

논문 2004-41SP-3-24

다중 웨이블릿을 이용한 심전도(EEG) 신호 압축 및 연속 웨이블릿 변환을 이용한 Coherence 분석 및 잡음 제거

(EEG Signal Compression by Multi-scale Wavelets and Coherence analysis and denoising by Continuous Wavelets Transform)

이 승 훈* , 윤 동 한**

(Seung-Houn LEE and Dong-Han YOON)

요 약

연속 웨이블릿 변환은 스케일에 따라 크기가 변하는 웨이블릿을 이용하여 신호의 스케일 성분을 "시간-스케일" 공간으로 사영하며, 이를 통해 신호의 시간에 따른 부분적 또는 전체적인 스케일 특성을 나타낸다. 또한 "시간-스케일" 공간으로 분포된 신호의 스케일 정보들은 연속 웨이블릿 역변환을 통해 다시 신호로 복원된다. 이 논문은 연속 웨이블릿 역변환을 이용한 신호의 잡음제거에 대한 것이며, 뇌파신호 (EEG)에 대한 웨이블릿 코헤런스 분석 방법 및 잡음제거 그리고 신호의 압축에 대한 기본적인 내용을 다루었다.

Abstract

The Continuous Wavelets Transform project signal $f(t)$ to "Time-scale" plane utilizing the time varied function which called "wavelets". This Transformation permit to analyze scale time dependence of signal $f(t)$ thus the local or global scale properties can be extracted. Moreover, the signal $f(t)$ can be reconstructed stably by utilizing the Inverse Continuous Wavelets Transform. In this paper, the EEG signal is analyzed by wavelets coherence method and the De-noising procedure is represented.

Keyword: Continuous wavelets Transform, Time-scale analysis, EEG signal, Denoising, Time-scale Filter

I. 서 론

웨이블릿 변환을 이용한 잡음제거는 1990년 초 David Donoho and Iain Jonstone^[1]에 의해 처음 적용되었으며, Donoho는 이산 웨이블릿 변환을 이용하여 상세 계수 (Detail coefficient)에 shrinkage를 적용한 후 다시 신호 $f(t)$ 를 복원하는 방법을 사용하였으며, 기존의 푸리에 공간에서의 필터링 보다 더욱 우수한 방법으로

현재에도 광범위한 분야에 적용되고 있다.

이 논문은 이산웨이블릿 변환이 아닌 연속 웨이블릿 변환을 이용한 신호 $f(t)$ 의 잡음제거에 대해 논하며, 이를 위해 EEG 신호를 사용하였다.

웨이블릿 변환은 1985년 프랑스의 지질학자인 Jean Morlet에 의해 처음 제안되었고 이후 Grossman 과의 공동연구로 역변환을 이용한 복원의 수학적 체계가 완성되었고^[2] 이후 직교 웨이블릿을 이용한 이산 웨이블릿 변환이 Y.Meyer^[3]와 S.Mallat^[4]에 의해 다해상도 분석 방법 (Multi-Resolution Analysis)이 발표되었다. 이후 I.Daubechies가 Support compact의 직교 웨이블릿^[5]을 발표하면서부터 웨이블릿 변환은 coilets, symlet, 이중 직교 웨이블릿 등 다양한 필터에 대한 이론적인 발전 및 이를 이용한 신호처리 및 다양한 분야에서의 실

정회원, 3B 시스템
3B SYSTEM)

정회원, 금오공과대학교

Kumoh National Institute of Technology)

* 본 연구는 금오공과대학교 학술연구비에 의하여 연구된 논문임

접수일자: 2003년6월16일, 수정완료일: 2004년5월4일

제적인 응용 분야를 넓히고 있다.

II. 연속 웨이브렛 변환의 정의 및 특성

웨이브렛 변환은 신호 $f(t)$ 를 웨이브렛이라 불리는 함수를 이용하여 "시간-스케일" 공간으로 사영 (projection)하는 것을 의미하며 다음과 같이 정의된다.

$$W^f(b, a) = \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \tag{1}$$

위 식에서 $\psi_{b,a}(t)$ 는 웨이브렛 패밀리로 웨이브렛 모함수 (mother wavelets) $\psi(t)$ 로부터 웨이브렛 압축 계수 "a" 와 전이 계수 "b" 와 합성으로 이루어지며, 다음과 같이 정의된다.

$$\psi_{b,a}(t) = \frac{1}{a} \psi \left(\frac{t-b}{a} \right) \tag{2}$$

모 웨이브렛은 $\psi(t)$ 는 반드시 다음의 조건을 만족해야 하며 이를 허용 가능 조건이라 하며 웨이브렛 변환과 역변환에 영향을 미치는 매우 엄격한 조건이다.

$$C_g = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (\text{허용가능조건}) \tag{3}$$

