

고유 공간을 이용한 EEG의 특성 변화점 검출

김기만, 유선국, 김선호, 송재성, 김남현

* 연세대학교 의과대학 의용공학교실

** 연세대학교 의과대학 신경외과학교실

A Change Point Detection of EEG Signal Based on the Eigenspace

Ki M. Kim, Sun K. Yoo, Sun H. Kim, Jae S. Song, Nam H. Kim

* Dept. of Medical Eng., College of Medicine, Yonsei Univ.

** Dept. of Neurosurgery, College of Medicine, Yonsei Univ.

ABSTRACT

The electroencephalogram (EEG) is a complex electrical signal which reflects generalized brain activity. The EEG is utilized in the clinical assessment of many neurological and psychiatric disorders and offers promise for monitoring of patients undergoing operation. This paper describes a technique for quantitative analysis of EEG signals which is based on an eigenspace. Examples of the application approach to simulated and clinical EEG data illustrate the capabilities.

I. 서론

EEG는 뇌의 활동을 나타내는 복잡한 전기 신호이다. 임상에 있어서 EEG로부터 많은 신경적, 정신적인 질병을 진단하기 위한 정보를 얻을 수 있으며 수술 시 환자의 상태를 모니터링 할 수 있다. 그러나 EEG는 그 특성이 시간에 따라 변화하는 nonstationary한 신호이며 환자의 눈 또는 근육의 움직임에 의해 artifact가 발생할 수 있다. 이렇게 순간적으로 특성이 변화하는 지점을 찾아내어 분류하는 일은 매우 중요하다. 지금까지 많은 경우 이 부분은 전문가의 경험적인 지식에 주로 의존해 왔고, 따라서 많은 시간과 노력이 소비될 수 밖에 없었다.

EEG 신호의 자동 분류를 위해서 Bodenstein과 Praetorius[1]는 8차 역 AR (AutoRegressive) 필터를 이용하여 기준 창과 테스트 창내 데이터의 스펙트럼 상의 차이를 SEM(Spectral Error Measure)이라는 파라미터

본 연구는 1995학년도 연세대학교 일반 과제 연구비 지원으로 이루어졌습니다(과제 번호 : 95-5).

를 이용하여 표현하는 방법을 제안하였다. Sanderson 등[2]은 10차 역 AR 필터 출력의 분산과 예측 오차의 제곱비를 이용하는 방법을 제안하였고, Michael 등[3]은 autocorrelation 함수에 근거한 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 EEG 신호의 특성 변화를 자동 검출하기 위한 방법을 제안한다. 제안된 방법은 기준 창과 테스트 창의 autocorrelation 행렬로부터 두 가지 파라미터를 구한다. 첫번째 파라미터로써 신호의 크기 변화를 검출하기 위해 정규화된 최대 고유치 차를 구하며, 두번째로 신호의 주파수 변화를 검출하기 위해 신호 부공간의 직교 성질을 이용하는 파라미터를 설정하였다. 이 두 파라미터를 적절히 조합함으로써 신호의 크기와 주파수 변화를 검출할 수 있게 된다. 제안된 방법의 성능을 평가하기 위해 모의 데이터를 이용한 컴퓨터 시뮬레이션과 함께 실제 EEG 데이터를 수집하여 그 성능을 고찰하였다.

II. 제안된 방법

신호는 여러 가지로 특징지워질 수 있으나 그중 대표적인 것이 크기와 주파수이다. 특히 EEG의 경우 여러 종류의 뇌파별로 각기 다른 주파수 대역을 갖게 된다. 이러한 크기와 주파수의 변화점을 찾기 위해 두가지 파라미터를 구한다. 이를 위하여 먼저 초기에 기준 창 (reference window)을 설정하여 이로부터 autocorrelation 행렬을 구한다. 이 행렬을 R_r 이라 하면 R_r 은 다음과 같다.

$$R_r = \begin{bmatrix} r(0) & r(1) & \cdots & r(N-1) \\ r(-1) & r(0) & \cdots & r(N-2) \\ & & \ddots & \\ r(-N+1) & r(-N) & \cdots & r(0) \end{bmatrix} \quad (1)$$

만약 autocorrelation 함수의 time lag가 창 의 길이보다 작다면 행렬 R_r 은 다음과 같이 저역 통과 필터링 (lowpass filtering)에 의한 반복식으로부터 구할 수 있다.

