

안구운동 EEG의 비선형 및 독립성분 분석

(Nonlinear and Independent Component Analysis of Eye Movements EEG)

김응수, 신동선
대전대학교 대학원 전자공학과

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

Abstract

뇌 기능의 연구수단으로써 널리 사용되고 있는 뇌파(Electroencephalogram)는 측정시에 노이즈(noise)나 잡파(Artifacts)가 섞여서 측정되기 쉽다. 이러한 노이즈나 잡파들을 제거하기 위하여 미지의 혼합된 신호들을 분리하는데 적용되고 있는 통계적인 처리 방식인 독립성분분석(ICA) 알고리즘을 뇌파에 적용하여 그 결과를 알아보았다. 본 연구에서는 정상인의 안구운동(Eye Movement)상태의 뇌파 신호에 대해서 독립성분분석을 적용하여 안구운동과 관련된 잡파가 포함된 원래의 뇌파신호(Original EEG Signal)와 제거한 다음의 뇌파신호(Corrected EEG Signal)에 대하여 비선형 분석법을 사용하여 두 신호의 유의한 차이점을 밝히고, 분리된 독립 신호들의 해부학적 발생위치 및 분포를 추정하였다.

Keyword : EEG, Independent Component Analysis, Correlation Dimension, Lyapunov Exponent

I. 서론

미지의 혼합된 신호로부터 원래의 독립된 신호를 분리하는 독립성분분석은 지금까지 시계열 신호의 성분분석으로 널리 사용되어진 주요 성분분석(Principal Component Analysis, PCA)을 보완한 것으로, 주요성분분석은 신호들간의 관련성을 중심으로 이를 최소화하는 방향으로 신호들을 분리하는 것과는 달리 독립성분분석은 신호들간의 의존성까지 최소화 되도록 분리한 것이기 때문에 가능한 한 가장 독립적인 소스들로 분리하는 것이 가능하다[1][2]. 본 연구에서는 이 알고리즘을 뇌파에 적용하였다. 뇌파는 정신현상이나 운동, 감각 등을 관장하는 최고의 중추인 뇌 안에 포함되어 있는 수십 억 개의 신경세포의 상호결합에 의한 활동이 전기적으로 변화한 것이다. 각각의 신경세포는 약 10,000~100,000개의 다른 신경세포들과 연결되어 기억, 학습 등 인지활동을 하고 있다[8]. 이러한 활동을 외부, 즉 두피에서 기록한 것으로

주로 간질 진단 등과 같은 뇌 질환 환자의 진단을 위해 임상에서 주로 사용되었으나, 다양한 분석법이 연구되면서 뇌 기능 전반을 이해하는 도구로 널리 사용되고 있다. 또한 뇌파는 비선형 이론과 컴퓨터의 발달로 정량적 뇌파분석이 가능해 짐으로써 그 중요도는 날로 더해가고 있다. 그러나 뇌파의 특성상 측정 시 다양한 잡파가 섞이기 쉬우며 이것은 선형 및 비선형 분석에 있어서 오차를 증가시키는 원인이 되어왔다.

본 연구에서는 정상인의 안구운동 상태 동안 디지털 뇌파기로 측정된 18개 채널의 뇌파 신호에 대해서 독립성분분석을 적용하여 원래의 뇌파신호와 잡파를 제거한 후의 뇌파신호에 대하여 Lyapunov Exponent, Correlation Dimension을 사용하여 두 신호의 유의한 차이점을 분석하고 그것의 의미가 무엇인가에 대해 살펴보았다. 또한 독립성분분석이 이러한 잡파를 제거하는데 도움이 되는 도구로 사용 될 수

있음을 나타내었을 뿐만 아니라, 독립성분분석을 적용하여 분리된 18개의 독립 신호들에 대하여 발생위치 및 분포도를 추정하여 그림으로 나타내었다.

II. 본론

II-1 독립성분분석

Bell과 Sejnowski의 정보화 최대화 방법 (infomax)에 기초한다. 결합 엔트로피(joint entropy)의 최대화, 출력 성분 $G=Y$ 의 상호정보량(mutual information)을 최소화[1] 하여 미지의 혼합된 행렬 x 에서 독립 소스 s 를 분리하는 것으로, 출력 Y 의 분포 영역은 거의 균일한 밀도분포를 나타냄을 의미한다. 독립성분분석 기본모델은 그림 1과 같다.

