

## Kernel ICA 를 이용한 BCI 기반 P300 문자입력기의 성능 개선

이유리, 김형남  
부산대학교

hnkim@pusan.ac.kr

### Performance improvement of a BCI based P300 word speller using kernel ICA

Yu-Ri Lee, Hyoung-Nam Kim

Pusan National University

#### 요 약

Brain Computer Interface (BCI)는 사람의 뇌에서 발생하는 생체신호를 이용해 컴퓨터를 제어하는 기술이다. BCI 시스템 중 하나인 P300 문자입력기는 자극이 주어질 때 발생하는 전기적 생체신호를 이용해 원하는 문자를 컴퓨터에 입력한다. 본 논문에서는 Blind Source Separation (BSS)의 알고리즘 중 하나인 kernel Independent Component Analysis (kernel ICA)를 P300 문자입력기에 적용하는 방식을 제안한다. P300 문자입력기에 BSS 인 InfomaxICA 가 처음으로 적용되었지만, 이 알고리즘은 측정된 신호가 정규성 (Gaussian)을 가지는 경우에는 신호원의 분리가 어려운 문제점이 있다. 그러나 kernel ICA 는 입력 신호를 더 높은 차원의 신호로 매핑(mapping)하여 신호원 분리가 가능하도록 한다. 제안된 P300 문자입력기는 기존의 InfomaxICA 를 적용한 시스템보다 적은 수의 단어를 이용하여 시스템을 훈련시켰을 때 목표 문자의 입력 정확도를 100%로 유지하였다.

#### I. 서론

Electroencephalogram (EEG)은 어떤 자극이나 사고에 의해 생기는 뇌의 전기적 신호를 두피에서 측정된 기록이다. EEG 신호 중 자극에 대한 반응의 결과로 나타나는 신호를 event-related potential (ERP) 이라고 한다. 이러한 ERP 중 대표적인 신호로는 자극이 일어난 시점으로부터 100ms 전후에 생기는 N100 과 300ms 전후에 생기는 P300 신호가 있다. 특히 P300 신호는 두정엽 영역에서 매우 뚜렷하게 생기기 때문에 다양한 분야에 적용되며, 그 예로 P300 문자입력기 (word speller)가 있다 [1].

P300 문자입력기는 반복 실험을 통해 얻은 EEG 신호를 자극이 일어난 시간을 기준으로 고정시켜 앙상블 평균하여 SNR (Signal to Noise)을 증가시킨 후, 여기에서 P300 신호가 나타나는 문자를 찾아내어 목표 문자로 입력한다. 하지만 EEG 신호는 일반적으로 가우시안 분포 (Gaussian distribution)를 따르지 않는 EOG (electrooculogram), EMG (electromyogram) 등의 다양한 잡음이 포함되기 때문에 앙상블 평균을 통해서 얻어진 ERP 의 단순한 비교로는 P300 신호를 얻기 어렵다. 이러한 문제를 극복하고 P300 신호를 효과적으로 추출하기 위해 Blind Source Separation (BSS) 이 도입되었다 [2].

측정되는 EEG 신호는 식 (1)과 같이 측정된 신호  $\mathbf{x}$  가 다양한 신호원들  $\mathbf{s}$  의 가중치 합으로 이루어져 있다고 가정할 수 있다.



그림 1. P300 문자입력기의 디스플레이.

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} \quad (1)$$

여기서  $\mathbf{A}$  는 혼합 행렬 (mixing matrix)이고, 이 행렬의 역함수는 측정된 신호로부터 독립된 신호원을 분리해내는 분리 행렬 (un-mixing matrix)이 된다 [3]. BSS 는 측정된 EEG 신호인  $\mathbf{x}$  로부터 신호원인  $\mathbf{s}$  를 얻기 위해 분리 행렬을 찾아내는 알고리즘이다. 대표적인 BSS 알고리즘으로는 InfomaxICA (Infomax Independent Component Analysis), FastICA, JADE (Joint Approximate Diagonalization of Eigenmatrices) 등이 있으며 [3], 참고문헌 [2]에서는 InfomaxICA 를 P300 문자입력기에 적용하여 100%의 정확도로 문자를 인식하는 결과를 제시하였다. 그러나 InfomaxICA 는 최대의 정보량을 가지기 위해 신호의 비정규성 (non-Gaussian)을 높이려고 하기 때문에, 측정된 신호가 정규성 (Gaussian)을 가지는 경우에는 신호원을 제대로

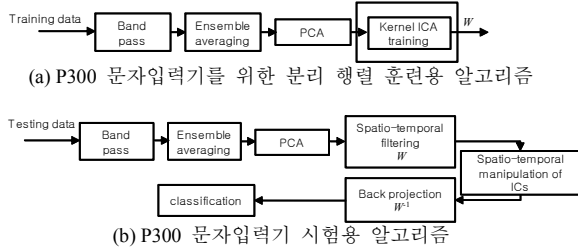


그림 2. P300 문자입력기 구현을 위한 알고리즘.

