

간질간 뇌파의 독립성분분석 및 발생위치 추정

(Independent component analysis and source localization of epileptic seizures EEG)

신동선, 김응수
대전대학교 대학원 전자공학과

DongSun Shin, EungSoo Kim
Dept. of Electronics Eng, Graduate School, Daejeon Univesity
E-mail : eskim@dju.ac.kr

Abstract

간질은 대뇌 신경세포의 순간적인 제어되지 않는 과도한 전기방출로 인하여, 발작적으로 몸의 경련이나, 기타 신경증상 등이 몸으로 표출되는 현상으로 이것이 반복되어 나타나는 현상이다. 간질 진단에 필수적으로 사용되는 뇌파에 혼합된 미지의 성분들로부터 각각의 독립적인 성분으로 분리하는 독립성분분석(ICA)을 적용하여 간질 발작파를 분리하고, 발생위치를 추정하였다. 본 연구에서는 부분발작 환자를 대상으로 간질 발작파가 나타나는 뇌파 신호(18개 채널)에 독립성분분석을 적용하여 18개의 독립성분으로 분리하였다. 또한 발작파(예파(sharp), 극파(spike), 예파와 서파를 동반한 극서파(sharp and slow complexes))가 나오는 간질 발작파의 유형을 분리하였다. 2차원 topological map을 이용하여 발작파의 발생위치를 나타내어 간질 진단에 독립성분분석이 적용될 수 있음을 나타내었다.

keyword : EEG, Epileptic seizures, Independent Component Analysis

I. 서론

인간의 뇌는 신경세포들의 상호작용으로 활성화 된다고 할 수 있다. 이런 뉴런들이 활성화 되면서 나타나는 전기적인 신호를 두피에서 측정하는 뇌파는 전통적으로 종이에 그려지는 뇌파의 모양을 정상과 비정상적으로 나누어 해석하여 임상적으로 간질의 진단과 뇌기능 저하가 있는 환자의 상태를 확인하는데 널리 사용되고 있다. 최근에는 컴퓨터의 발달로 인하여 뇌파를 ascii 데이터로 저장할 수 있어 시각적 분석뿐만 아니라 수학적 정량적 분석을 가능하게 하여 시각적 분석으로 확인할 수 없었던 미묘하고 다양한 차이점 확인할 수 있다. 뇌에서는 뇌 세포들이 상호 연결되어 미세한 전기적인 에너지로 정보를 서로 주고받는데, 이러한 전기 에너지가 비정상적으로 잘못 방출되어 일어나는 것이 간질이다. 간질 발작은 크게 부분 발작

(partialseizures), 전신발작(generalized seizers)으로 분류되며, 뇌파 측정 시 발작이 있는 간질 뇌파(ictal EEG)와 측정 시 발작이 없는 간질간 뇌파(interictal EEG)로 분류한다. 본 연구에서 사용된 간질간 뇌파로도 환자의 간질 발작 병소를 국소화 할 수 있고, 간질에 관한 임상적인 정보를 얻을 수 있다. 이러한 간질간 뇌파에 대하여 독립성분분석을 적용하였다. 독립성분분석은 선형 및 비선형 혼합으로 이루어진 미지의 신호들로부터 통계적으로 독립적인 신호성분으로 분리하는 것으로 신호들간의 의존성까지 최소화 되도록 분리하기 때문에 가능한 한 가장 독립적인 소스들로 분리하는 것이 특징이다 [1][2]. 신호들간의 의존성은 고차통계, 정보이론 등과 같은 통계적 방법과 신경회로망에 의해서 독립성분을 추정하여 분리할 수 있다.

본 연구에서는 부분 간질과 나타나는 18채널의 간질간 뇌파 데이터에 대하여 독립성분을 추출하였다. 공간적으로 분포된 뇌파에 대하여 독립성분분석을 적용하여 통계적으로 연관되어 있는 뇌파로부터 각각의 독립적인 소스들로 분리해 내었다. 또한 각 독립성분들의 발생위치를 2차원 평면으로 나타냄으로써 간질 뇌파의 발생위치를 나타내는 척도를 나타내었다.