웨이브렛 변환이 기존의 변환 방법인 푸리에 변환 및 "시간-주파수" 변환이 표현할 수 없는 신호 $f(t)$ 의 모든 스케일 성분을 하나의 "시간-스케일" 공간에 표현할 수 있는 이유는 웨이브렛의 스케일 특성에 의한 것이며, 식 (2)에서 $a > 1$ 인 경우에는 웨이브렛은 팽창 (dilatation)하며, $a < 1$ 인 경우에는 웨이브렛은 압축 (contraction)하여 "시간-스케일" 공간에 신호의 스케일 성분을 표현한다. 일반적으로 웨이브렛은 복소수 웨이브렛과 실수 웨이브렛이 있으며 다음 식은 대표적인 복소수 웨이브렛인 가버 (Gabor) 웨이브렛을 나타낸 것이다.^[6]

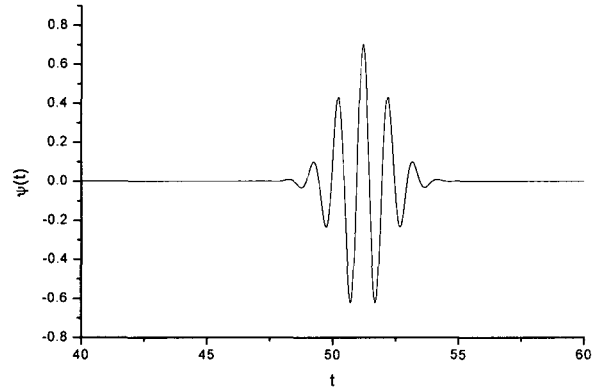
$$\psi(t) = \frac{1}{(\sigma^2 \pi)^{1/4}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} e^{i2\pi f_0 t} \tag{4}$$

이 웨이브렛은 복소수 웨이브렛이며 따라서 웨이브렛 변환은 다음과 같이 웨이브렛 모듈러스와 위상으로 정의된다.

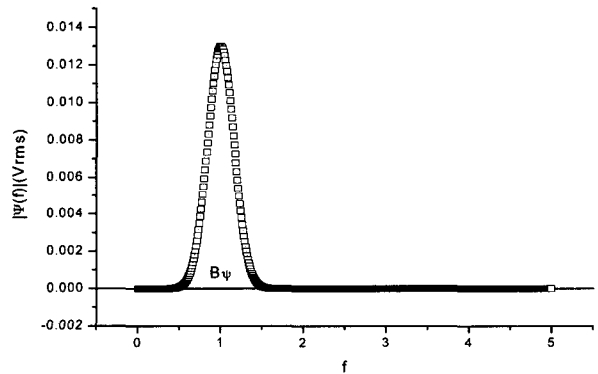
$$\begin{aligned} \psi(t) &= \frac{1}{(\sigma^2 \pi)^{1/4}} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} (\cos 2\pi f_0 t + j \sin 2\pi f_0 t) \\ &= \Re \psi(t) + j \Im \psi(t) \end{aligned} \tag{5}$$

$$\begin{aligned} \psi(t) &= \sqrt{\Re \psi(t)^2 + \Im \psi(t)^2} e^{-j\phi_\psi(t)}, \\ \phi_\psi(t) &= \tan^{-1} \frac{\Im \psi(t)}{\Re \psi(t)} \end{aligned} \tag{6}$$

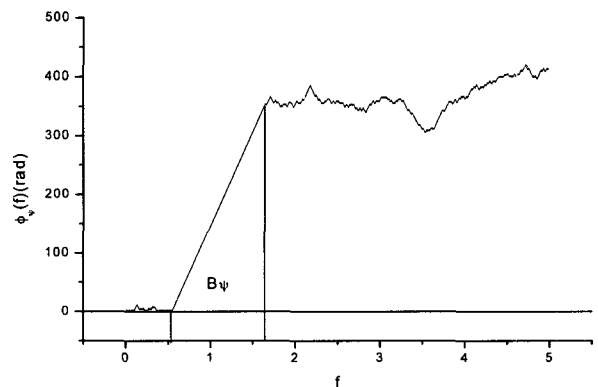
다음 그림은 가버 웨이브렛의 모듈러스와 위상을 나타낸 것이다.