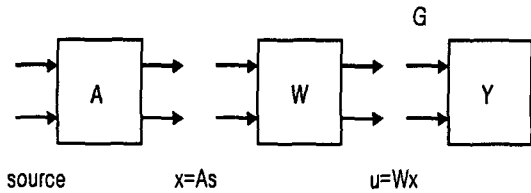


그림 1. ICA 기본모델

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 rule'에 근거하여 비선형 함수를 거친 입력 벡터들의 결합 엔트로피를 최대화 시키는 W 를 찾는 것이다. 그림 1에서와 같이 측정을 통해 얻은 입력 신호 $x(t)$ 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.

독립성분분석은 다음과 같은 소스 분포들에 대하여 효과적으로 적용된다.

- (1) 혼합매체는 선형이고 전파 지연시간(propagation)이 무시될 때
- (2) 소스의 시간진행이 독립적일 때
- (3) 소스의 확률밀도함수가 logistic sigmoid와 유사할 때
- (4) 센서(sensor)들의 수가 소스(source)들의 수보다 같거나 많을 때

II-2 상관차원

상관차원은 위상계적의 기하학적 특징 중 궤적이 차지하는 공간의 정도를 정량화 한 변수이다. 즉 복잡도를 측정하는 양으로, 뇌파에 적용하는 경우 뇌파 중추 신경계를 설명하기 위해서 필요한 독립 변수들의 개수를 의미한다. 어떤 계의 상관차원을 구하는 것은 N 개의 점으로 이루어진 위상공간이 있을 때 상관적분($C(r)$), 식(1)을 구한다.

$$C(r) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N H(r - |x_i - x_j|) \quad (1)$$

상관적분($C(r)$)이 반지름의 D 제곱에 비례($C(r) \propto r^D$)한다고 가정하고 식(2)과 같이 D 를 계산할 수 있다.

$$D = \frac{\ln C(r)}{\ln r} \quad (2)$$

즉 x 축 $\ln C(r)$, y 축 $\ln r$ 의 그래프를 그렸을 때 선형구간의 기울기 값이 상관차원(D_2)이다. 상관차원 값이 크면 위상공간의 궤적이 복잡해져서 시스템 구조가 더 복잡해짐을 의미한다.

II-3 리아프노프 지수

리아프노프 지수는 시계열 신호의 위상공간에서 궤적을 구현하고 끝개 궤적에 대해 멀어지는지 또는 가까워지는지를 지수 함수적으로 나타낸 것이다. 리아프노프 지수는 wolf의 방법을 도입하였고 식(3)과 같다.

$$L_1 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{\ln \frac{df_i}{dt_i}}{EVOLV \cdot dt \cdot \ln 2} \text{ (bits/s)} \quad (3)$$

리아프노프 지수값(L_1)이 크다는 것은 상대적으로 초기조건에 민감하다는 것으로 초기조건에서 약간의 차가 있어도 시간이 지남에 따라 완전히 다른 상태로 된다. 리아프노프 지수가 적어도 한 개 이상 양의 값을 가지면 카오스적이다.

III. 시뮬레이션

III-1 측정

뇌파는 뇌 질환을 갖고 있지 않은 정상인 10명을 대상으로 국제 표준 전극 배치법인 10-20법 기본으로 하여 18개 채널(Fp1, Fp2...)을 측정하였고, 연구대상자는 소리와 전파가 방해받지 않는 장소에서 편안히 누운 상태에서 안구운동(Eye Blinking, Eye rolling)을 하는 동안 1분간 측정하였다. 표본 추출 주파수(Sampling Frequency) 256Hz, 민감도 $7\mu V/mm$, 고주파 여파(High frequency filter) 60Hz, 저주파 여파(Low frequency filter) 1Hz.

III-2. 분석

그림 2는 측정된 뇌파로써 Fp1, Fp2에서 안구운동 중 눈의 깜박임(Eye Blinking)에 의하여 발생된 잡파가 나타남을 보여주고 있고. 그림 3은 그림 2의 뇌파에 대하여 독립성분분석을 적용하여 18개의 독립성분으로 분리된 것이다. 그림 4는 각각의 독립성분들의 발생위치를

Topological map을 이용하여 나타내었다. 그림 5는 독립성분과 파워스펙트럼 그리고 Topological map, 뇌파의 시간변화 패턴 등을 고려하여 잡파라고 여겨지는 1번 독립성분을 제거한 후 다시 재구성한 뇌파이다. 그리고 표 1은 두 가지 안구운동에 대하여 각각 D2, L1값으로 나타낸 것으로 상관차원(D2)은 측정된 뇌파보다 재구성된 뇌파에서 더 높은 값을 나타내고 있고, 리아프노프 지수(L1)는 측정된 뇌파가 재구성된 뇌파보다 약간 높게 나타났으며 모두 양의 정수 값을 가진다. Topological map에서 보여지는 것과 같이 안구운동에 의한 잡파는 전두엽 쪽에서 기여도가 큼을 알 수 있다.