II. 독립성분분석

우선 평균이 0인 각각의 성분들 $s(t) = [s_1(t), \dots, s_M(t)]^T$ 를 생각해 보자. $s(t)$ 는 M 개의 독립적인 스칼라 신호 $s_i(t)$ 로 구성되어 있다. 그러면 이 함수의 다변량 확률 분포 함수(multivariate probability density function)는 한계 독립 분포(marginal independent distribution)의 곱으로 나타낼 수 있다.

$$p(s) = \prod_{i=1}^M p_i(s_i) \quad (1)$$

데이터 벡터 $x(t) = [x_1(t), \dots, x_N(t)]^T$ 는 각 시간 t 에서 관측된 것으로 아래 식 (1)과 같다[2].

$$x(t) = As(t) \quad (2)$$

여기서 A 는 full rank $N \times M$ 스칼라 행렬이다. 그러면 더 이상 독립성분들이 아니므로 이것의 확률 분포 함수는 식 (1)과 같은 형태가 아니다. 이때 측정된 벡터의 상호정보 $I(x)$ 는 Kullback-Leibler(KL) divergence로 식 (3)과 같이 표현할 수 있다.

$$I(x) = \int p(x) \log \frac{p(x)}{\prod_{i=1}^N p_i(x_i)} dx \quad (3)$$

상호 정보량은 항상 양(positive)이며 성분들이 독립적일 때 0이다. 독립성분분석(ICA)의 목적은 식 (4)와 같이 가능한 한 출력신호들을 독립적으로 만드는 독립성분 신호 $x(t)$ 의 선형변환 W 를 찾는 것이다.

$$u(t) = Wx(t) = WAs(t) \quad (4)$$

독립성분분석의 기본적인 모델은 그림 1과 같이 정의 할수 있다.

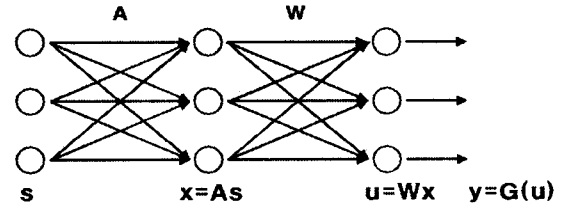


그림 1. ICA 기본모델

여기서 s 는 소스(source), x 는 측정된 데이터(mixture), u 는 추측된 독립소스, A 는 미지의 소스 혼합행렬(mixing matrix), W 는 blind separation matrix(unmixing matrix), y 는 최종 출력 $G(u_i) = \frac{1}{[1 + \exp(-u_i)]}$ 이다.

이는 natural gradient learning rule에 근거하여 비선형 함수를 거친 입력 벡터들의 결합 엔트로피를 최대화 시키는 W 를 찾는 것이다. 그림 1에서와 같이 측정을 통해 얻은 입력신호 $x(t)$ 는 원래의 소스와 미지의 혼합 행렬의 역행렬을 입력신호에 곱해서 얻을 수 있다. W 를 A 의 역행렬에 가장 근사한 형태로 구해 원래의 소스 $s(t)$ 를 추측하는 것이다. 따라서 측정된 뇌파 데이터의 결합 엔트로피를 최대화 시키는 W 를 구할 수 있다. W 의 계산이 끝나면 이를 이용해 우리가 추측하는 독립소스 $u(t)$ 를 얻을 수 있게 된다.

III. 시뮬레이션

III-1 측정

임상적으로 부분발작 환자들의 뇌파에서 국소 간질과 관찰된 데이터로써 compumedics video-EEG monitoring 37 channel, model E를 사용하여 국제 전극 배치법 10-20 system(그림 2)을 기본으로 하여 18개 채널의 전극을 두피에 붙인 후 각 전극의 뇌파신호를 기록하였다. 표본 추출 주파수(Sampling frequency)는 200Hz로 하였고, 민감도(sensitivity)는 $70\mu V/mm$, 고주파 여파(High frequency filter) 70Hz, 저주파 여파(Low frequency filter) 1Hz로 설정하였다.

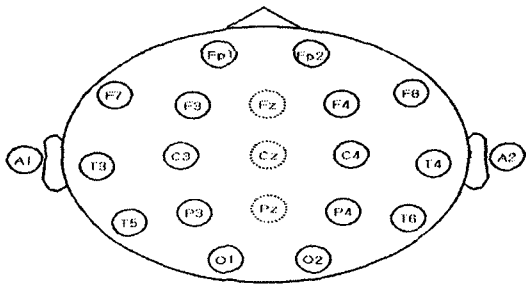


그림 2. 국제전극 배치법 10-20 system
(실선 : 본 실험 측정에 사용된 18 채널)

III-2. 분석

표 1에서 1번 항목을 나타낸 것이다. 그림 3에서 보여진 바와 같이 측정된 뇌파를 독립성분 분석을 통하여 그림 5와 같이 18개의 독립신호로 분리하였다. 그림 5에서 나타난 각각의 독립

성분들의 특징은 측정된 신호 즉 혼합행렬 A 의 열(column)의 요소와 관련이 있다

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{18} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_{1,1} & \dots & A_{1,18} \\ A_{2,1} & \dots & A_{2,18} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ A_{18,1} & \dots & A_{18,18} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \\ \vdots \\ s_{18} \end{bmatrix} \quad (5)$$

