

논문 2015-52-10-15

CCA와 PSDA를 결합한 SSVEP 기반 BCI 시스템의 주파수 인식 기법

(Frequency Recognition in SSVEP-based BCI systems With a Combination of CCA and PSDA)

이 주 영*, 이 유 리*, 김 형 남**

(Ju-Yeong Lee, Yu-Ri Lee, and Hyoung-Nam Kim[Ⓞ])

요 약

Steady state visual evoked potential (SSVEP)는 뇌파의 종류 중 하나로서 다른 뇌파에 비해 훈련 시간이 짧고, 비교적 높은 신호대잡음비 (signal-to-noise ratio)와 높은 정보전달량 (information transfer rate)을 가지고 있어서 최근에 뇌-컴퓨터 접속 장치 (brain-computer interface; BCI)에 많이 사용되고 있다. SSVEP 신호를 분석하는 기존 기법에는 전력 스펙트럼 밀도 분석 (power spectral density analysis; PSDA)과 정준상관분석 (canonical correlation analysis; CCA)이 있다. 그러나 PSDA는 단일 전극만을 사용하기 때문에 잡음에 취약한 단점이 있고, CCA는 PSDA보다 높은 정확도를 가지지만 사인-코사인을 기준 신호로 가지므로 짧은 시간 윈도우 길이를 가질 경우 실시간 BCI 시스템에 적용되기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 기존의 기법들의 한계점을 보완하기 위해 CCA의 결과로 얻을 수 있는 정준변수 간의 전력차이를 이용하는 CCA와 PSDA를 결합한 기법을 제안한다. 실험 결과를 통해, SSVEP 기반 BCI 시스템이 짧은 시간 윈도우 길이를 가질 때 제안된 기법이 기존의 CCA 기법에 비해 더욱 높은 주파수 인식 정확도를 가짐을 보여준다.

Abstract

Steady state visual evoked potential (SSVEP) has been actively studied because of its short training time, relatively higher signal-to-noise ratio, and higher information transfer rate. There are two popular analysis methods for SSVEP signals: power spectral density analysis (PSDA) and canonical correlation analysis (CCA). However, the PSDA is known to be vulnerable to noise due to the use of a single channel. Although conventional CCA is more accurate than PSDA, it may not be appropriate for the real-time SSVEP-based BCI system when it has short time window length because it uses sinusoidal signals as references. Therefore, the two methods are not efficient for the real-time BCI system that requires a short TW and a high recognition accuracy. To overcome this limitation of the conventional methods, this paper proposes a frequency recognition method with a combination of CCA and PSDA using the difference between powers of canonical variables obtained from the results of CCA. Experimental results show that the performance of the combination of CCA and PSDA is better than that of CCA for the case of a short TW.

Keywords : BCI, electroencephalography, SSVEP, canonical correlation analysis, power spectral density analysis

* 학생회원, ** 평생회원, 부산대학교 전자공학과
(Dept. of Electronics Engineering, Pusan National University)

Ⓞ Corresponding Author(E-mail: hnkim@pusan.ac.kr)

※ 이 논문은 2014년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임 (2012R1A1A2008555)

※ 본 논문은 BK21플러스, IT기반 융합산업 창의인력양성사업단에 의하여 지원되었음.

Received ; June 8, 2015 Revised ; August 22, 2015 Accepted ; October 1, 2015

I. 서 론

뇌-컴퓨터 접속 장치 (brain-computer interface; BCI)란 인간의 두뇌와 외부기기를 직접 연결하여 정보를 교환하는 융합기술로 뇌신경신호를 측정 및 분석하여 BCI 명령을 생성하고, 이를 통해 인간의 의도를 외부기기에 전달한다. BCI는 뇌신경신호 측정 방식에 따라 침습적 (invasive) 방식과 비침습적 (noninvasive) 방식으로 분류된다. 침습적 방식은 전극을 두개골 안의 뇌 표면 위에 부착 (electrocorticography; ECoG)하거나 바늘형태의 전극으로 하나의 신경세포로부터 전기신호를 측정 (single cell recording)하는 방법이다. 침습적 방식은 비교적 잡음이 적은 우수한 품질의 신호를 획득할 수 있지만 전극 삽입에 의한 감염 및 생체 적응 부작용으로 인해 합병증 발생의 위험에 노출될 가능성이 있다^[1]. 반면 비침습적 방식은 두피의 표면이나 외부에서 뇌신경신호를 측정하는 방식으로, 뇌파를 측정하는 electroencephalography (EEG)와 자기장을 측정하는 magnetoencephalography (MEG), 헤모글로빈 비율을 측정하는 functional magnetic resonance imaging (f-MRI) 등이 있다. 이들 중 EEG는 f-MRI와 MEG에 비해 측정비용이 저렴할 뿐만 아니라, 상대적으로 장비의 규모가 작고 이동성이 뛰어나다는 장점이 있다.

