웨이브렛 변환을 이용한 심전도의 기저선 제거

최형민*&**, 김원식**, 정광일**, 황재호*
*한밭대학교 전자공학과
**한국표준과학연구원 인간정보그룹

A Baseline Elimination Method for ECG using Wavelet Transform

Hyoung-Min Choi*&**, Wuon-Shik Kim**
Kwang-il, Jeong**, Jae-ho Hwang*

*Electronics Engineering Lab., Hanbat National University
**Ergonomics & Information Technology Group,
Korea Research Institute of Standards and Science

요 약

본 연구에서는 심전도 신호의 전처리 과정에서 원신호의 왜곡을 최소화하여 기저선을 제거 할 수 있는 웨이브렛 모함수를 결정하기 위하여, European S-T T database의 심전도 신호에 다양한 웨이브렛 모함수를 적용하여 기저선을 제거하였으며 제거효율을 평가하기 위하여 SNR과 RSE를 계산하였다. 실험결과 가장 우수했던 웨이브렛 모함수는 db8(diff. : 27.12), coif5(diff : 25.32), sym7(diff : 25.13) 이었으며, diff(meanSNR - meanRSE)의 값이 23미만으로는 심전도의 진단 파라미터까지 왜곡 시키므로 사용할 수 없다는 것을 알 수 있었다.

Keyword: 심전도, ST-T database, 기저선, 웨이브렛, SNR(Signal to Noise Ratio), RSE(Reconstruction Square Error)

1. 서론

심전도(ECG : electrocardiogram)는 심장의 상태를 비관혈적(non-invasive)으로 진단하는 매우 중요한 수단으로 활용되며, 진폭은 수 ㎷ 이고 주파수는 250Hz이내의 생체전위 신호 중 하나이다. 심전도 시스템의 설계와 신호처리에 관한 연구는 1960년 초부터 미국을 중심으로 연구가 시작되어, 자동진단 다채널 심전계를 비롯하여 24시간동안 심장질환 환자를 모니터링하는 홀터 심전계 그리고 운동부하 상태에서 심장 이상을 진단하는 스트레스 심전계 등의 하드웨어 설계와 정확한 알고리즘 개발을 위한 연구가 현재까지도 지속적으로

이루어져 왔다. 국내의 심전도 시스템의 설계와 신호처리에 관한 연구는 1980년 초부터 시작되었다. 대략 10년 동안의 기반기술 축적으로 1990년 초반부터 본격적인 심전계의 개발에 들어갔으며, 현재 12채널 진단 심전계, 홀터 심전계, 스트레스 심전계, 그리고 환자감시장치 등의 심장관련 진단기기에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다[1]. 여러 연구에도 불과하고 심근허혈, 심근경색에 대해서는 아직도 오진이 자주 있는 상황이다. 이러한 병의 진단은 심전도 신호의 ST 세그먼트의 레벨이나 기울기가 상승 혹은 하강되었는지에 대한 여부를 파악하는 것이다. 이 ST 세그먼트는 1Hz미만의 주파수 대역을 가지고 있으므로 저주파신호의 기저선(baseline) 변동 잡음, 전 주파수 대역에 존재하는 근잡음(muscle artifact)과 같은 주파수 대역에 존재하므로 정확한 잡음을 제거하지 못하면 신호의 왜곡이 발생하므로 오진을 하게 된다. 기저선 변동 잡음 제거를 위한 전처리 필터로는 현재 스플라인 보간법, FIR 필터, 적응필터, 신경회로망, 웨이브렛 변환 방법들로 신호의 왜곡을 최소화하여 기저선 변동 잡음을 제거한다[1][2][3]. 그 중 웨이브렛 변환 방법은 신호를 다중 해상도로 처리하며 변환된 신호는 시간과 주파수 영역에서 해상도가 뛰어나므로 비정상(non- stationary)적인 신호 분석에 유리한 방법으로 제시되고 있다. 이 웨이브렛 변환은 모함수(mother wavelet)를 통해 모든 과정이 이루어지므로, 동일한 웨이브렛 변환 방법을 사용한다고 하여도 모함수의 잘못된 선택으로 신호의 엄청난 왜곡을 가지고 오는 실수를 범할 수 있게 된다. 따라서 본 연구에서 심전도 신호의 전처리 과정에서 원신호의 왜곡을 최소화하여 기저선을 제거 할 수 있는 웨이브렛 모함수 결정 하고자 한다. 심전도신호는 European S-T T database의 데이터를 사용하였고, 필터 과정 후에 신호대 잡음비(SNR : signal to noise ratio)와과 재생신호 자승오차(RSE : reconstruction square error)를 계산하여 심전도 신호에 적합한 웨이브렛 모함수를 확인 할 수 있었다.