식 (5)에서 나타낸 것과 같이 첫 번째 독립성분의 파형(s_1)은 혼합행렬 A 의 첫 번째 행과 밀접한 관계를 가지고 있다. 마찬가지로 두 번째 독립성분은 $A_{1,2}, A_{2,2}, A_{3,2}, \dots, A_{18,2}$ 의 행과 밀접한 관계를 가지고 있음을 알 수 있다. 이는 측정된 뇌파 데이터가 혼합행렬 A 의 행(row)의 요소와 관련이 있음을 시사하고 있다. 즉, 측정된 뇌파 데이터는 혼합행렬의 행의

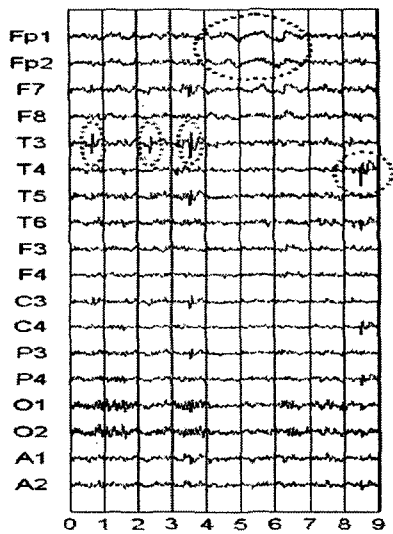


그림 3. Original EEG

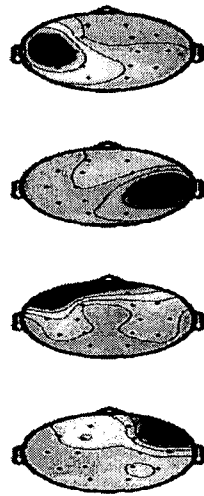


그림 4. Topological Map

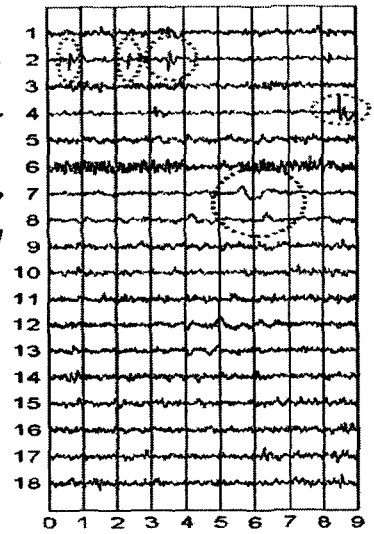


그림 5. ICA Components

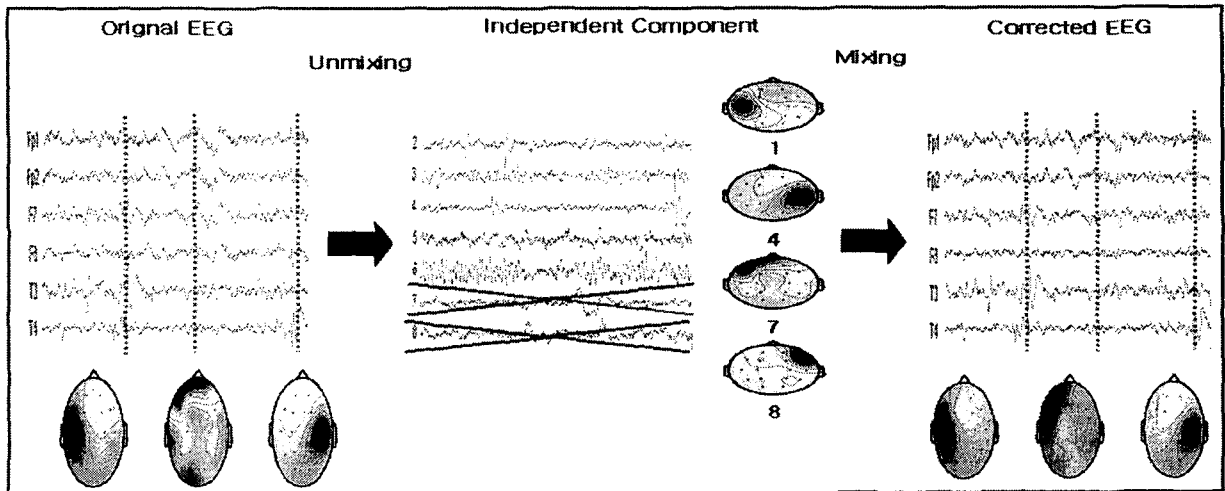


그림 6. ICA 수행과정

각 항과 독립소스의 곱을 선형적으로 합함으로써 구해진 값이라고 할 수 있으며, 독립신호들은 A 의 열의 요소와 관련이 있다. 그림 5에서 보여진 독립신호들은 A 의 열의 요소와 직접적인 관련이 있다. 따라서 측정된 뇌파 데이터로부터 혼합행렬 A 의 성질을 정확히 분석함으로써 독립성분 신호들의 각 특징을 이해할 수 있다. 또한 이러한 혼합행렬의 성질을 이용하여 뇌파 측정 위치에서 각 요소들의 기여도를 표시함으로써 독립성분이 뇌의 어느 부위에서 상대적으로 강한 영향을 나타내는지 나타내었다. 그림 4는 이러한 내용을 확인하기 위하여 18개의 독립성분들을 2차원 topological map을 통하여 나타내었다.

뇌파는 비침습적인 방법으로 두피에서 측정되고 5~300 μ V 정도로 미세하기 때문에 뇌파신호 이외에 안구운동, 근육의 움직임, line noise 등 다양한 잡파(artifact)들이 혼합되기 쉽다. 그림 4, 그림 5를 비교하면 독립성분 7번 8번의 경우 전두엽 부근(frontal lobe)(Fp1, Fp2, F7, F8)에서 발생한 안구운동과 관련된 신호임을 확인할 수 있다. 간질은 신경세포의 일부가 짧은 시간 동안 과도한 전기를 발생시킴으로써 일어나는 신경계의 발작적 증상으로 일반적인 정상뇌파와는 구별되는 끝이 짧고 뾰족한 파형인 극파, 예파, 예파와 서파를 동반한 극서파 복합의 뇌파 특징파를 갖는다. 극파는 지속시간이 20-70 msec인 날카로운 파형이고, 예파는 지속시간이 80-200msec이며 극파처럼 날카롭지는 못하다. 그림 3에서 뇌파는 약 4회 정도 발작파가 나타남을 알 수 있고 그림 5에서 독립성분 2번과 4번에서 4회의 발작파가 모두 보여짐을 확인할 수 있어 독립성분분석이 발작파를 잘 분리할 수 있음을 알 수 있다. 