그러나 공간 해상도 (spatial resolution)가 낮고 심장 박동, 눈 깜박임 등의 잡음의 영향을 많이 받기 때문에 원하는 신호를 획득하기 위해서는 EEG 원신호 (raw data)에 적절한 신호처리가 필요하다^[2~3].

EEG 기반 BCI 시스템에서 주로 사용되는 신호 중 하나인 정상상태시각유발전위 (steady state visual evoked potential; SSVEP)는 사용자가 특정한 자극 주파수 (stimuli frequency)로 깜박이는 시각 자극을 응시하고 있을 때 후두엽의 시각피질에서 자극 주파수와 동일한 주파수와 자극 주파수의 배수가 되는 조화 주파수 (harmonics)를 가지는 뇌파를 의미한다^[4~5]. SSVEP는 상대적으로 훈련 시간 (training time)이 짧고, 높은 신호대잡음비 (signal-to-noise ratio)와 높은 정보전달량 (information transfer rate)을 가지는 장점이 있어 최근 관련 연구가 증가하는 추세이다^[6~11].

SSVEP 기반 BCI 시스템은 측정된 신호로부터 피험자가 주의를 집중하고 있는 자극 주파수를 추정하고 그에 따른 BCI 명령을 생성해 외부기기를 제어한다.

SSVEP 기반 BCI 시스템의 주파수 인식을 위해 초기에 널리 사용되었던 기법은 측정된 신호에서 최대 전력을 가지는 주파수를 찾음으로써 자극 주파수를 추정하는 전력 스펙트럼 밀도 분석 (power spectral density analysis; PSDA)이다. 하지만 PSDA는 하나의 전극에서 발생하는 신호만을 이용해 분석하기 때문에 잡음에 민감하다^[4]. 이러한 문제점을 극복하기 위해 다변량 통계분석 기법인 정준상관분석 (canonical correlation analysis; CCA)이 SSVEP 기반 BCI 시스템의 주파수 인식에 사용되었다^[4]. CCA를 이용한 SSVEP 주파수 인식 기법은 다차원 행렬인 EEG 원신호의 선형결합과 기준신호 (reference signal)의 선형결합 간의 상관관계를 비교하는 기법이다. CCA가 PSDA와 비교해 우수한 성능을 보인다는 연구결과는 이미 많은 논문에서 발표되었다^[4, 6, 12]. 하지만 시간 윈도우 길이 (time window length; TW)가 짧을 경우에는 유도되는 SSVEP 신호의 전력이 낮아 사인-코사인으로 구성되어 있는 기준신호의 선형결합과 원신호의 선형결합 간의 상관관계가 낮아질 수 있기 때문에 CCA의 주파수 인식 성능이 저하될 수 있다.

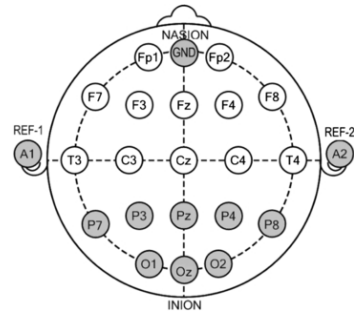
하지만 실시간으로 BCI 시스템을 제어하기 위해서는 빠른 시간 내에 올바른 BCI 명령을 내려야 하므로 짧은 TW를 가지면서 주파수 인식에 대한 높은 정확도를 보장해야 한다. 따라서 본 논문에서는 이러한 CCA의 문제점을 보완하기 위하여 CCA와 PSDA를 결합한 SSVEP 기반 BCI 시스템의 주파수 인식 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안된 기법은 각 자극 주파수에 해당하는 EEG 신호의 선형결합들과 기준신호의 선형결합 간의 상관관계만을 고려하는 기존의 CCA와는 달리 각 자극 주파수에 해당하는 EEG 신호의 선형결합들 간의 전력 차이를 이용하여 TW가 짧은 경우의 SSVEP 신호의 주파수 인식 성능을 개선하고자 한다.

II. SSVEP 신호 측정을 위한 실험 설계

본 논문은 3명의 피험자들로부터 측정된 EEG 신호를 오프라인에서 분석하였다. 그림 1의 (a)는 본 논문의 실험에서 사용된 디스플레이고, 두 개의 흰색 원형 타겟 (target)들은 각각 자극 주파수 $f_1 = 10.6$ Hz와 $f_2 = 16$ Hz로 일정하게 깜박인다. 실험에서 사용된 디스플레이는 C++의 타이머 함수를 사용하여 구현되었



(a) LCD 모니터 내 타겟의 배치
(a) The arrangement of two targets in the monitor.