(a) 가버 웨이브렛

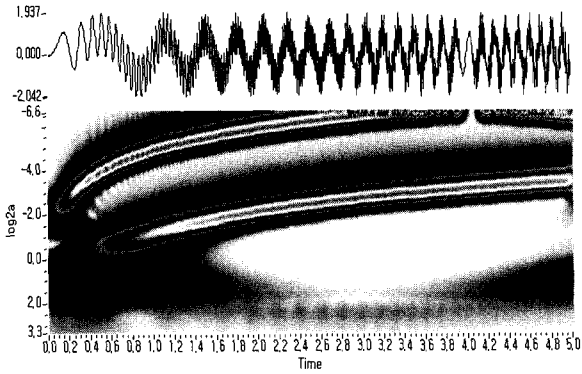


(b) 가버 웨이브렛의 모듈러스

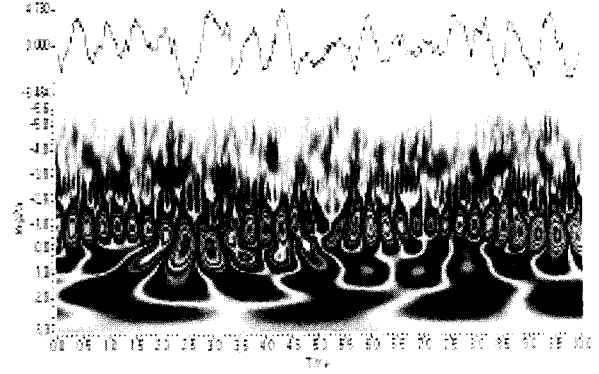


(c) 가버 웨이브렛의 페이즈

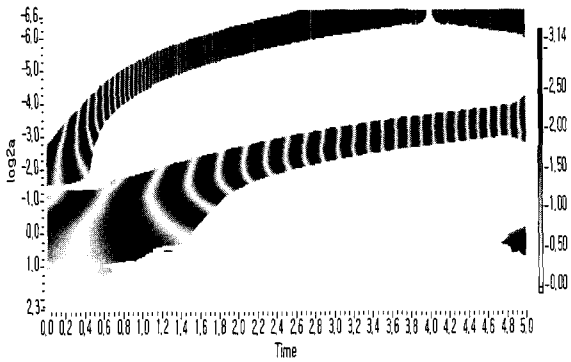
그림 1. 가버 웨이브렛의 모듈러스 및 페이즈
Fig. 1. Gabor wavelets Modulus and Phase



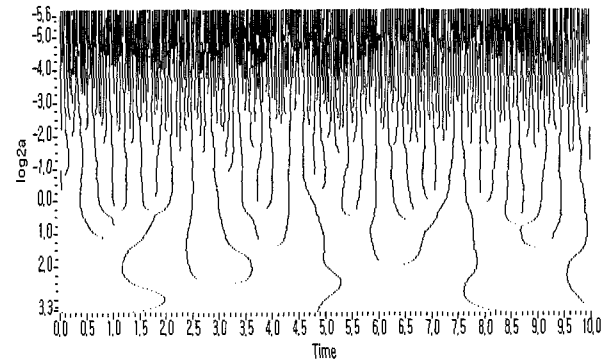
(a) 웨이브렛변환의 모듈러스 $|W_{b,a}^f(t)|$



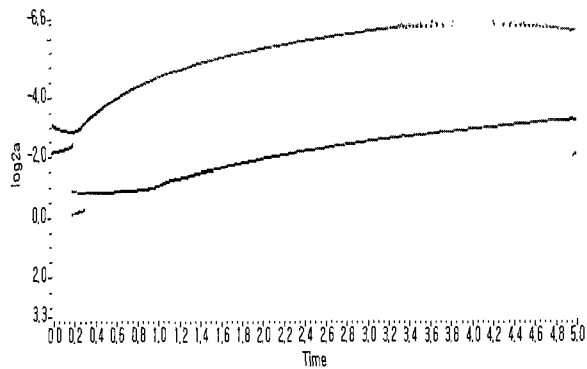
(a) multi-scale 신호의 웨이브렛 변환



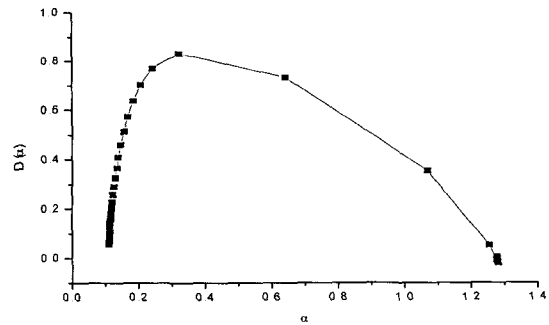
(b) 웨이브렛 변환의 페이즈 : $\phi_{b,a}^f(t)$



(b) 웨이브렛 부분 최대선



(c) 웨이브렛 Ridge $a_r(b)$



(c) 특이점 스펙트럼

그림 2 비정상 신호의 웨이브렛 변환 결과
Fig. 2 CWT for Non stationary signal

그림 3. 웨이브렛 변환 결과 (Poisson 웨이브렛)
Fig. 3. CWT for multi-scale signal

복소수웨이브렛의 경우에는 신호의 주파수 성분 분석에 주로 이용되며, 웨이브렛 변환 모듈러스와 페이즈의 "시간-스케일" 공간을 구할 수 있다. 웨이브렛 모듈러스는 웨이브렛의 크기와 신호의 부분적인 스케일이 일치하거나 근접한 부분에서 최대값을 표현하며 이를 통해 시간에 따른 신호의 스케일 분포 또는 주파수 분포를 파악할 수 있다. 웨이브렛 페이즈는 위 그림 1의 (c)에서와 같이 웨이브렛의 스펙트럼이 존재하는 영역에서의 시간변화에 따른 기울기는 일정하며, 웨이브렛 변환 페이즈의 경우 웨이브렛 변환 모듈러스가 상대적