2. 본론

2.1 웨이브렛 변환

웨이브렛 변환은 적당한 모함수를 팽창 혹은 축소시킴으로써 스케일링(scaling)하고, 이동(translation)시킴으로써 얻어지는 함수들을 이용한 변환이며, 모 웨이브렛이라 하는 함수의 천이 파라미터(translation parameters)와 스케일 파라미터(scale parameters)를 통해 생성되는 함수의 재귀적 집합으로 구성된다. 퓨리에 변환은 신호를 여러 종류의 주파수를 가지는 정현파로 분해 하면서 변환되어 원 신호의 주파수에 관한 정보만을 유지하고 시간 정보를 잃어버리는 것과 달리 웨이브렛 변환은 주파수 대역에 따라 주파수와 시간영역의 해상도를 달리 할 수 있는 장점이 있으므로 심전도 신호와 같은 비정상적 신호분석에 우수하다. 연속 웨이브렛 변환 식은 다음과 같이 주어진다.

$$W[f(x)](a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int f(x)\Psi^{*}(\frac{t-b}{a})dt \quad (1)$$

여기서, s는 스케일링 파라미터, τ 는 천이 파라미터, Ψ (t)는 모 웨이브렛 함수이고, *는 공액 복소수를 의미한다.

웨이브렛 함수는 스케일링 파라미터 s에 따라 팽창되거나 축소되고, 이동 파라미터 τ 에 따라 이동한다. 스케일링 파라미터는 단 구간 퓨리에 변환(STFT : short time fourier transform)의 주파수에 대응되는 요소로 큰 스케일은 신호의 저주파, 작은 스케일은 신호의 고주파에 대응된다. 이동 파라미터는 단 구간 퓨리에 변환과 마찬가지로 분석하고자 하는 구간의 위치에 해당한다.

샘플링 되어진 신호는 이산 웨이브렛(discrete wavelet) 변환을 통해 다중 분해능 분석(MRA : multi-resolution analysis) 된다. 이는 Nyquist 샘플링 이론에 따라 스케일이 2

배씩 커지면, 즉 주파수가 반으로 줄어들면 샘플링 비율을 반씩 줄일 수 있게 된다. 결국 2분주(dyadic)를 사용한 이산 웨이브렛 변환은 저주파 영역을 계속 나누어나가는 대역 분할 부호화(subband coding)와 같은 의미를 지니게 된다. 대역 분할 부호화에서는 신호를 고주파 통과 필터(HPF : high pass filter)와 저주파 통과 필터(LPF : low pass filter)를 통과시키고, 각각을 다운 샘플링(down sampling)하게 된다[1][2][3].