(b) 10-20 국제 전극법에 의한 전극 배치
(b) The international 10-20 system of electrode placement.

그림 1-(a), (b). 실험 패러다임
Fig. 1-(a), (b). Experimental paradigm.

며 타이머 설정 시간에 따라 LCD 모니터에 표현할 수 있는 주파수가 결정된다. 그러나 이는 LCD 모니터와 PC의 사양에 따라 다를 수 있다. 따라서 본 논문의 실험에서 사용된 자극 주파수는 사람이 인지할 수 있는 시각 자극 주파수 범위인 3.5 ~ 75 Hz 내에서 조화 주파수와 겹치지 않고 구현이 용이한 주파수로 선정하였다. 피험자들은 편안한 의자에 앉아 모니터 내의 두 개의 타겟 중 하나를 5초간 응시하였다. 하나의 세션은 10회의 측정을 포함하며 하나의 자극 주파수 당 4 세션씩 진행되었다. 따라서 개인별 측정은 총 80회로 이루어졌고 3명의 피험자를 대상으로 총 240회 측정하였다.

본 논문의 실험에 사용된 전극은 그림 1의 (b)에서 시각영역을 담당하는 후두엽 (occipital lobe) 부근의 전극 6개 (O1, O2, Oz, P3, Pz, P4)이고, Reference와 GND 전극은 각각 양쪽 귀 (A1, A2)와 Fz로 하였다. 각 전극에서 측정된 EEG 신호는 1000 Hz의 샘플링 주파수 (sampling frequency)를 가지며, 125 Hz로 다운샘플링 된 후 2~50 Hz의 Band-pass 필터를 통과한다.

III. 기존의 SSVEP 신호의 주파수 인식 기법

1. 전력 스펙트럼 밀도 분석

(Power spectral density analysis; PSDA)

PSDA는 측정된 EEG 신호의 주파수 영역에서 최대 전력을 갖는 주파수를 찾음으로써 피험자가 주의를 집중하고 있는 타겟의 자극 주파수를 추정한다. PSDA에서 시간 영역의 EEG 원신호를 주파수 영역의 신호로 변환하기 위하여 이산 푸리에 변환 (discrete fourier

transform)이 사용된다. 또한 PSDA는 계산 과정에서 고속 푸리에 변환 (fast fourier transform; FFT)을 사용하므로 계산량 측면에서는 문제가 없다. 하지만 PSDA는 단일 전극으로부터 측정된 데이터를 분석하기 때문에 잡음에 취약하다는 단점이 있다^[4]. 그림 2는 피험자가 응시하는 자극 주파수가 $f_2 = 16$ Hz이고, TW가 5초일 때, 후두엽 부근의 각각의 단일 전극에서 측정된 EEG 신호의 전력 스펙트럼 밀도 (Power spectral density; PSD)이다. 그림 2에서 보는 바와 같이 단일 전극에서 측정된 EEG 원신호에는 응시하는 타겟의 자극 주파수 외에도 다른 주파수 대역의 전력이 크게 나타나는 경우가 많음을 볼 수 있다. 또한, 이러한 스펙트럼의 양상이 다른 시간에서 구할 경우는 다르게 나타나는 경우도 있다. 따라서 단일 전극을 사용하는 PSDA를 이용하여 SSVEP 신호의 주파수를 인식하는 것은 성능 보장의 지속성을 기대하기 어려움을 알 수 있다.

2. 정준상관분석

(Canonical correlation analysis; CCA)

CCA는 Hotelling에 의해 개발된 다변량 통계분석 기법으로 두 변수 집단 X 와 Y 의 선형결합 (linear combination)들 간의 상관관계를 최대화하는 기저벡터 (basis vector) 혹은 가중치 벡터 (weight vector) $\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y$ 를 찾는 기법이다^[13]. 이러한 각 변수 집단의 선형결합을 정준변수 (canonical variable) \mathbf{x}, \mathbf{y} 라 한다. 정준변수 \mathbf{x}, \mathbf{y} 는 다차원 행렬인 두 변수 집단 X, Y 를 각각의 기저벡터 $\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y$ 에 투영시킨 것으로 관계식은