$$R_r(n) = \beta * R_r(n-1) + (1 - \beta) * x(n) * x(n) \quad (2)$$

윗 식에서 $R_r(n)$ 은 n 번째 시간에서 구해진 행렬 R_r 을 의미하며, β 는 스무딩(smoothing) 파라메타, 그리고 $x(n)$ 은 입력 데이터 벡터이다. 이제 행렬 R_r 을 고유분해(eigen-decomposition)하면 (3a) 식과 같이 각 항들이 고유치(eigenvalue)로 구성되는 대각 행렬 S_r 과 각 고유치에 대응하는 고유 벡터(eigenvector)로 구성되는 행렬 U_r 을 구할 수 있다. 이때 행렬 S_r 의 고유치들은 크기 순으로 정렬되었다고 하자.

$$R_r = U_r S_r U_r^H \quad (3a)$$

$$S_r = \text{diag}(\lambda_{r1}, \lambda_{r2}, \dots, \lambda_{rN}) \quad (3b)$$

$$U_r = [u_{r1} \ u_{r2} \ \dots \ u_{rN}] \quad (3c)$$

윗 식에서 $\text{diag}(\cdot)$ 는 대각 행렬을 의미하며, $\lambda_{r1} \geq \lambda_{r2} \geq \dots \geq \lambda_{rN}$ 인 관계가 성립한다. 또한 u_{rn} 는 고유치 λ_{rn} 에 각각 대응하는 고유 벡터이다. 이론적으로 고유치는 신호의 파워의 조합으로 이루어져 있으며, 고유 벡터는 신호의 주파수 정보를 갖고 있다. 다음으로 테스트 창(test window)을 설정하여 앞선 것과 동일한 방법으로 autocorrelation 행렬을 구한 뒤 이를 고유분해한다. 이때 얻어지는 고유치들로 이루어지면서 크기순으로 정렬된 대각 행렬을 S_i , 이에 대응하는 고유 벡터로 구성된 행렬을 U_i 라 하자.

$$R_i = U_i S_i U_i^H \quad (4a)$$

$$S_i = \text{diag}(\lambda_{i1}, \lambda_{i2}, \dots, \lambda_{iN}) \quad (4b)$$

$$U_i = [u_{i1} \ u_{i2} \ \dots \ u_{iN}] \quad (4c)$$

이제 신호의 크기가 변화하는 지점을 검출하기 위한 파라메타로서 정규화된 최대 고유치 차(normalized maximum eigenvalue difference)를 다음과 같이 구한다.

$$NMED(n) = \frac{|\lambda_{n1} - \lambda_{n2}|}{\max(\lambda_{n1}, \lambda_{n2})} \quad (5)$$

윗 식에서 $\max(\cdot)$ 는 괄호안의 값들중에서 최대치를 취함을 의미한다. 즉 최대 고유치는 신호의 파워로써 해석될 수 있으므로 이들의 차는 신호의 파워 변화 또는 크기 변화를 검출하는데 사용할 수 있다. 이제 신호의 주파수 변화를 검출하기 위하여 최대 고유치에 대응하는 고유 벡터의 곱(product of maximum eigenvector)을 구한다.

$$PMEV(n) = u_{n1}^H u_{n1} \quad (6)$$

최대 고유치에 대응하는 고유 벡터는 신호 가운데 가장 주된 주파수 성분을 의미한다. 그런데 신호의 특성이 변화하지 않은 경우 고유 벡터의 특성으로 인해 고유 벡터의 곱은 거의 1에 가까운 값을 갖지만 특성이 변화한 경우 고유 벡터는 서로 직교하게 되어 0에 가까운 값을 갖게 된다. 이제 (5)와 (6) 식을 동시에 적절히 이용하여 신호의 특성이 변화하는 지점을 검출할 수 있다.

III. 컴퓨터 시뮬레이션 및 실험 고찰

제안된 방법의 성능을 고찰하기 위하여 컴퓨터 시뮬레이션 및 실험을 수행하였다. 먼저 컴퓨터 시뮬레이션의 경우 사용된 테스트 신호는 그림 1 (a)와 (b)에 나타낸 바와 같이 중간 지점에서 그 크기 및 주파수가 변화한다고 하였다. 그림 2에 각각 (5)와 (6) 식에 의거하여 얻은 값을 나타내었다. 그림은 신호의 크기 및 주파수가 변화하는 지점에서 파라메타 값이 변화함을 보여 주고 있다.