IV. 결론

인체에서는 다양한 생체신호들이 발생된다. 이 중 뇌파는 수많은 신경세포들의 전기적인 신호들의 합으로 신경세포들의 활성정도를 나타내는 좋은 예이다. 그러나 뇌파는 측정된 특

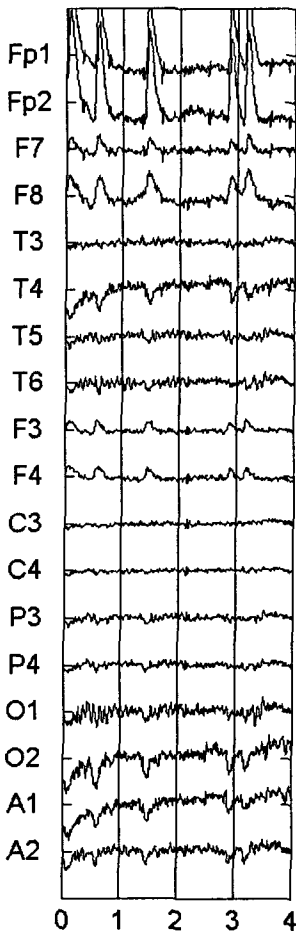


그림 2. Original EEG

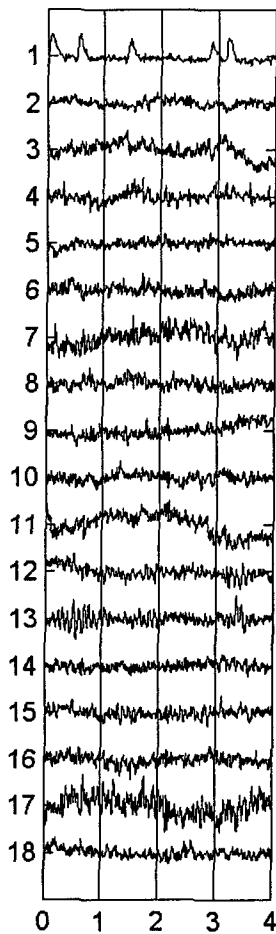


그림 3. ICA Components

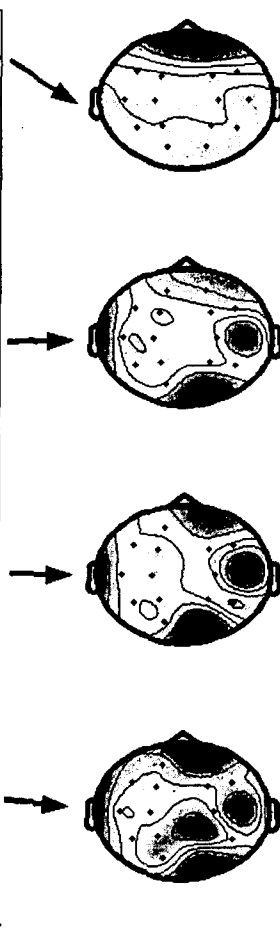


그림 4. Scalp Maps

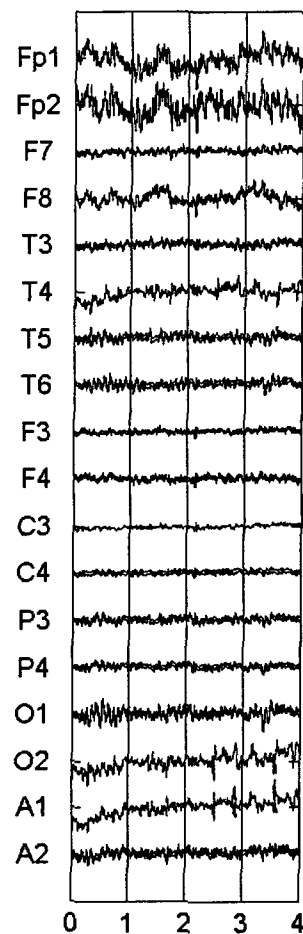


그림 5. Corrected EEG

Channel	Eye Blinking				Eye Rolling			
	D2		L1		D2		L1	
	Raw	Re	Raw	Re	Raw	Re	Raw	Re
Fp1	0.82775	2.29678	1.19348	1.14307	1.38314	4.14047	4.83008	0.95759
Fp2	1.19444	2.81293	0.88093	1.76636	2.01878	2.46658	5.07656	1.53294
F7	2.10355	2.27614	5.50215	0.33883	1.06033	2.29593	6.60065	7.15266
F8	2.69766	3.82073	1.73548	1.26078	1.02623	2.83421	7.35246	4.43513
T3	3.74462	2.10520	4.37964	4.40598	1.43006	2.71419	4.70247	4.56206
T4	2.12512	2.31177	0.03047	-3.69430	1.56010	3.23878	4.44832	2.58252
T5	2.79677	3.29421	1.13053	1.12137	2.63367	2.75756	1.65128	0.92832
T6	2.38085	2.88343	1.72530	1.38629	2.05746	3.13722	2.66695	1.11061
F3	1.44060	3.00426	1.25344	2.68646	1.56836	2.62398	4.68386	9.50979
F4	2.23982	2.76285	2.95774	1.23485	1.36488	2.53255	8.95042	6.84921
C3	2.19552	2.51820	7.65389	2.27936	1.74873	2.57464	2.65932	4.38432
C4	2.42631	3.30567	7.95447	2.88082	1.25699	2.01154	10.82055	2.44359
P3	1.72797	3.06035	2.21236	1.46362	2.92675	2.96299	1.66578	1.28984
P4	1.82896	2.88032	2.32739	1.95867	2.51236	3.41452	0.67361	0.73694
O1	1.85855	2.00109	2.95490	2.15849	3.34620	3.32957	0.78437	0.97138
O2	1.64320	2.11271	0.97323	1.18585	2.00111	3.02440	4.83827	0.97385