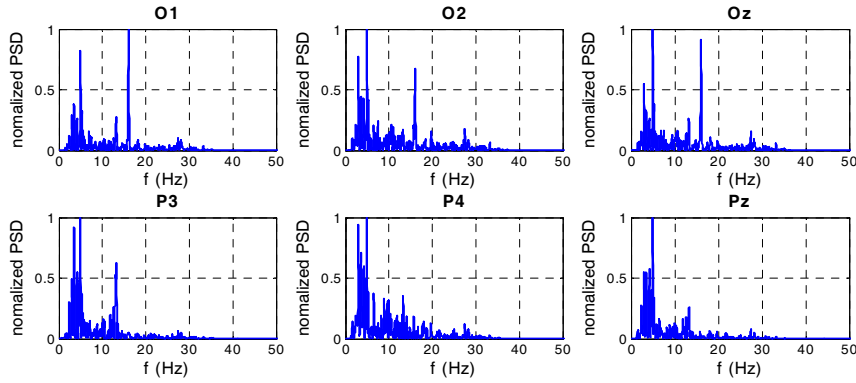


그림 2. 후두엽 부근의 단일 전극에서 측정된 EEG 신호의 정규화 된 PSD
 Fig. 2. The PSD of the EEG signals measured by single electrode around occipital lobe.

아래와 같다.

$$\mathbf{x} = X^T \mathbf{w}_x, \mathbf{y} = Y^T \mathbf{w}_y \quad (1)$$

이때 정준변수 \mathbf{x}, \mathbf{y} 간의 관련성을 나타내주는 상관계수가 정준상관계수 (canonical correlation coefficient) ρ 이다. 자극 주파수 f 에 대한 정준상관계수 ρ 를 최대화하는 $\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y$ 는 다음 식 (2)를 해결함으로써 구할 수 있다^[8].

$$\begin{aligned} \rho(f) &= \max_{\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y} \frac{E[\mathbf{x}^T \mathbf{y}]}{\sqrt{E[\mathbf{x}^T \mathbf{x}]E[\mathbf{y}^T \mathbf{y}]}} \\ &= \max_{\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y} \frac{E[\mathbf{w}_x^T X Y_f^T \mathbf{w}_y]}{\sqrt{E[\mathbf{w}_x^T X X^T \mathbf{w}_x]E[\mathbf{w}_y^T Y_f Y_f^T \mathbf{w}_y]}} \end{aligned} \quad (2)$$

\mathbf{w}_x 와 \mathbf{w}_y 의 rescaling이 correlation 최대화에 영향을 미치지 않기 때문에 식 (2)는 식 (3)과 같다^[9].

$$\begin{aligned} \rho(f) &= \max_{\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y} \mathbf{w}_x^T C_{xy} \mathbf{w}_y \\ s.t. \quad &\mathbf{w}_x^T C_{xx} \mathbf{w}_x = \mathbf{w}_y^T C_{yy} \mathbf{w}_y = 1 \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 C_{xy} 는 상호상관 (cross correlation)이고, C_{xx} 와 C_{yy} 는 자기상관 (auto correlation)을 나타낸다. 식 (3)의 최대화를 위해 Lagrange multiplier를 적용하면 식 (4)와 같은 일반화된 고유값 (eigenvalue) 문제로 귀착된다.

$$\begin{aligned} C_{xy} C_{yy}^{-1} C_{yx} \mathbf{w}_x &= \rho^2 C_{xx} \mathbf{w}_x \\ C_{yx} C_{xx}^{-1} C_{xy} \mathbf{w}_y &= \rho^2 C_{yy} \mathbf{w}_y \end{aligned} \quad (4)$$

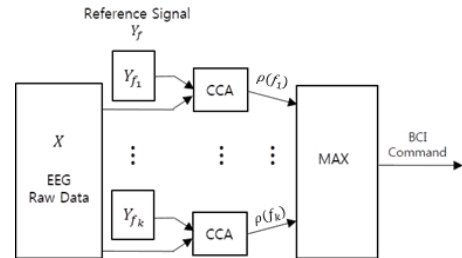


그림 3. 기존의 CCA를 이용한 EEG 신호 분석 과정
 Fig. 3. The illustration for usage of the conventional CCA in EEG signals analysis^[4].

이 때, 식 (4)에서 고유값은 정준상관계수의 제곱인 ρ^2 이 되고, 최대 고유값에 해당하는 고유벡터 (eigenvector)가 \mathbf{w}_x 와 \mathbf{w}_y 가 됨을 알 수 있다^[9, 15].