두번째로 실제 데이터에 적용하기 위해 실험을 수행하였다. 데이터는 bipolar 형태로 수집하였으며, 샘플링 주파수는 128 Hz로 하였다. 데이터 수집을 위한 블록 다이어그램을 그림 3에 나타내었으며, 수집된 데이터를 고유 분해하여 얻은 고유치 분포를 그림 4에 나타내었다. 그림은 하나의 큰 고유치와 나머지 작은 고유치들로 구성됨을 알 수 있다. 일부 구간에서의 값들을 그림 5 (a)에 나타내었고, 제안된 방법을 적용한 결과를 그림 5 (b)에 나타내었다.

IV. 결론

본 연구에서는 EEG에서 뇌파의 특성이 변화하는 지점을 자동으로 검출하기 위한 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 고유 공간에 근거하여 얻어졌다. 신호의 크기 변화를 검출하기 위해 최대 고유치 차를 이용하였으며, 주파수 변화를 검출하기 위해 최대 고유치

고유 공간을 이용한 EEG의 특성 변화점 검출

에 대응하는 고유 벡터의 값을 구하였다. 시뮬레이션과 실제 실험 결과 제안된 방법의 효율성을 입증하였다.

참고 문헌

- [1] G. Bodenstein and H.M. Praetorius, "Feature Extraction from the Electroencephalogram by Adaptive Segmentation," *Proc. IEEE*, vol.65, no.5, pp.642-652, May 1977.
- [2] A.C. Sanderson, J. Segen and E. Richey, "Hierarchical Modeling of EEG Signals," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.PAMI-2, no.5, pp.405-415, Sept. 1980.
- [3] D. Michael and J. Houchin, "Automatic EEG Analysis : A Segmentation Procedure Based on the Autocorrelation Function," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol.46, pp.232-235, 1979.
- [4] J.S. Barlow, "Methods of Analysis of Nonstationary EEGs, with Emphasis on Segmentation Techniques : A Comparative Review," *Journal of Clinical Neurophysiology*, vol.2, no.3, pp.267-304, 1985.

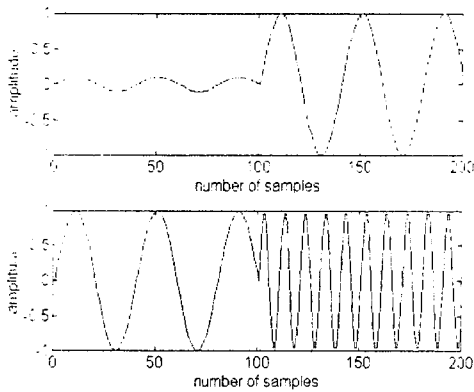


그림 1. 컴퓨터 시뮬레이션에 사용된 신호들 (a) 크기가 변화하는 경우, (b) 주파수가 변화하는 경우.

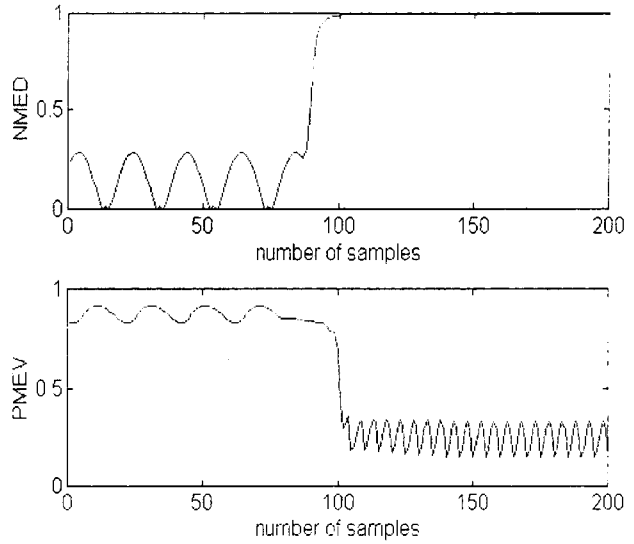


그림 2. 제안된 방법을 적용한 결과들 (a) 크기가 변화하는 경우, (b) 주파수가 변화하는 경우.