A1	2.29351	3.34678	1.30615	0.73491	1.45842	2.89686	7.32145	4.08747
A2	2.43991	3.08496	0.89621	0.78209	2.22565	3.78505	5.94861	0.64753

표 1. Raw EEG와 Reconstructed EEG

정한 부위에서의 뉴런들의 활성정도에 따른 영향만을 나타내는 신호가 아니며, 뇌의 다양한 부위에서 여러 가지 신호들의 혼합으로 나타나므로 전문가가 아니고서는 그 특징을 이해하기 어렵다. 이러한 뇌파에 독립성분분석을 적용하여 통계적으로 독립된 성분을 구하고 독립성분들의 기여도를 Topological map으로 나타냄으로써 독립성분분석이 뇌파에서 다양한 노이즈 및 잡파 제거 그리고 뇌 활동을 시간적, 공간적으로 분석하는데 적용될 수 있음을 알 수 있었다.

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] Te-Won lee, Mark Girolami and Terrence J. Sejnowski, "Independent Component Analysis using an Extended Infomax Algorithm for Mixed Sub-Gaussian Sources", *Neural Computation*, Vol: 11(2) 409-433, 1999.

[3] J. Jeong, J. Gore, "Independent Component Analysis to the Analysis of EEG and MEG Recordings", *IEEE Trans.*

on Biomedical Eng., Vol. 47, No. 5, 589-593, 2000.

[4] S. Makeig, et al, "Independent Component Analysis of Electroencephalographic data", *Advances in Neural Information Processing Systems*", Vol. 8, 1996.

[5] P. Grassberger and I. Procaccia, "Characterization of Attractors", *Phys. Rev. lett* vol.50, no.5, p346-349, 1983.

[6] Alan Wolf et at, "Determining Lyapunov Exponents From a Time series", *Physica 16D*, p285-317, 1985.

[7] I.T. Jolliffe, "Principal Component Analysis", Springer-Verlag, 1986

[8] 김용수, 이유정, "EEG 독립성분과 위치추정", 한국정보처리학회 2001년 춘계학술대회 논문집, 2001.

[9] 이병채, "카오스 이론을 이용한 생체 비선형 동역학 시스템의 특성 해석", 연세대학교 박사 논문, 1995.

[10] 정재승, "비선형 분석법을 통한 알츠하이머 환자 뇌파의 카오스적 성질의 이해", 과기원 석사 논문, 1995.

[11] 정호선, 여진경, "뇌와 카오스", ohm사, 1998.