3. 기존의 CCA를 이용한 주파수 인식 기법

단일 전극을 사용해 잡음에 취약하다는 PSDA의 한계를 보완하기 위하여 SSVEP 기반 BCI 시스템에 CCA를 적용하는 기법이 제안되었고, 이것은 기존의 PSDA보다 좋은 결과를 보였다. 기존의 CCA를 적용한 SSVEP 신호 분석 기법은 그림 3과 같다^[4]. CCA의 입력인 두 변수 집단 X 와 Y 는 각각 EEG를 기반으로 측정된 원신호와 기준신호 (reference signal) Y_f 를 의미한다. 기준신호 Y_f 는 다음 식 (5)와 같이 자극 주파수 f 와 조화 주파수의 개수 N_h 에 의해 정의된다.

$$Y_f = \begin{pmatrix} \sin(2\pi ft) \\ \cos(2\pi ft) \\ \vdots \\ \sin(2\pi N_h ft) \\ \cos(2\pi N_h ft) \end{pmatrix} \quad (5)$$

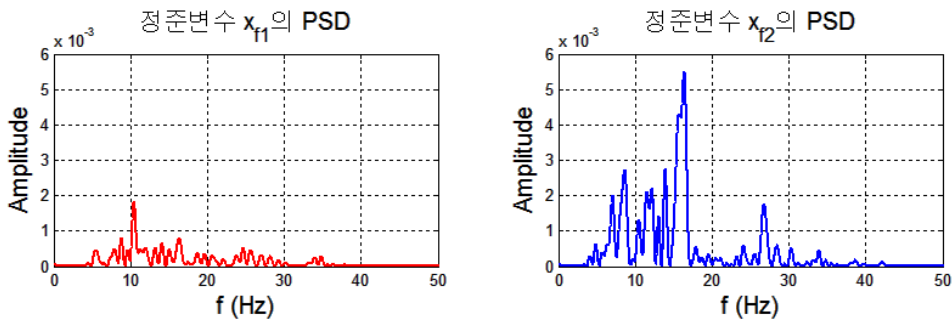


그림 4. 각 자극 주파수에 해당하는 정준변수의 PSD
(응시하는 타겟의 자극 주파수 : $f_2 = 16$ Hz, TW : 1.5초, canonical correlation coefficients $\rho(f_1) = 0.3531$, $\rho(f_2) = 0.3526$)

Fig. 4. The PSD of canonical variables according to each stimuli frequency (the stimuli frequency of the staring target : $f_2 = 16$ Hz, time window length : 1.5sec).

기존의 CCA를 이용한 주파수 인식 기법은 식 (2)에 의하여 구한 각 자극 주파수에 해당하는 k 개의 정준상관계수들의 크기를 비교하여 최대가 되는 계수를 찾고 이에 해당하는 주파수를 선택하여 해당되는 BCI 명령을 내린다. 이를 식으로 표현하면 아래의 식 (6)과 같다.

$$f_{\text{target}} = \arg \max_f \rho(f), \quad f = f_1, f_2, \dots, f_k \quad (6)$$

즉, 두 개의 다차원 행렬 X 와 Y_f 를 일차원 상에 투영시킨 정준변수 \mathbf{x} 와 \mathbf{y} 의 상관관계를 구하고 이들을 비교하여 최대가 되는 \mathbf{y} 의 자극 주파수 f 를 찾는 것이다.

IV. 제안한 CCA와 PSD가 결합된 기법

CCA를 통해 얻을 수 있는 정준상관계수 ρ 와 가중치 벡터 \mathbf{w}_x 의 수는 자극 주파수의 수와 같은 k 개이다. 식 (4)의 고유값 문제를 해결하면 CCA의 결과로 정준상관계수 ρ 와 가중치 벡터 $\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y$ 를 구할 수 있다. 그리고 가중치 벡터 $\mathbf{w}_x, \mathbf{w}_y$ 를 식 (1)에 대입하면 정준변수 \mathbf{x}, \mathbf{y} 를 구할 수 있다. CCA의 결과로써 구해진 각 자극 주파수에 해당하는 k 개의 정준변수 \mathbf{x} 들 중 응시하는 타겟의 자극 주파수에 대한 정준변수의 전력이 일반적으로 다른 정준변수들의 전력보다 크다. 기존의 CCA를 이용한 기법은 이러한 정준변수 \mathbf{x} 들 간의 전력 차이를 고려하지 않고, 정준변수 \mathbf{x} 와 \mathbf{y} 의 상관관계에만 의존한다. 또한 TW가 짧을 경우, SSVEP 신호의 전력이 낮기 때문에 SSVEP 신호와 자극 주파수의 사인-코사인