으로 큰 에너지를 지닌 영역에서의 시간변화에 따른 기울기는 일정하다. 즉 웨이브렛 변환 페이즈는 신호의 시간에 따른 변화율이 일정한 부분 (stationary point)를 포함하고 있으며, 이를 통해 비정상 신호 (non-stationary signal)의 순간 주파수 (Instantaneous frequency)를 결정할 수 있다^[7]. 복소수 웨이브렛을 이용할 경우 웨이브렛 변환은 다음과 같이 정의된다.

$$W^f(b, a) = f(t) \otimes \frac{1}{a} \psi^* \left(-\frac{t}{a} \right) = |W_{b,a}^f(t)| \exp -i \phi_{b,a}^f(t)$$

$$|W_{b,a}^f(t)| = \sqrt{\Re W_{b,a}^f(t)^2 + \Im W_{b,a}^f(t)^2}$$

$$\phi_{b,a}^f(t) = \text{tg}^{-1} \left(\frac{\Im W_{b,a}^f(t)}{\Re W_{b,a}^f(t)} \right) \quad (7)$$

그림 2는 가버 웨이블릿을 이용한 비정상 신호의 웨이블릿 변환 결과를 나타낸 것이다

그림 (a)의 모듈러스는 신호의 시간에 따른 주파수 변화를 나타내며, 그림 (b)의 페이즈는 신호 $f(t)$ 의 순간 위상 (Instantaneous phase) 나타내며, 그림 (c)는 신호의 순간주파수(Instantaneous frequency) 정보를 표현하는 Ridge a , (b) 를 나타낸다.

실수 웨이블릿의 경우에는 웨이블릿 변환 결과는 신호 $f(t)$ 의 스케일 정보를 강조한다. 즉 신호의 부분적인 형상에 대한 스케일의 분포에 대한 정보를 표현하며 신호의 특이점(singularity)해석 또는 멀티 스케일 특성을 지닌 신호에 대한 스케일 해석 (프랙탈 분석) 등에 이용된다. 그림 3은 1차원 Poisson 웨이블릿을 이용한 멀티 스케일 신호에 대한 웨이블릿 변환 결과를 나타낸 것이다.

그림 3에서 (a)는 Poisson 웨이블릿을 이용한 “시간 스케일” 공간을 표현한 것이며, 그림 (b)의 웨이블릿 부분 최대선 (wavelets maximum local line)은 각 스케일에서 웨이블릿 변환 모듈러스가 최대가 되는 부분에 대한 위치를 표현하며, 신호의 멀티 프랙탈 특성을 분석하는 MMT0 [8]방법에 이용되며 그림 (c)는 이로부터 구한 신호 $f(t)$ 의 특이점 분석을 나타낸 것이다. 이와 같이 웨이블릿 변환은 신호 $f(t)$ 의 스케일 성분을 “시간-스케일” 공간으로 사영하여 신호의 스케일 특성을 가시화하는 것외에 이를 통해 신호의 물리적 특성을 표현하는 구체적인 파라미터들을 결정할 수 있다.

III. 연속 웨이블릿 역변환 및 “시간-스케일” 필터

연속 웨이블릿 역변환은 신호 $f(t)$ 의 웨이블릿 변환 결과로부터 다시 신호 $f(t)$ 를 복원하는 것을 의미하며 다음과 같이 정의된다.

$$f(t) = \frac{1}{C_g} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{a} W_{b,a}^f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{dadb}{a},$$

$$C_g = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \tag{8}$$

듀얼 웨이블릿을 사용할 경우 식 (6)은 다음과 같이 축약된다

$$f(t) = \sum_a [f(t) \otimes \frac{1}{a} \psi(\frac{t}{a})] \otimes \frac{1}{a} \tilde{\psi}(\frac{t}{a})$$