분리해내지 못하는 단점이 있어 [4], P300 문자입력기에 적용하였을 때에는 많은 훈련용 신호가 필요하다. 따라서 본 논문에서는 P300 문자입력기의 적은 수의 훈련용 데이터를 적용하였을 때에 높은 성능을 유도하기 위하여 kernel ICA 를 적용한 P300 문자입력기를 제안한다.

II. 제안하는 P300 문자입력기

1. P300 문자입력기 [1]

P300 문자입력기는 BCI 시스템의 하나로 디스플레이를 이용해 시각적 자극을 주었을 때 얻어지는 EEG 신호에서 P300 신호를 분석하여 목표 문자를 입력한다. P300 문자입력기의 디스플레이는 그림 1 과 같이 각 문자가 6x6 행렬의 원소로 표현된다. 열과 행이 각각 6 개이므로 총 36 가지의 문자를 입력할 수 있다. 이 시스템은 총 12 개의 열과 행이 랜덤하게 선택되어 연속적으로 깜빡이고, 이 때 피실험자가 입력하려는 문자에 집중을 하면 원하는 문자가 깜빡일 때 뇌파에서 P300 신호가 나타나게 된다. 이렇게 각 열과 행에서 나타난 P300 은 목표 문자를 찾는 데 사용된다.

P300 을 분석하는 방법으로는 InfomaxICA 방식이 도입되었지만 [2] 정규성을 가지는 입력의 경우에는 신호원을 제대로 분리해내지 못해서 정확도를 높이기 위해서 많은 양의 데이터를 통한 훈련이 필요하다. 따라서 본 논문에서는 P300 문자입력기의 성능을 높이기 위해 kernel ICA 를 적용한 방식을 제안한다.

2. kernel Independent Component Analysis [4]

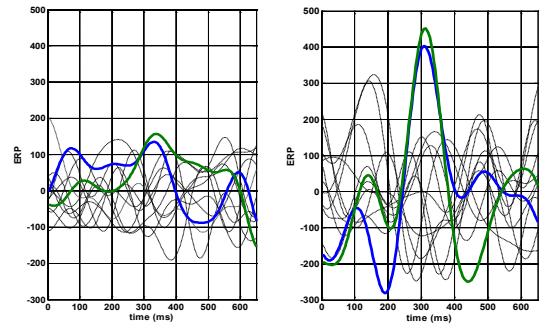
kernel ICA 는 kernel 함수를 이용하여 신호원들의 상관관계를 최소화하여 각 신호원들의 독립성이 최대가 되도록 함으로써 독립 신호원들 (independent components)을 분리해 낼 수 있다.

$$\Phi: \mathcal{R}^t \rightarrow F, \quad x \rightarrow \Phi(x) \quad (2)$$

식 (2)와 같이, 입력 신호의 공간은  $x_1, x_2, \dots, x_M \in \mathcal{R}^t$  와 같고, 이 신호를 분리하기 위해서는 비선형 변환을 통해 더 높은 차원인  $F$  공간에 매핑(mapping)하여  $\Phi(x_1), \Phi(x_2), \dots, \Phi(x_M)$  와 같이 표현된다.

$$\langle \Phi(x_i), \Phi(x_j) \rangle = k(x_i, x_j) \quad (3)$$

하지만 이러한 고차원에서의 비선형 변환은 식 (3)과 같이  $F$  공간에서 두 입력신호의 내적(inner product)으로 나타나게 되면 kernel 함수를 이용하여



(a) P300 신호원 복원 전 (b) P300 신호원 복원 후

그림 3. 독립 신호원 분리를 이용해 P300 신호만을 복원 시키기 전과 후의 ERP 비교.

표 1. 사용된 훈련용 단어 수에 따른 InfomaxICA 와 kernel ICA 각각이 적용된 P300 문자입력기의 정확도 비교.

사용된 단어수 (글자수)	InfomaxICA	Kernel ICA
5(19)	64.5%	100%
10(39)	93.5%	100%

$F$  공간으로 매핑된 신호를 구하지 않고도 신호원의 분리가 가능하다.

이처럼 kernel 함수를 적용하면 더 높은 차원에서 신호를 분리할 수 있어 정규성을 가지는 입력의 경우에도 독립 신호원 분리가 가능하다는 장점이 있다.