으로 구성되어 있는 기준신호 각각의 선형결합인 정준변수 간의 상관관계가 낮다. 따라서 기존의 CCA를 이용한 기법은 응시하는 타겟의 자극 주파수를 빠른 시간 내에 인식하는 데 한계가 있다. 그림 4는 TW가 1.5초로 짧고 피실험자가 응시하는 자극 주파수가 $f_2 = 16$ Hz일 때, 정준변수 \mathbf{x}_1 과 \mathbf{x}_2 의 PSD를 보여주고 있다. 정준변수 \mathbf{x}_2 의 $f_2 = 16$ Hz에서 전력이 정준변수 \mathbf{x}_1 의 $f_1 = 10.6$ Hz에서의 전력보다 크지만, f_2 의 사인-코사인인므로 구성된 기준신호의 정준변수 \mathbf{y}_2 와 EEG 신호의 정준변수 \mathbf{x}_2 의 상관관계인 $\rho(f_2) = 0.3526$ 가 \mathbf{y}_1 과 \mathbf{x}_1 의 상관관계인 $\rho(f_1) = 0.3531$ 보다 작으므로 기존의 CCA를 이용한 기법은 잘못된 BCI 명령을 내리게 된다.

이러한 한계성을 극복하기 위해서 본 장에서는 정준변수 \mathbf{x} 들 간의 전력 차이를 이용한 CCA와 PSD를 결합한 기법을 제안한다. 제안하는 기법의 전체적인 과정은 그림 5와 같다. 그림에서 $P(f_i)$ 는 k 개의 정준변수 \mathbf{x} 의 PSD에서 각 자극 주파수에 해당하는 전력을 더한 값으로 다음 식 (7)를 통해 구하게 된다.

$$P(f_i) = \sum_{j=1}^k S_j(f_i), \quad i = 1, \dots, k, \quad (7)$$

여기서 $S_j(f_i)$ 는 정준변수 \mathbf{x}_j 의 PSD 중 자극 주파수 f_i 의 전력 값이다. 본 논문에서 제안하는 기법은 다음 식 (8)과 같이 k 개의 $P(f_i)$ 의 크기를 비교하여 최대가 되는 주파수를 찾는 것이다.

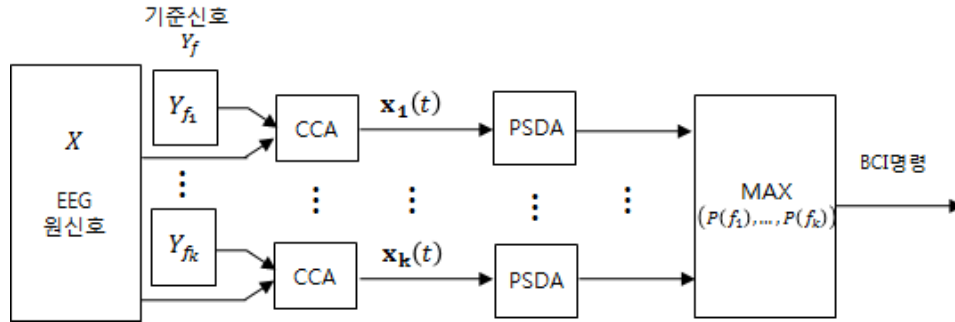


그림 5. CCA와 PSDA를 결합한 SSVEP 기반 BCI 시스템의 주파수 인식 기법
 Fig. 5. The illustration of the combination of CCA and PSDA method for frequency recognition in SSVEP-based BCI system.