$$= \sum_a W_{b,a}^f(t)^{-1} \tag{9}$$

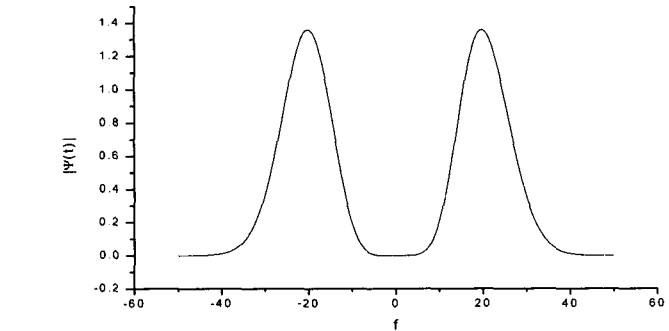


그림 4. Marr 웨이블릿의 스펙트럼
Fig. 4. Marr wavelet spectrum

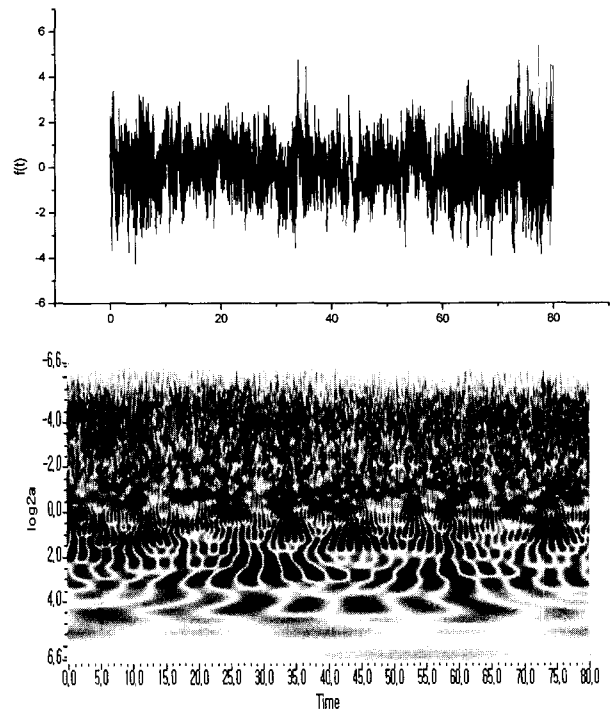


그림 5. 정상 상태의 EEG 신호의 웨이블릿 플랜
Fig. 5. Wavelets plan for normal EEG signal

$$\tilde{\Psi}_{b,a}(t) = \frac{\Psi_{b,a}(t)}{\sum_{j=-\infty}^{+\infty} |\Psi(2^j \omega)|^2} \tag{10}$$

역변환의 정확도를 결정하는 것은 웨이블릿의 허용 가능조건이며, 이 논문에서는 완벽한 신호의 복원을 위하여 Marr 웨이블릿을 이용하였다 Marr 웨이블릿은 주파수 공간 f에서 다음과 같이 정의된다 [9]

$$\Psi_{b,a}(f) = \frac{-1}{\sqrt{\pi m!}} (j|f|)^m \exp[-|f|^2/2] \tag{11}$$

웨이블릿을 주파수 공간에서 정확하게 설계할 수 있다면 완벽한 허용가능조건 실현이 가능하며 따라서

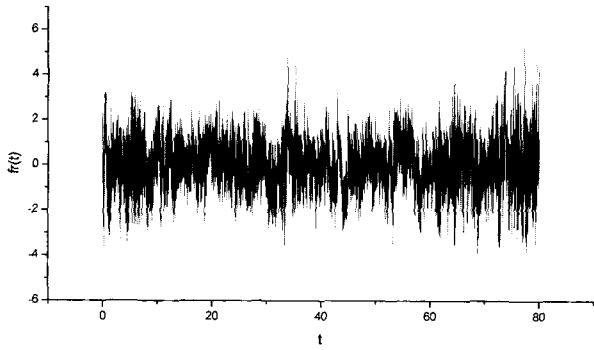


그림 6. 복원신호 (S/N ratio = -2.23 x10-3)
Fig. 6. Reconstruction signal

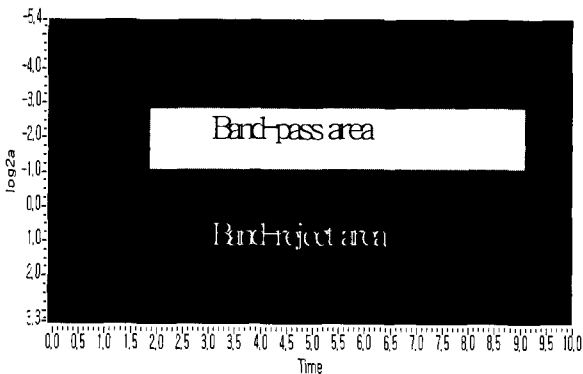


그림 7. “시간-스케일” 필터
Fig. 7. ‘Time-scale’ Filter

신호의 복원 또한 안정적으로 이루어진다. 그림 4는 Marr 웨이브렛의 주파수 영역에서의 스펙트럼을 나타낸 것이다.

그림 5는 EEG(Electroencephalogram-뇌파측정신호) 신호에 대한 웨이브렛 역변환 결과를 나타낸 것이다.

그림 6은 웨이브렛 플랜으로부터 복원된 신호를 나타낸 것이다. 그림 6의 결과와 같이 웨이브렛 역변환을 이용한 신호의 복원은 안정적이며, 따라서 복원에 이용된 웨이브렛 플랜은 신호 f(t)를 각각 다른 스케일 구간에서 신호의 형상 및 진폭 등의 실제 정보로 구성된 물리적 공간이며, 이 공간으로부터 “시간-스케일” 필터를 적용하여 신호의 부분적인 시간-스케일 성분을 추출할 수 있으며 특히 “시간-스케일” 필터를 고주파 영역 즉 스케일이 적은 영역에 적용할 경우 신호의 노이즈 성분을 효과적으로 추출할 수 있다.

시간 스케일 필터는 다음 그림 7과 같이 정의된다.