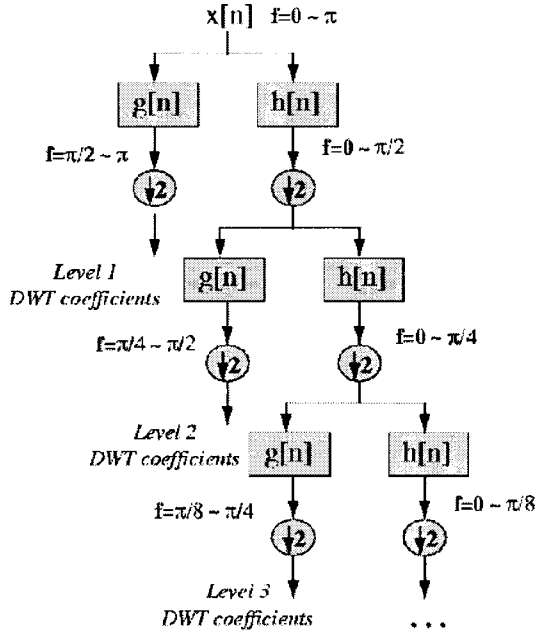

그림 1. 대역 분할 부호화

이산 웨이브렛 변환에 사용되어지는 고주파 통과 필터 g[n]과 저주파 통과 필터 h[n]의 임펄스응답(impulse response)은 서로 독립적이지 않고 아래의 식(2) 처럼 관련 되어 있다.

$$g[L-1-n]=(-1)^n \cdot h[n] \qquad (2)$$

여기서, L은 필터의 길이를 나타낸다. 신호처리 분야에서 많이 사용되어지는 위의 조건을 만족하는 필터들을 직교 미러 필터(QMF : Quadrature Mirror filter)라 부른다.

$$y_{high}[k]=\sum_n x[n]\cdot g[-n+2k] \qquad (3)$$

$$y_{low}[k]=\sum_n x[n]\cdot h[-n+2k] \qquad (4)$$

식(3)의 g[n]는 웨이브렛 함수의 계수로서 고역통과 필터계수와 같은 역할을 하고 식(4)의 h[n]는 스케일 함수의 계수로서 저역통과 필터계수와 같은 역할을 한다.

2.2 실험 방법

2.2.1 다해상도 웨이브렛 변환 이용

본 연구에서는 이산 웨이브렛 변환의 다해상도 분석법을 이용하여 잡음의 주파수 대역을 제거하는 방법으로 필터를 구현하였다. 250샘플로 구성된 European S-T T database의 데이터와 360샘플로 구성된 MIT database의 데이터 각각에 대하여 다해상도 웨이브렛 변환과 주파수 분할 관계를 보면 표1과 같다[1].

표 1. 샘플링 주파수와 웨이브렛 변환 레벨에 의한 주파수 분할 관계

Level	fs = 250Hz		fs = 360Hz	
	저주파[Hz]	고주파[Hz]	저주파[Hz]	고주파[Hz]
-1	0 ~ 60.3	60.3 ~ 125	0 ~ 90	90 ~ 180
-2	0 ~ 30.2	30.2 ~ 60.3	0 ~ 45	45 ~ 90
-3	0 ~ 15.1	15.1 ~ 30.2	0 ~ 22.8	22.8 ~ 45
-4	0 ~ 7.6	7.6 ~ 15.2	0 ~ 11.4	11.4 ~ 22.8
-5	0 ~ 3.8	3.8 ~ 7.6	0 ~ 5.7	5.7 ~ 11.4
-6	0 ~ 1.9	1.9 ~ 3.8	0 ~ 2.9	2.9 ~ 5.7
-7	0 ~ 0.8	0.8 ~ 1.9	0 ~ 1.5	1.5 ~ 2.9
-8	0 ~ 0.4	0.4 ~ 0.8	0 ~ 0.75	0.75 ~ 1.5

AHA(American Heart Association)에서는 ST 세그먼트의 왜곡을 방지하기 위해 차단주파수로서 0.8Hz를 추천하였다[1]. 이를 바탕으로 실험의 기저선 구간을 웨이브렛 변환의 approximation level 8(A8) 으로 정의하였다.

