

뇌의 기능적 영역 추출을 위한 Wavelet 변환 알고리즘의 적용

이상민*, 장두봉*, 김동희*, 김광열**, 이건기***, 신태민****

*남해전문대학 전자통신과, **마산대학 자동차과

경상대학교 전자공학과, *연세대학교 의용전자공학과

Adaptation of Wavelet Algorithm for Obtaining a Human Brain's Function Map

S.M. Lee*, D.B. Chang*, D.H. Kim*, G.Y. Kim**, G.K. Lee**, T.M. Shin***

*Namhae College, **Masan College,

Gyeongsang University, *Yonsei University

Abstract

The fMRI which can express the function of brain as MR image is now being studied. The study on the functional image has usually been performed with the MRI in 4 tesla class in general, but if gradient echo imaging method could be used, it might make the most of what it has with the MRI in 1.5 tesla class. However, the lack of adequate image post-processing software prevents it from being used as widely as it could be. For the image post-processing algorithm of the functional image, subtraction method and several statistical methods are used with continuous introduction of new method recently.

In this paper, we suggest adaptation of wavelet algorithm for obtaining a more reliable brain function map.

I. 서론

기능적 자기공명영상화(Functional MRI ; fMRI)는 초기에 일차적인 시각피질과 운동피질의 영상화로부터 시작하여 최근에는 언어기능을 포함한 인식기능(cognitive function)을 영상화하기에 이르렀다. 아직까지 임상적용은 초보단계에 있으나 국소적인 뇌수술을 고려할 때 중요한 뇌 기능의 위치를 사진에 파악함으로써 뇌 결제 범위 결정과 수술로 인한 기능의 손상에

즉에도 이용될 수 있다. 이러한 기능적 영상에 관한 연구는 4 T(tesla)급의 MRI장치에서 주로 수행되어 왔으나, 일반적인 경사에코영상기법을 사용하면 1.5 T급의 MRI장치에서도 충분히 할 수 있다. 그러나 신뢰성 있는 적절한 영상 후처리 소프트웨어의 부족으로 아직까지 널리 활용되지 못하고 있는 실정이다. fMRI 후처리 알고리즘은 감산기법(subtraction)을 비롯하여 여러 통계적 방법들이 이용되고 있으며 최근 새로운 방법들도 도입되고 있다. 이러한 기법들은 기본적인 감산기법과 함께 사용되어 좀더 신뢰성 있는 뇌기능 맵을 얻을 수 있도록 한다.

본 논문에서는 fMRI 후처리 과정으로 웨이브렛 변환 알고리즘의 적용을 제안한다.

II. 본론

2.1 웨이브렛 변환

웨이브렛 변환(Wavelet Transform)은 1800년대 중반 이후에 주로 개발된 새로운 수학적 도구로 최근에 공학적 응용 범위가 확대되고 있는 변환기법이다. 이 변환은 급변하고 비정상적인 신호의 지역적 해석에 효율적이다. 웨이브렛 변환은 시간영역 표현에 일치하는 신호의 재배치 작업으로 변환된 신호의 시간적 특징은 보존된다. 웨이브렛 변환은 가변크기의 확장된 해석창들을 이용하여 신호의 다중 해상도 해석을 제공한다. 고주파신호의 해석은 좁은 해석창을 이용하여 수행되고 저주파신호의 해석은 넓은 해석창을 이용하여 수행한

다. 따라서 웨이브렛 변환은 주파수에 따라 일정한 Q 값을 가지는 해석법이다.

웨이브렛 변환 기법은 최근 공학분야에서 신호처리, 잡음제거, 데이터압축 등의 분야에서 연구범위가 확대되고 있으며, 의학분야에서도 ECG 신호의 잡음제거, QRS 특징점 추출, 의학 영상의 압축 등으로 그 적용분야를 확대시키고 있는데 기존의 통계적 기법과는 다르게 뇌기능 영상의 신호강도 변화를 신호변화의 관점에서 처리한다.

2.2 알고리즘의 구현

(1) 감산

fMRI 기법이 뇌기능의 활성시와 비활성시의 신호 강도 차이로 뇌의 기능 영역을 도출해낸다는 그 근원적인 원리에서 볼 때 활성영상에서 휴식영상의 감산은 fMRI기법에 있어 가장 기본적인 영상처리 기법이다. 이상적인 영상의 경우, 이 방법만으로도 영상에서의 활성영역을 분리해낼 수 있으나 일반적인 MRI장치로부터 획득한 영상의 경우에 여러 형태의 잡음이 포함되어 있으므로 단순히 감산만으로 영역을 찾아내는 것은 불가능하다.