Band-pass 영역은 진폭이 1인 사각 함수로 구성되며, 이를 웨이브렛 플랜에 적용하여 Band-pass area 영역의 정보를 스케일 축으로 합하여 신호의 부분적 또는 전체적인 “시간-스케일” 성분을 추출할 수 있다. 이 과정은 다음의 식으로 정의된다.

$$f_{\lambda}(t) = \sum_a [W_{b,a}^{f^{-1}}(t) \cdot \Pi_{ba}(t)] \tag{12}$$

“시간-스케일” 필터를 스케일이 적은 영역에 적용할 경우, 신호전체에 분포되어 있는 노이즈 성분을 추출할 수 있으며 이와 같이 추출된 신호는 푸리에 변환에 비해 상대적으로 정확한 신호의 형상을 나타낸다. 일반적으로 노이즈는 푸리에 변환 시 스펙트럼이 주파수 영역 전체에 분산되어 표현되며 따라서 고주파 필터를 하더라도 저주파 영역에 남아있는 노이즈의 성분을 완전히 추출하지 못한다. 특히 EEG 신호와 같이 노이즈의 특이점의 세기가 큰 경우에는 정확한 노이즈의 추출이 까다로워진다. 반면에 웨이브렛 플랜의 경우 노이즈 및 신호의 특이점 (singularity)은 스케일 축으로 정보가 분산되어 시간 정보가 다른 시간 정보에 영향을 최소화 시키며, 따라서 정확하게 노이즈를 추출할 수 있다.

IV. EEG 신호의 웨이브렛 coherence 분석 및 Denoising

EEG(Electroencephalogram-뇌파측정신호)는 일반적으로 뇌에서 발생하는 여러 신호를 실시간으로 측정한 신호이며, 뇌파의 물리적인 분석을 위해 코헤런스를 이용한 신호해석의 방법이 적용된다.^[10] 이 장에서는 웨이브렛 코헤런스 (wavelet coherence)를 이용하여 EEG신호의 해석과 잡음제거에 대하여 논한다. 웨이브렛 코헤런스는 다음 식으로 정의된다.

$$\gamma_{fg}^w(a) = \frac{|C_{fg}^w(a)|}{\sqrt{C_{ff}^w(a)C_{gg}^w(a)}} \tag{13}$$

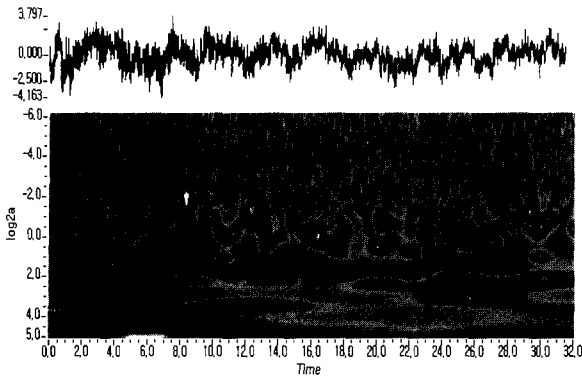
$$P_{fg}^w(a,b) = W_{b,a}^{*f}(t) * W_{b,a}^g(t) \quad \text{:웨이브렛 cross-power 스펙트럼} \tag{14}$$

$$P_{ff}^w(b,a) = W_{b,a}^{*f}(t) * W_{b,a}^f(t) \quad \text{:웨이브렛 auto-power 스펙트럼} \tag{15}$$

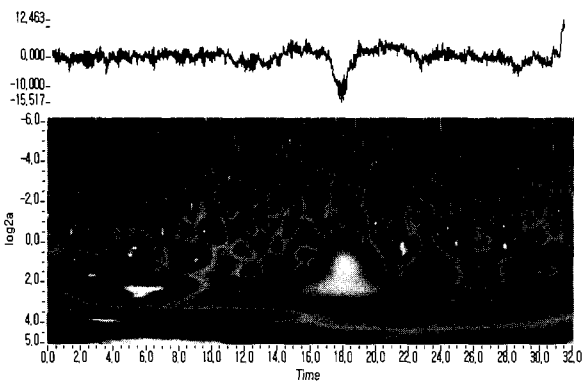
$$C_{fg}^{*w}(a) = \int_b P_{fg}^w(b,a)db \quad \text{: cross-spectrum} \tag{16}$$

$$C_{ff}^w(a) = \int_b P_{ff}^w(b,a)db \quad \text{: auto-spectrum} \tag{17}$$

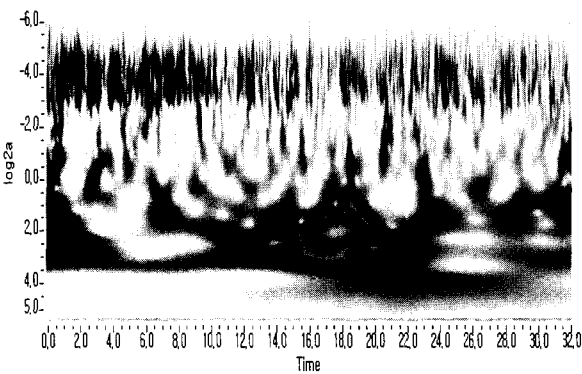
웨이브렛 코헤런스는 두신호 f(t), g(t)의 상관 관계를



(a) 121-T3 (Normal)-auto power spectrum



(b) 001-T3(In stress)-cross power spectrum



(c) 웨이브렛 cross-power 스펙트럼

그림 8. EEG 신호에 대한 웨이브렛 분석 결과

(N=8000pts, dt=0.008sec)

Fig. 8. Wavelets analysis of EEG signal

(N=8000pts, dt=0.008sec)

표현하며, 0과 1사이의 값을 지닌다. 이 값이 1에 가까울수록 두신호가 물리적으로 동일한 특성을 나타내는 것, 즉 종속관계가 강해짐을 나타내며, 0에 가까울수록 두 신호의 종속관계가 약해짐을 의미한다.