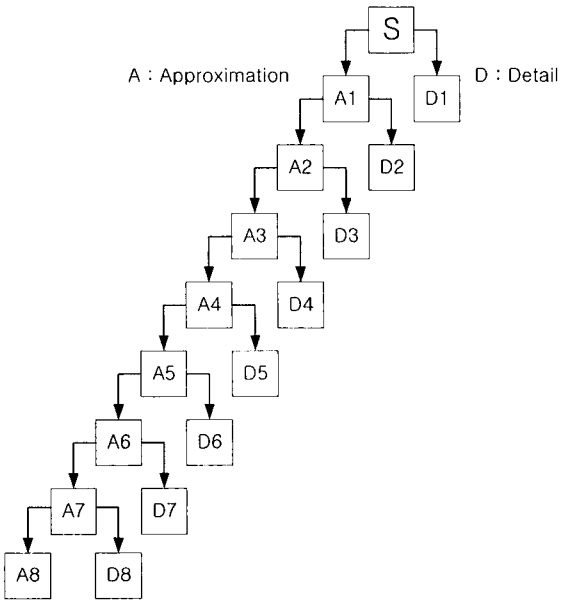

그림 2. Dyadic tree 구조의 다해상도 웨이브렛 변환

S를 심전도 + 잡음이라 하였을 때, 다음과 같이 정의 한다.

$$S = D1+D2+D3+D4+D5+D6+D7+D8+A8 \quad (5)$$

S'을 심전도 - 잡음이라 하였을 때, 다음과 같이 정의한다.

$$S' = D1+D2+D3+D4+D5+D6+D7+D8 \quad (6)$$

식(5)에서 기저선 대역으로 정의한 approximation level 8(A8)의 신호를 제거한 후 식(6)과 같이 level 1에서 level 8까지의 detail 신호를 재구성하여 필터를 구성하였다.

2.2.2 신호와 노이즈 구성

본 연구에서의 심전도 신호는 250 sample로 구성된 European S-T T database 의 e0613 데이터의 기저선 변동 잡음과 근잡음이 적은 구간 30초~40초을 선택하였다. 이 구간에서 기저선 변동잡음과 근잡음을 제거하여 이상적인 심전도 신호를 재구성하였다. 이 신호를 노이즈가 첨가 되지 않은 깨끗한 심전도라 하였다.

기저선 잡음은 주파수가 0.4Hz이고 최대 값은 1.0mV가 되도록 정의하였다.[1] 이 잡음을 가우시안 분포로 단계를 5단계로(10%, 25% 50%, 75%, 100%) 나누어 첨가하여 필터 통과 후의 신호대 잡음비와 재생신호 자승오차를 계산함으로써 웨이브렛 모함수의 적합성을 판단하였다[1][2][3].

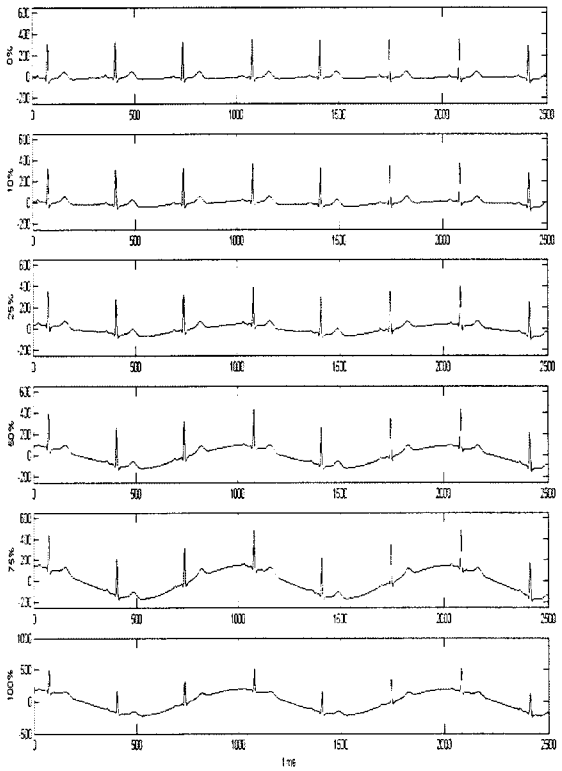

그림 3. 잡음을 단계별로 첨가한 심전도 신호

실험에 사용한 웨이브렛 모함수는 Haar, Daubechies, Biorthogonal, Coiflets, Symlets 이다.