감산의 알고리즘은 그림 1에서처럼 활성영상그룹의 각 화소에서의 각 픽셀의 값을 모두 더한 다음 휴식영상 그룹에서의 일치하는 화소에서의 합산 값을 뺀다.

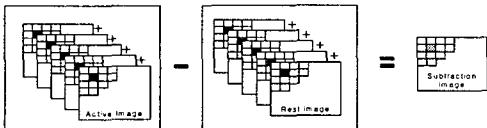


Fig 1. Subtraction procedure of images group for each pixel.

그림 2는 15개의 활성 영상그룹(Group 1)의 합 영상과 15개의 휴식 영상 그룹(Group 2)의 합 영상을 감싼 한 감산영상을 보여준다. 그림을 보면 뇌의 거의 전 영역에 걸쳐 감산값이 나타남을 볼 수 있고, 이 결과로부터 국소적으로 나타나야 될 뇌기능의 활성부위를 판정하는 것은 대단히 어렵다.

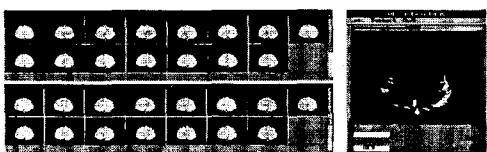


Fig 2. Image of subtraction from active group to rest group.

(2) 웨이브렛 변환 구현

웨이브렛 변환은 기본적으로 신호의 다중주파수 해

별로의 분해연산이다. 신호는 저주파대역에서 계속적으로 고주파와 저주파성분으로 분해된다. 웨이브렛 변환은 다음의 수식으로 구현되었다.

$$F(x) = \sum_{i=0}^N f(x+i-N/2) \times \phi(i) \quad (2-1)$$

$$F_h(x) = \sum_{i=0}^N f(x+i-N/2) \times \psi(i) \quad (2-2)$$

여기서, $\phi(i)$ 는 스케일링 기저 계수, $\psi(i)$ 는 웨이브렛 기저 계수이고, N은 기저의 개수의 크기, $F(x), F_h(x)$ 는 분해된 신호 집합, $f(x)$ 는 입력신호 집합이다.

사용한 기저는 표 1에 표시한 바와 같이 스케일링 기저의 경우 9-tap 저주파 통과필터이고 웨이브렛 기저는 7-tap 고주파 통과필터이다. 저주파통과 필터 (ϕ)의 차단 주파수는 약 0.4ω 가 되고, 고주파통과 필터 (ψ)의 차단 주파수는 0.6ω 가 되도록 하였다.

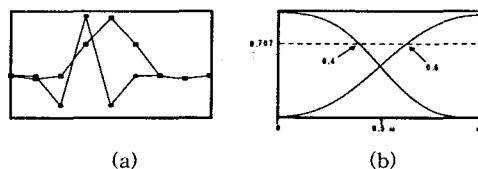


Fig 3. Used wavelet basis coefficient. (□ = scaling basis, ○ = wavelet basis)

(a) filter coefficients (b) frequency response

| Scaling basis coefficient (lowpass) | Wavelet basis(highpass) coefficient |
|-------------------------------------|-------------------------------------|
| $\phi(1) = 0.01782878118168$ | $\psi(1) = -0.01340632363408$ |
| $\phi(2) = 0.04835712624683$ | $\psi(2) = 0.07845086862310$ |
| $\phi(3) = 0.1225143374062$ | $\psi(3) = -0.24086247423963$ |
| $\phi(4) = 0.19718599618888$ | $\psi(4) = 0.33437946700637$ |
| $\phi(5) = 0.2282275128399$ | $\psi(5) = -0.24086247423963$ |
| $\phi(6) = 0.19718599618888$ | $\psi(6) = 0.07845086862310$ |
| $\phi(7) = 0.1225143374062$ | $\psi(7) = -0.01340632363408$ |
| $\phi(8) = 0.04835712624683$ | |
| $\phi(9) = 0.01782878118168$ | |

Table 1. Used wavelet & scaling basis coefficient.

사용된 필터의 웨이브렛 분해에 따른 통과 주파수 대역은 그림 4와 같다.

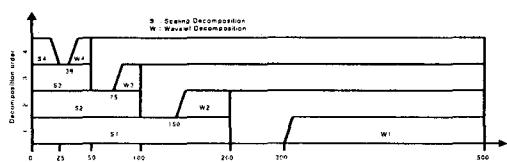


Fig 4. Frequency band of wavelets decompositions.