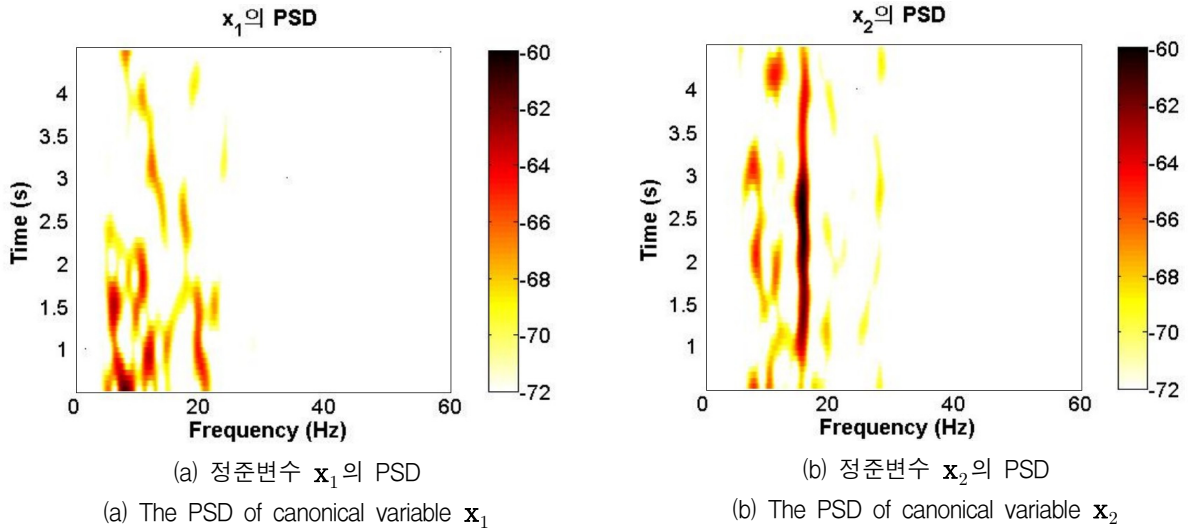


그림 6. TW에 따른 각 정준변수 \mathbf{x} 의 전력 차이 (응시하는 타겟의 자극 주파수 : $f_2 = 16$ Hz)
 Fig. 6. The power difference of each canonical variable \mathbf{x} according to TW (the stimuli frequency of the staring target : $f_2 = 16$ Hz).

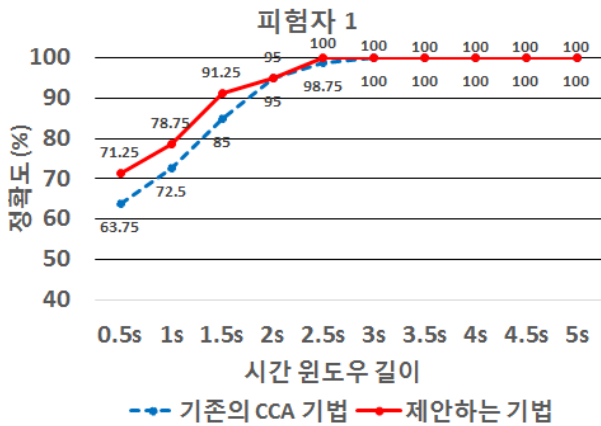
$$f_{target} = \arg \max_f P(f), \quad f = f_1, f_2, \dots, f_k \quad (8)$$

그림 5와 같은 과정을 따르게 되면 그림 4의 경우에서 BCI 명령을 내릴 때, 기존의 CCA 기법을 사용함으로써 발생하는 오류를 감소시킬 수 있다.

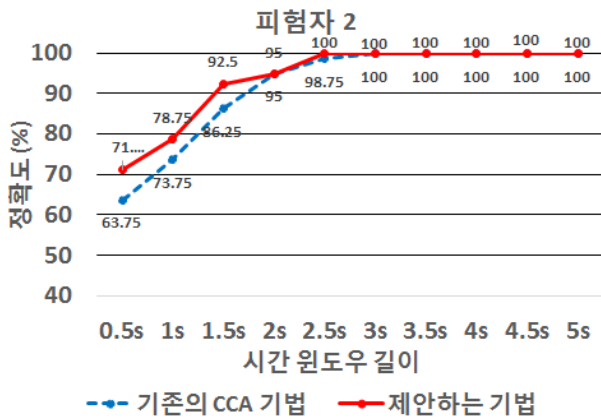
V. 실험 결과 및 분석

본 논문에서 사용된 조화 주파수의 개수는 3개 ($N_h = 3$)이고, 두 개 ($k = 2$)의 자극 주파수를 가지는 SSVEP 기반 BCI 시스템을 사용하였다. 그림 6은 그림 2와 같은 조건에서 CCA를 통해 얻어진 정준변수 \mathbf{x}_1 과 \mathbf{x}_2 의 시간에 따른 PSD를 나타낸 것이다. 그림 6에서

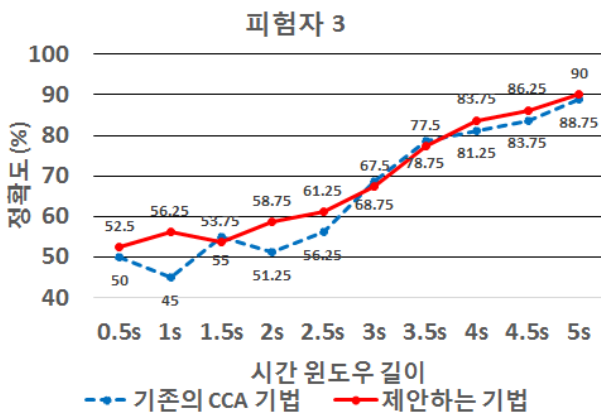
나타내는 바와 같이 응시하고 있는 자극 주파수에 해당하는 정준변수 \mathbf{x}_2 와 나머지 정준변수 \mathbf{x}_1 간의 전력 차이가 존재함을 보여준다. 기존의 CCA를 이용한 기법은 EEG 원신호의 선형결합인 정준변수 \mathbf{x} 와 기준신호의 선형결합인 \mathbf{y} 의 상관관계만을 고려하기 때문에 TW가 짧은 경우 각 자극 주파수에 해당하는 정준변수 \mathbf{x} 간의 전력차이가 발생하더라도 잘못된 BCI 명령을 내릴 수 있다. 기존의 CCA를 이용한 기법과는 달리 CCA와 PSDA를 결합한 SSVEP 신호의 주파수 인식 기법은 정준변수 \mathbf{x} 간의 전력차이를 이용하여 성능을 개선한다. 또한 다중 전극에서 측정된 EEG 신호를 일차원 상에 투영시킨 정준변수 \mathbf{x} 를 이용함으로써 잡음에 취약한 PSDA의 한계점을 보완한다.