그림 8은 T3 (센서 포지션)에 대한 정상 상태의 신호(121-T3)와 비정상 상태 즉 스트레스가 인가된 상태의 신호(001-T3)에 대한 웨이브렛 파워 스펙트럼 및 cross-power 스펙트럼을 나타낸 것이다.

그림 9는 EEG 신호에 대한 웨이브렛 코헤런스

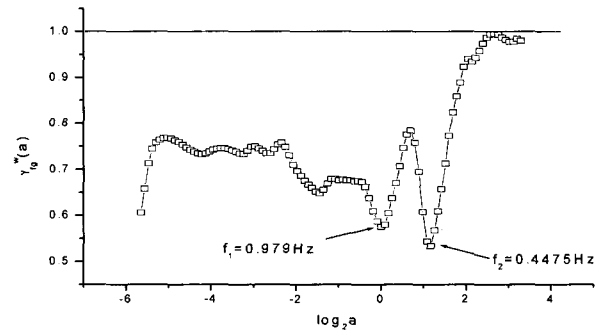


그림 9. EEG 신호에 대한 웨이브렛 코헤런스 $\gamma_{fg}^w(a)$

Fig. 9. Wavelet Coherence of EEG signal

$\gamma_{fg}^w(a)$ 를 나타낸 것이다.

그림 8의 (a)는 정상 상태의 신호이며, (b)는 과도한 스트레스가 인가된 신호이다. 이 같은 경우 신호 $f(t)$ 와 $g(t)$ 의 코헤런스 $\gamma_{fg}^w(a)$ 를 통해서 서로 종속관계가 가장 낮은 부분의 주파수를 관찰할 수 있다. 즉 이주파수 성분이 스트레스가 인가된 상태와 인가되지 않은 상태를 구분하는 기준점이 될 수 있다. 이와 같이 코헤런스 분석 방법은 신호 간의 주파수 특성을 분석하는 효과적인 도구이다. EEG 신호는 여러 부분의 신호를 동일한 시간에 측정하고 상호간의 상관관계를 분석해야 한다는 점 이외에 신호에 포함된 잡음의 처리 문제도 함께 얽고있다. 웨이브렛 변환을 이용한 잡음제거 (Denoising)은 기존의 푸리에 영역에서의 필터링 방법에 비해서 매우 효과적이며, 1990년대 초에 Donoho에 의해 이산 웨이브렛 변환 및 soft-threshold 방법을 이용한 잡음 제거 방법이 발표되었으며, EEG, ECG 등 의용 신호이외에 Digital data acquisition signal, 이미지 잡음 처리 등 다양한 분야에 적용되고 있다. 반면에 연속 웨이브렛 변환을 이용한 잡음 처리에 대해서는 구체적인 접근이 시도되지 않았다. 연속 웨이브렛 역변환을 이용한 잡음 처리는 이산 웨이브렛 변환에 비해 수치적인 연산이 까다로운 단점이 있지만 안정적인 신호 복원이 가능하면, 잡음이 형성된 스케일이 적은 영역의 정보를 정확하고 다양하게 추출할 수 있다는 장점이 있다. 이산 웨이브렛 변환의 경우 상세 계수에 soft-threshold를 적용하여 노이즈를 처리하였지만 연속 웨이브렛 변환의 경우에는 "시간-스케일" 필터의 대역을 조정함으로써 노이즈를 처리할 수 있으며, 만일 신호가 강한 특이점과 노이즈를 같이 지니고 있는 경우에는 스케일이 적은 영역의 신호에 soft-threshold를 적용하여 잡음처리를 더욱 정확하게 할 수 있다.

$$V_{-\infty} \subset \dots \subset V_{-2} \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset \dots \subset V_{+\infty}$$

$$V_{j+1} = V_j \oplus W_j (V_j \perp W_j) \quad (18)$$

사영은인접한 두 영역의 스케일 관계식을 통해 이루어지며 이는 다음과 같이 정의된다.

$$\phi(t) = 2 \sum_n h_n \phi(2t - n), \quad \psi(t) = 2 \sum_n g_n \psi(2t - n). \quad (19)$$

그림 11은 식 (19)의 스케일 함수 및 웨이블릿을 이용한 함수 $f(t)$ 의 순차적인 사영을 나타낸 것이다.