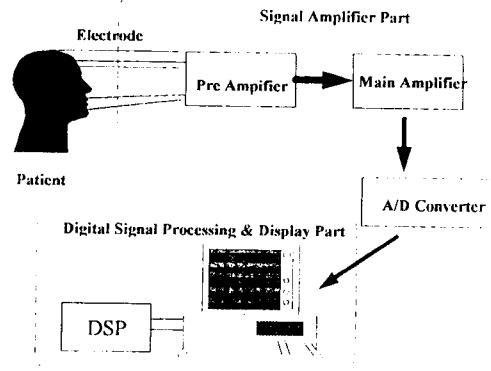


그림 3. EEG 데이터 수집을 위한 과정도.

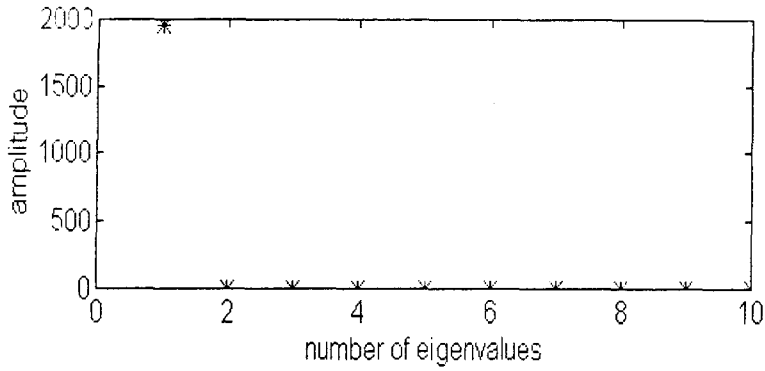


그림 4. EEG 데이터의 고유치 분포도.

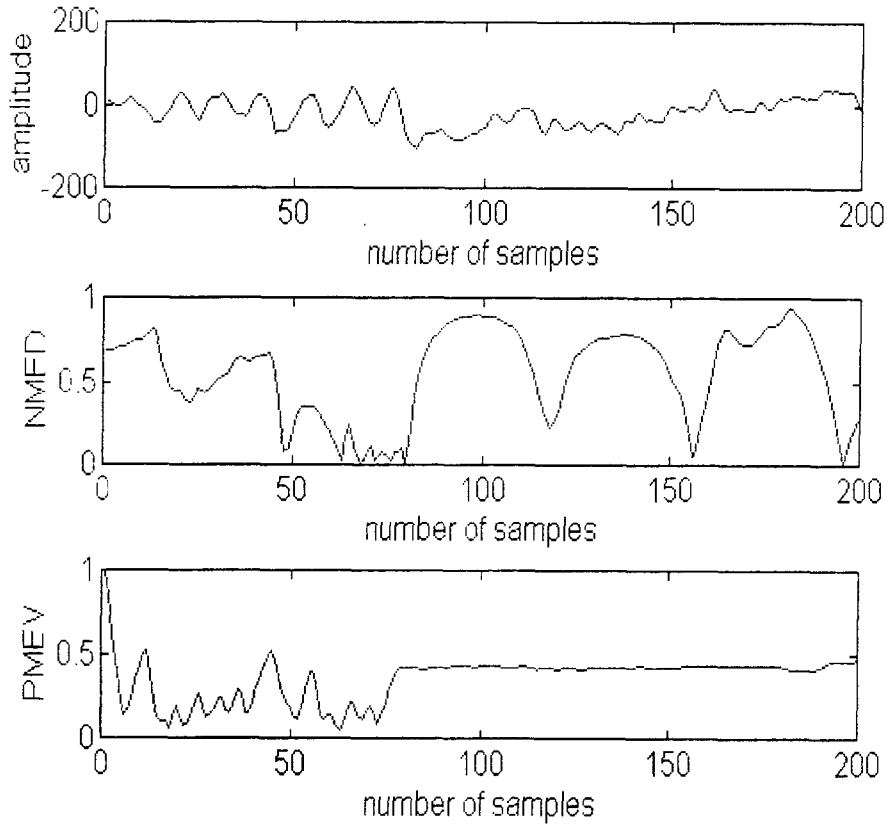


그림 5. (a) EEG 데이터, (b) 제안된 방법 적용 결과.