III. 실험 방법 및 결과

본 논문에서 사용한 EEG 데이터는 BCI competition II 의 Data set II(b)이다[5]. 이 데이터는 BCI2000 을 이용해 P300 문자입력기의 시각적 자극으로 유발된 EEG 신호를 기록하였다. 또한 한 명의 피실험자로부터 총 64 개의 채널을 가지고 240Hz 의 샘플링 주파수(sampling frequency)를 가지는 신호이다. 이 데이터는 3 개의 세션으로 나뉘고 각 세션은 5-10 개의 단어에 해당하는 EEG 신호를 나타낸다. 각 단어의 한 글자에 해당하는 ERP 는 12 개의 행과 열의 깜빡임을 15 번씩 랜덤으로 반복되어 각 행과 열에 해당하는 EEG 신호의 양상을 평균으로 구할 수 있다.

제안하는 P300 문자입력기를 구현하는 알고리즘은 그림 2 와 같다. 먼저 그림 2 의 (a)는 전처리 과정이고, 훈련용 데이터는 0.5~8Hz 의 Band-pass 필터를 통과시킨 후, 15 번 반복된 각 12 개의 행과 열에 해당하는 EEG 신호의 양상을 평균하여 ERP 를 구한다. 이렇게 구한 ERP 는 PCA 를 통과하여 데이터의 차원을 줄인 뒤 Kernel ICA 를 이용하여 분리 행렬  $W$  을 훈련한다. 훈련된 분리 행렬은 그림 2 의 (b)와 같이 시험용 알고리즘에 사용된다. 시험용 알고리즘의 전처리 과정은 훈련용 알고리즘과 같고, PCA 를 통과한 데이터는 분리 행렬의 곱으로 독립 신호원들을 얻을 수 있다. 얻어진 독립 신호원 중 P300 에 해당하는 신호원만 선택하여 분리 행렬의 역을 곱하여 신호를 복원한다. 마지막 분류 단계는 복원된 신호의 250-400ms 사이의 신호를 비교하여 P300 신호가 뚜렷이

나타나는 행과 열을 찾아 목표 문자를 추정한다.

그림 3 은 복원 전의 신호 (a) 와 복원 후의 신호 (b) 를 비교하였다. 목표 신호는 청색과 녹색의 실선으로 나타내었고, 목표 이외의 신호는 흑색의 쇄선으로 나타내었다. 복원 전의 목표 신호는 다른 신호에 비해 P300 이 잘 나타나지 않지만 복원 후의 목표 신호는 P300 이 매우 뚜렷하게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 또한, 표 1 은 P300 문자입력기에 InfomaxICA 를 적용한 결과와 kernel ICA 를 적용한 결과를 사용된 훈련용 단어 수에 따라 나타냈다. InfomaxICA 를 적용한 P300 문자입력기는 사용된 단어 수에 따라 정확도가 증가하여 10 개의 단어를 훈련하였을 때, 시험용 단어의 정확도는 93.5%가 되었다. 이에 비해 kernel ICA 를 적용했을 때는 5 개의 단어만으로 시스템의 훈련이 완벽하여 100%의 정확도를 가진다.

#### IV. 결론

BCI 시스템인 P300 문자입력기는 기존의 InfomaxICA 를 적용하여 목표 문자를 입력하는데 100%의 정확도를 가지지만, 많은 훈련용 데이터가 필요하였다. 본 논문은 P300 문자입력기에 kernel ICA 를 적용함으로써 적은 훈련용 데이터를 사용하여 목표 문자의 입력 정확도를 100%로 유지하였다. 이 연구 결과는 P300 문자입력기의 훈련용 데이터 수집을 줄이고 문자 입력 정확도를 높이는 데 도움을 줄 것으로 기대된다.

#### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2013 년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임(2012R1A1A2008555)

#### 참 고 문 헌

- [1] Donchin, Emanuel, Kevin M. Spencer, and Ranjith Wijesinghe "The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain-computer interface," *IEEE Trans. Rehabilitation Engineering*, vol.8, no.2, pp.174-179, Jun 2000.
- [2] Neng Xu, Xiaorong Gao, Bo Hong, Xiaobo Miao, Shangkai Gao, and Fusheng Yang, "BCI Competition 2003—Data Set IIb: Enhancing P300 Wave Detection Using ICA-Based Subspace Projections for BCI Applications," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol.51, no.6, pp.1067-1072, Jun 2004.
- [3] Cichocki, Andrzej, and Shun-ichi Amari, Adaptive blind signal and image processing, *Chichester: John Wiley*, 2002.
- [4] Francis R. Bach and Michael I. Jordan, "Kernel Independent Component Analysis," *Journal of Machine Learning Research*, vol.3, no.1, July 2002.
- [5] Documentation 2nd Wadsworth BCI Dataset [http://ida.first.fraunhofer.de/projects/bci/competition/albany\\_desc/albany\\_desc\\_ii.pdf](http://ida.first.fraunhofer.de/projects/bci/competition/albany_desc/albany_desc_ii.pdf)