MRA를 이용한 신호 압축은 위 그림 12에서 계수 I_j 는 그대로 취하고 계수 $|d_j|$ 를 크기가 일정한 값 ϵ 보다 적은 부분을 0으로 취하여 신호를 재생하거나 전송함으로써 신호의 메모리를 감소시킨다. 그림 12은 EEG 신호에 대한 영역 V 와 W 로의 사영을 나타낸 것이다.

그림 12에서 (b)의 근사 계수 $I-1$ 은 $N=5000$ 이며 사영이 진행됨에 따라 샘플링 수는 $2^{-j}N$ 만큼 줄어들게 된다. 이 같은 방법의 압축은 신호의 수를 줄여나가는 방법이며, 신호의 손실이 커진다. 반면에 (d)의 복원 신호는 상세 계수의 상대적으로 큰 값만을 취함으로써 복원 시 손실을 줄일 수 있다.

VI. 결 론

이 논문은 EEG 신호의 효과적인 분석을 목적으로 연속 웨이블릿 변환을 적용하여 EEG 신호의 "시간-스케일" 특성을 관찰하고 분석하기 위한 방법론에 대하여 논한 것이다. 연속 웨이블릿 변환을 이용하여 EEG 신호의 각 부분에 대한 "시간-스케일" 공간을 통한 신호 간의 상세한 분석이 가능하며, 특히 웨이블릿 코히어런스는 신호간의 상관관계를 측정함으로써 EEG 신호를 통한 뇌활동의 물리적 특성을 상세하게 분석하기 위한 방법으로서 구체적인 적용의 가능성을 나타내었다. 또한 웨이블릿 역변환을 이용한 신호의 잡음 제거 방법을 통해 EEG 신호의 상세한 실제 형상에 대한 추출을 통한 실시간 신호 분석의 예도 논하였다.

웨이블릿 변환은 신호처리 측면에서는 신호가 지닌 모든 스케일 성분을 하나의 "시간-스케일" 공간에 표현하는 수학적인 스케일 검색 도구이며, 또한 웨이블릿 역변환 과정에서 정의되는 웨이블릿 플랜은 각 스케일에서 신호가 지닌 구체적인 형상 정보를 표현하는 실제적인 신호의 스케일 분해 공간이다. 이 두 공간은 비정상 신호 또는 멀티-스케일 신호 등의 분석에 효과적으

로 사용될 수 있으며, 특히 ECG, EEG 등의 의용 신호의 정밀한 분석에 효과적으로 적용될 수 있다. 또한 이산 웨이블릿 변환의 한 방법인 다중해상도 분석 방법(Multi-scale Analysis)는 용량의 상대적으로 큰 의용 신호의 전송 또는 압축에 효과적으로 이용될 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] Candes, E.J. and Donoho, D.J. Curvelets, Multiresolution Representation, and Scaling Laws, Wavelet Applications in Signal and Image Processing VIII, SPIE, 4119 .2000.
- [2] P.Goupillaud, A Grossman and J.Morlet, "Cycle octave related transforms ins seismic signal analysis",Geoexploration vol.23, pp.85-102,1984
- [3] Y.MEYER." Les ondelettes, algorithms et application", Ed. ARMAND COLIN,1994
- [4] S.Mallat," A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelets representation" IEEE Transaction on Pattern Analysis and machine Intelligence, No.7, pp.674-693,1989
- [5] I.Daubechies, "Orthonormal basis of compactly support wavelets"Communication on Pure and Applied Math. Vol.91, pp.909-996, 1988
- [6] C.K. CHUI . - " An introduction to Wavelets"- Ed. ACADEMIC PRESS. INC, 1992
- [7] B. TORRESSANI-" Analyse Continue par Ondelettes" -Ed. SAVOIRS ACTUELS, Inter-Edition /CNRS Editions,1995, pp 26-28.
- [8] F. MUZZY, E. BARCY, A. ARENO. -"Wavelets and Multifractals for Singular Signal : Application to Turbulence Data" - Physical Review Letters, Vol. 67, No.
- [9] J.Kirby, " Topography and the continuous wavelet transform", Curtin University Technology, Perth,Western Australia, <http://www.cage.curtin.edu.au/~jfk/research/agu2001.pdf>
- [10] Muler, H. M., Weiss, S. & Rappelsberger, P. (1997). EEG coherence analysis of auditory sentence processing. In H. Witte, U. Zwiener, B. Schack and A. Doering (Eds.), Quantitative and Topological EEG and MEG Analysis (pp. 429-431). Jena: Druckhaus Mayer"

— 저 자 소 개 —



이 승 훈(정회원)
 1986년 홍익대학교 기계과 졸업
 1997년 Ecole Centrale de Lyon
 France 공학박사
 2004년 3B System 수석연구원
 <주관심분야: 영상처리, 신호처리>



윤 동 한(정회원)
 1968년 광운대학교 전자공학과
 졸업
 1987년 명지대학교 대학원 전자
 공학과 (공학박사)
 1980년~현재 금오공과대학교
 전자공학부 교수
 <주관심분야: 영상처리, 전자회로 설계, 자동화설
 비>