그림 4에서 보여주는 것과 같이 독립성분 2번은 T3 영역에서 활성화되므로 좌측 측두엽(temporal lobe)에서 발생하는 발작파, 독립성분 3번은 T4 영역에서 활성화되므로 우측 측두엽에서 발생하는 발작파임을 확인할 수 있어 간질 발작 병소를 국소화할 수 있다. 그림 6은 독립성분분석을 뇌파에 적용하는 방법을 나타낸 것으로 그림 1에서 보여진 독립성분분석의 기본모델과 동일하다. 안

구운동 잡파 제거 후에도 발작파에 미치는 영향이 거의 없음을 확인할 수 있다.

순번	성별	연령	발생위치	독립성분	결과
1	여	6	T3, T4	2, 4	T3, T4
2	여	30	F7, T3	6	F7
3	남	4	F3, C3	7, 13	F3, C3
4	남	4	C4, T4	1, 6	C4, T4
5	남	6	C4, T4	1, 5	C4, T4

표1. 간질파에 대한 ICA 분석 결과

IV. 결론

본 연구에서는 뇌파신호가 결정론적인 카오스 신호임을 전제로 독립성분분석이 간질파에 적용되어 시간적, 공간적 분석이 가능함을 나타내었다. 뇌파에 포함되어 있는 잡파를 제거하고, 간질파를 구성하는 독립성분들을 분석하고, 2차원 topological map을 통하여 독립성분들이 뇌의 어느 부위에서 발생하는지를 나타내어 시각적으로 뇌의 활성정도를 알 수 있게 하였다. 이러한 연구를 통하여 복잡한 시계열 신호인 뇌파 중 간질간 뇌파의 특성과 발생위치를 분석함으로써 발작 병소를 국소화 할 수 있어 간질에 관한 임상적인 정보를 얻는데 도움이 될 수 있을 것이다.

감사의 글

본 연구는 대학기초연구사업의 지원을 받아 수행되었습니다.

V. 참고문헌

- [1] A.J. Bell and T.J. Sejnowski, "An Information maximization approach to blind separation & blind deconvolution", *Neural Computation*, 7:1129-1159, 1995.
- [2] S. Makeig, et al, "Independent Component Analysis of Electroencephalographic data", *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 8, 1996.
- [3] Te-Won Lee, "Independent Component Analysis Theory and applications", Kluwer academic publishers, 1998
- [4] Aapo Hyvarinen, "Independent Component Analysis" A wiley-Interscience publication, 2001.