2.2.3 신호대 잡음비의 비교

본 연구에서는 다양한 웨이브렛 모함수로 설계한 필터 각각에 대하여 필터 통과전과 통과후의 신호대 잡음비(SNR :signal to noise Ratio)를 평가하였다. SNR은 원하는 신호와 원하지 않는 잡음의 비로써 그 값이 클수록

신호가 양요함을 나타내며, 단위는 [dB]이다.

$$SNR = 10 \times \log_{10} \frac{\sigma^2_s}{\sigma^2_n} [dB] \quad (7)$$

여기서, σ^2_s는 심전도 신호의 분산, 그리고 σ^2_n는 잡음의 분산이다[1][2][3].

2.2.4 재생신호 자승오차의 비교

본 연구에서는 다양한 웨이브렛 모함수로 설계한 필터 각각에 대하여 필터 통과전과 통과후의 재생신호 자승오차 (RSE : reconstruction square error)를 평가하였다. 필터과정의 목적은 잡음이 섞인 신호로부터 원하는 신호를 왜곡됨 없이 재생시키는 것이다. 본 연구에서 신호 재구성시 발생되는 오차 정도를 평가하기 위하여 재생신호 자승 오차를 사용 하였다. RSE는 그 크기가 작으면 작을수록 필터의 성능이 좋은 것을 의미한다.

$$RSE = \sum_{l=0}^{L-1} (X_r(l) - X_o(l))^2 \quad (8)$$

여기서, Xr은 L개의 샘플수를 갖는 재생된 신호, 그리고 Xo는 L개의 샘플수를 갖는 잡음이 없는 원신호이다[1][2][3].

2.3 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 심전도 신호에 적합한 모웨이브렛 함수의 특성을 평가하기 위해 신호대 잡음비와 재생신호 자승오차를 계산하였다. 전체 적인 시스템 구조는 그림4 와 같이 나타내었다. 신호대 잡음비는 잡음의 단계 따라 차이는 있었지만 전체적으로 유사한 특성 곡선을 나타냈으며, 잡음의 세기가 커질수록 신호대 잡음비의 변동은 잡음의 세기가 작을 때 보다 작았다. 또한 잡음이 10%일 때 비교적 신호대 잡음비가 우수했던 웨이브렛 모함수는 잡음의 세기가 100%일 때도 우수하였다. 전반적으로 db8, bior3.9, coif5의 웨이브렛 모함수가 비교적 우수하였다. 반면에 haar, bior1.3, bior1.5, bior3.1 웨이브렛 모함수는 상대적으로 성능이 떨어졌다.

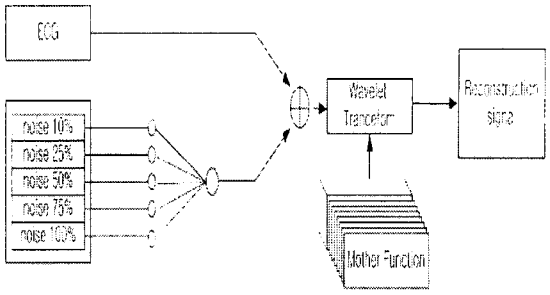

그림4. 전체 시스템 구성

재생신호 자승오차에 대해서도 평가한 결과 역시 신호대 잡음비와 유사하였다. 신호대 잡음비가 비교적 우수했던 db8, bior3.9, coif5의 웨이브렛 모함수는 재생신호 자승오차에서도 우수한 결과였고, 비교적 취약한 haar, bior1.3, bior1.5, bior3.1 웨이브렛 모함수는 재생신호 자승오차에서도 좋은 결과를 얻지 못하였다.

표 2. SNR의 평균과 RSE평균의 차이

Diff = MeanSNR - MeanRSE			
Mother Function	Diff.	Mother Function	Diff.
db8	27.12	db4	18.20
coif5	25.32	coif2	17.11
sym7	25.13	sym4	16.93
coif4	24.00	bior2.8	16.15
db7	23.26	bior2.6	16.12
sym8	23.23	bior2.4	15.49
bior3.9	23.22	bior3.3	15.04
bior6.8	22.28	db3	14.44
bior3.7	22.09	sym3	14.44
coif3	21.51	bior2.2	14.07
sym6	21.04	coif1	10.31
bior5.5	20.94	db2	9.62
db6	20.57	sym2	9.62
db5	19.85	haar	2.90
bior3.5	19.68	bior3.1	2.69
sym5	18.78	bior1.3	2.66
bior4.4	18.63	bior1.5	2.19