뇌의 기능적 영역 추출을 위한 Wavelet 변환 알고리즘의 적용

그림 5는 뇌기능 실험영상그룹에 웨이브렛 알고리즘을 적용한 결과를 보여주는데, 감산영상에서 큰 값으로 나타난 좌중앙 화소들이 웨이브렛 계수의 평가를 통과하지 못하여 제거된 것을 알 수 있다.

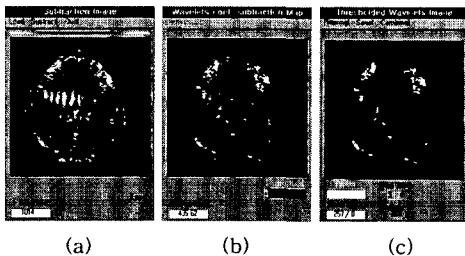


Fig 5. Results of wavelets algorithm.

- (a) subtraction image
- (b) wavelets subtraction coefficient map
- (c) thresholded wavelets image

III. 결과 및 임상적 고찰

영상 후처리 실험의 수행절차는 그림 6과 같다. 영상그룹을 대상으로 구현된 알고리즘을 적용하여 뇌기능맵 영상을 얻고 결과에 대한 신경의학 전문가의 임상적 소견을 기술하였다.

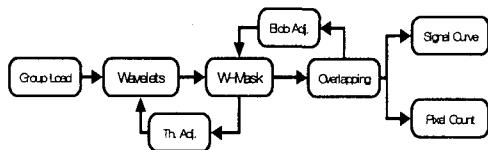


Fig 6. Procedure of wavelets algorithm.

3.1 우측 손 운동 기능

활성기간 동안에는 우측주먹을 1초에 1회의 속도로 쥐었다-뗐다를 반복하는 운동을 40초 동안 지속하였고, 휴식 기간동안에는 아무런 움직임 없이 40초 동안 가만히 있었다. 이 같은 실험을 3회 반복하면서 각 상태에서 5회씩 T_2^* 강조 영상화를 수행하였다. 실험 후 동일부위의 해부학적 영상을 얻기 위하여 120초 동안 T_1 강조 영상화를 수행하였다.

그림 7은 활성 영상그룹으로부터 휴식 영상그룹을 감산한 결과 영상이다. 우측에 가장 큰 값이 나타나고, 중앙, 좌, 하, 상부에 신호강도의 차이가 많은 것으로 나타났다.

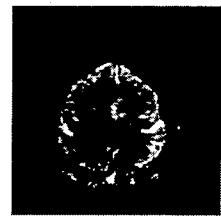


Fig 7. Subtraction image of test images group for right hand motor function.

그림 8은 알고리즘 적용의 최종 결과를 T_1 강조 영상에 겹친 결과를 보여준다.



Fig 8. Overlapping of results of wavelets algorithm for right hand motor function to T_1 weighted image.

우측 손 운동 기능 실험에서 나타난 결과영상의 경우 활성화신호가 좌측(영상에서 우측) 중심전회 (precentral gyrus)에서 강하게 나타나며, 부 운동영역 (supplementary motor area)과 우측의 중심전회에서도 미약하게 나타나 신경해부학적으로 예상되었던 활성화 신호의 분포이다.

3.2 우측 손 촉각 기능

활성기간 동안에는 피실험자의 우측 손바닥을 나무 막대기로 간지럼을 태우는 것처럼 40초 동안 굽어 주었다. 휴식 기간동안에는 아무런 자극이 없는 상태로 40초 동안 유지하였다. 이 같은 실험을 3회 반복하면서 각 상태에서 5회씩 T_2^* 강조 영상화를 수행하였다. 실험 후 해부학적 영상을 얻기 위하여 120초 동안 T_1 강조 영상화를 수행하였다.

그림 9는 활성 영상그룹으로부터 휴식 영상그룹을 감산한 결과 영상이다. 뇌의 우하부 가장자리로 강한 신호강도의 차이가 나타나며, 중앙하부와 좌측부에서도 작은 영역에 큰 값이 나타난다.



Fig 9. Subtraction image of test images group for right hand tactile function.

그림 10은 알고리즘을 적용한 최종결과 영상이다.



Fig 10. Overlapping of results of wavelets algorithm for right hand tactile function to T_1 weighted image.

