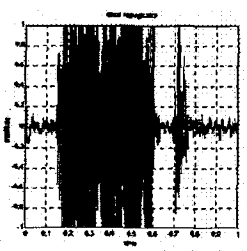

그림 3. 승모판폐쇄부전증

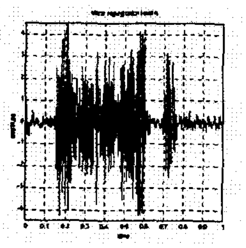

그림 4. 승모판폐쇄부전증 4 level decomposition

그림 3는 승모판폐쇄부전증의 orginal heart sound이며, 그림 4는 wavelet Transform을 적용하여, shannon entropy를 적용 하였을 때, level 4에 가장 좋은 정보량이 있음을 보여주고 있다.

Level		1	2	3	4	5	6	7	8	9
		959	-393	-1710	-2640	-1810	-1120	-296	11	5

Table - 1 Shannon entropy of value

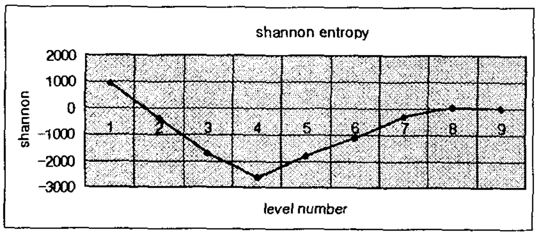

그림 5. Shnnon entropy

table-1에서는 승모판폐쇄부전증 heart sound를 포함한 level 각각의 shannon entropy를 적용 시켜 나타내었고, 그림 3은 Tabel-1의 데이터를 그래프로 나타내었다.

IV. 결론

그림 3의 승모판폐쇄부전증(MR)의 orginal heart sound를 wavelet transform으로 downsamping 시켰을 때, 그림 4의 level 4에서 제 1심음(S1)와 제 2심음(S2)의 구분이 쉽고, 제 1심음(S1)과 제 2심음(S2) 사이에 murmur가 남아 있음으로 승모판폐쇄부전증 (Mirtal reguritation,MR)의 특징을 알수있는 가장 이상적인 데이터를 얻을수 있었다. 그림 5의 shannon entropy의 데이터는 그래프에 나타난 결과를 보듯이 level 4에 가장 좋은 정보량이 있음을 보여주고 있다.

결론적으로, wavelet transform으로 심장 질환 진단상에 도움이 되고, 특성에 가까운 값에 접근 할 수 있으며, 구분하기 어려운 심음 측정이 쉬워진다.

이 알고리즘의 수행으로 각각의 질병들의 표준이 되는 제 1심음(S1)과 제 2심음(S2)의 구분이 용이하며, murmur를 줄이면서 심장병의 특징을 잘 알아낼수 있었다.

V. 참고문헌

[1] 서정돈, "A Synopsis of Cardiology", 고려의학

[2] Ingrid Dausbechies, Members, "The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and Signal Analysis," *IEEE Tans.info.Theory* , Vol 36, No.5, September 1990.

[3] Mentin Akay,"Wavelet in Biomedical Engineering, Annals of Biomedical Engineering." Vol. 23. 531-542. 1995.

[4] Liang Huiying, Lukkarinen Sakari , Hartimo Iiro, "A Heart Sound Segmentation Algorithm Using Wavelet Decomposition and Reconstruction." *IEEE/EMBS* 1630-2304. 1997

[5] Coifman,R and V.wickerhauser, "Entropy-based algorithms for best basis selection," *IEEE Trans.info.Theory* 38:713-718.1992