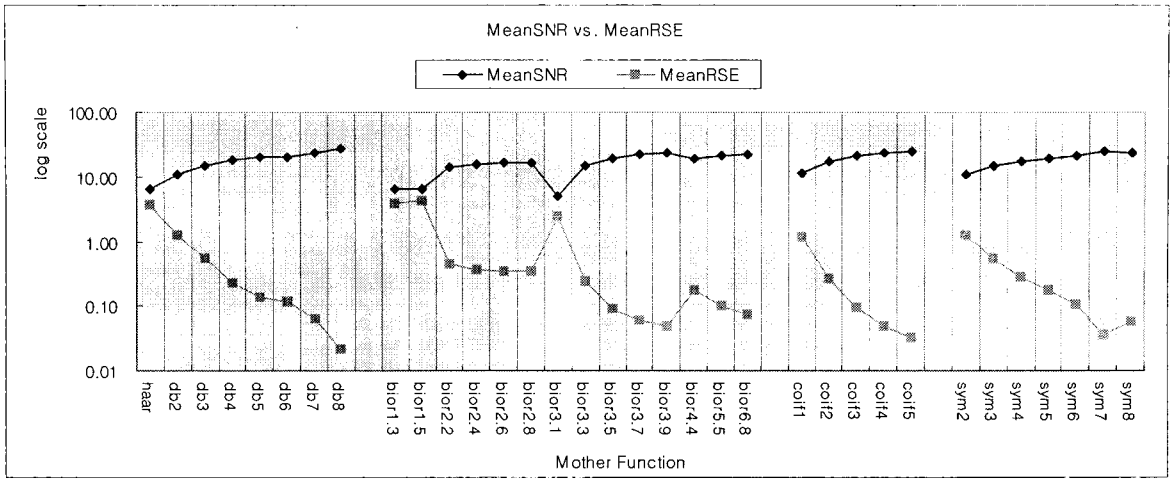

그림 5. SNR의 평균과 RSE평균의 비교

그림 5에 각각의 모함수에 대하여 MeanSNR과 MeanRSE의 간격이 가장 멀리 떨어져 있는 것이 심전도 신호처리에 적합한 웨이브렛 모함수이다. 이와 같은 방법으로 본 연구를 통하여 심전도 신호처리에 적합한 웨이브렛 모함수를 확인할 수 있었다.

표 2에는 전체 실험에 사용하였던 웨이브렛 모함수를 심전도 신호처리에 적합한 순으로 나열하였다.

3. 결론

본 논문에서는 심전도 신호에 적합한 모웨이브렛 함수의 특성을 평가하였다. 다양한 모웨이브렛 함수를 사용하여 설계한 필터들 각각에 대하여 평가 척도로는 필터 전과 통과후의 신호대 잡음비와 필터 통과후의 재생신호 자승오차 이었다. 실험결과 가장 우수했던 웨이브렛 모함수는 db8(diff. : 27.12), coif5(diff : 25.32), sym7(diff : 25.13) 이었다. 가장 취약한 웨이브렛 모함수는 bior1.5(diff. : 2.19), bior1.3(diff. : 2.66), bior3.1(diff. : 2.69), haar(diff. : 2.90)로 나타났으며, 실제 diff의 값이 23미만으로는 심전도의 진단 파라미터까지 왜곡 시키므로 사용할 수 없다는 것을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] 박광리, "스트레스 심전도의 잡음 제거를 위한 WAF와 WIF의 설계", 연세대학교 의용전자공학과 박사논문, 2000.

[2] G.M. Friesen et al, "A Comparison of the Noise Sensitivity of Nine QRS Detection Algorithms", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.37, No.1, pp.85-98, 1990.

[3] Vladimir Cherkassky, Steven Kilts, " Myopotential denoising of ECG signals using wavelet thresholding methods", Neural Networks, Vol.14, pp.1129-1137, 2001.