우측 손 촉각 기능 실험의 기능맵 영상은 활성화 신호가 좌측(영상에서 우측) 중심후회와 인접한 두 정엽의 피질에서 나타난다. 결과를 기존의 신경해부학적 지식과 비교할 때 촉각기능의 위치와 일치한다.

뇌기능 실험은 뇌의 특정부위를 활성화시키고, 특정한 작업을 위해 활성화되는 뇌의 특정부위를 찾아 뇌기능 맵을 얻는 것을 목적으로 하는 실험이다. 실험을 통해 MRI장치로부터 획득된 T_2^* 강조 영상은 적절한 영상 후처리를 통하여 최종적인 뇌기능 맵을 얻게 된다. 이러한 과정이 fMRI 영상 후처리 과정이 되는데, 가장 단순한 영상후처리 방법은 활성영상으로부터 휴식영상의 신호값을 화소단위로 감산하여 감산영상을 얻는 것이다. 이러한 감산영상에는 활성화 신호뿐만 아니라 불필요한 신호잡음도 함께 포함되므로 이 방법만으로 신뢰성 있는 뇌기능 맵을 얻는데는 한계가 있다. 그래서 감산기법과 더불어 여러 통계적 방법들이 시도되고 있다.

본 논문에서는 새롭게 웨이브렛변환 알고리즘의 적용을 제안하였다. 웨이브렛변환의 다중주파수 레벨로의 분해로부터 분해의 고주파 대역의 성분으로부터 활성과 휴식의 변화시점을 감지하고 잡음의 포함여부를 판단하며, 저주파 대역의 성분으로부터는 신호에 포함된 잡음을 억제하여 신호강도변화율의 신뢰성을 높인다.

알고리즘의 적용결과로 얻어진 계수는 적절한 문턱

치 제한과 클러스터링을 취하여 무효한 값을 제거하는데, 최적의 문턱치와 클러스터 크기에 대해서는 공학적 판단보다는 신경해부학에 전문적 지식이 있는 의학적 판단이 필요하였다.

실험의 결과는 뇌의 기능에 대한 신경해부학적인 기준의 연구결과와 일치하며 T_1 강조 해부영상에 겹쳐진 최종적인 뇌기능 맵에 대한 신경해부학적 지식을 가진 의사의 소견에 따르면, 우측 손 촉각기능과 우측 손 운동기능의 경우 기존의 통계적 방법에 비해 새롭게 제안한 웨이브렛 변환 알고리즘이 좀더 많은 정보를 제공하는 것으로 판단된다. 그러나 뇌는 현재 의학적으로도 가장 미지의 영역이고, 뇌 활성 메커니즘에 대한 지식이 완전하지 않으므로, 단정적으로 제안된 알고리즘의 성능을 평가하기는 힘들다. 따라서, 제안된 알고리즘을 기존의 통계적 방법들과 더불어 상호보완적인 관계로 활용함으로써 좀더 신뢰성 있는 뇌기능 맵을 얻을 수 있을 것이다.

본 논문의 연구결과는 뇌의 기능을 연구하는 임상의학자들이 뇌의 기능에 대한 신뢰성 있는 정보를 얻는데 기여하게 될 것이며 뇌의 활동에 대한 더 정확한 지식과 정보가 제공된다면 제안된 알고리즘의 성능개선을 위한 지속적 연구가 가능할 것이다. 또한, 알려진 뇌 활성의 지식으로부터 MR 영상의 뇌기능 맵에 적합한 최적의 신호처리기법을 찾아내는 것이 앞으로의 연구과제가 될 것이다.

참 고 문 헌

- Chung S.H., Jung J.M., Shin, T.M., Paek, S.H., Kim J.H., 1997, Development of System for Functional Mapping of Human Brain Using 1.5-Tesla Magnet, and Its Application, *J. Korean Neurosurg* Vol. 26(12) : 1635-1643.
- Kim S-G, Ashe J., and Hendrich K, 1993, Functional magnetic resonance imaging of motor cortex : hemispheric asymmetry and handedness., *Science* 261 : 615-617
- Tim Edwards, 1992, discrete Wavelet Transforms: Theory and Implementation.
- Mallat S., 1991, Zero crossings of wavelet transform, *IEEE Trans. Information Theory*, 37(4) : 1019-1033
- 이경훈, 김재형, 김영미, 김형진, 정성훈, 임병훈, 1996, 급성 뇌경색의 혈역학적 평가에 있어서 역동적 조역증강 T_2^* -강조 자기공명영상의 유용성. 대한방사선 의학회지. 35 : 167-172