(a) TW에 따른 피험자 1의 정확도
(a) Accuracy of Subject 1 according to TW.



(b) TW에 따른 피험자 2의 정확도
(b) Accuracy of Subject 2 according to TW.



(c) TW에 따른 피험자 3의 정확도
(c) Accuracy of Subject 3 according to TW.

그림 7. 기존의 CCA 기법과 제안한 CCA와 PSDA를 결합한 기법의 SSVEP 기반 BCI 시스템의 주파수 인식 정확도 비교

Fig. 7. Frequency recognition accuracy of between the conventional CCA and the combination of CCA and PSDA in SSVEP-based BCI system.

기존의 CCA 기법은 그림 3에 도시된 과정에 의해 BCI 명령을 내리게 되고, 제안하는 CCA와 PSDA를 결합한 기법은 그림 5에 도시된 과정에 따라 BCI 명령을 내리게 되는데, 이러한 BCI 명령이 피험자가 응시하고 있는 자극 주파수와 동일하면 올바른 BCI 명령을 내린 것이라 정의한다. 그림 7은 제안하는 기법과 기존의 CCA를 이용한 기법의 주파수 인식 정확도를 비교한 것이다. TW가 0.5초~3초로 짧을 때, 피험자 1~3은 각각 최대 7.5 %, 7.5 %, 11.25 % 향상된 결과를 보였다.

VI. 결 론

본 논문에서는 정준변수들의 전력 차이를 이용한 SSVEP 기반 BCI 시스템의 주파수 인식 기법을 제안하였다. 본 논문에서 제안된 CCA와 PSDA를 결합한 기법을 적용하면 TW가 짧을 경우에 기존 방법과 비교하여 주파수 인식 정확도가 증가함을 확인하였지만 기존의 CCA에 비해 연산량이 증가하여 지연 시간이 증가하게 된다. 그러나 기존 연구에 의하면 총 9개의 자극 주파수를 가지며 TW가 2초일 때 8개의 전극에서 얻어진 EEG 신호에 CCA를 적용하는데 소요되는 계산시간은 0.016초 정도로 매우 짧다. 또한 PSDA는 FFT를 사용해 계산하므로 계산량 측면에서는 문제가 되지 않는다^[4]. 그러므로 제안한 기법이 CCA에 비해 약간의 연산량 증가와 시간 지연이 있을 수 있지만, 이러한 시간 지연은 현재의 SSVEP기반 BCI 시스템에서 높은 정확도를 얻기 위한 최소의 TW인 약 2초에 비해 크게 작은 값이므로 실시간 BCI 시스템 구현에 큰 영향을 주지 않는다.

따라서 제안된 주파수 인식 기법은 뇌파 분석과 통계 판단이 빠른 시간 안에 이루어져야 하는 실시간 BCI 시스템에 효과적으로 적용될 수 있을 것으로 기대되며 향후 이에 대한 연구가 필요하다. 그러나 다양하고 폭넓은 BCI 시스템 구현을 위하여 자극 주파수의 수를 늘려야할 뿐만 아니라, 자극 주파수에 따른 성능 변화에 대한 추가적인 연구가 요구된다.

REFERENCES

[1] Chang-Jin Kong. "Problem Analysis & Directions for Improvement of Neuroethics in

- Brain-Computer Interface.” *KOREA INFORMATION SCIENCE SOCIETY Korea computer congress 2009*, Vol. 36, no. 1, pp. 376-381, 2009.
- [2] R. Srinivasan, “Methods to improve the spatial resolution of EEG,” *International Journal of Bioelectromagnetism*, Vol. 1, no. 3, pp. 102-111, 1999.
- [3] Kab-Mun Cha and Hyun-Chool Shin, “Brain-Machin Interface Using P300 Brain Wave.” *IEIE*, Vol. 47, no. 5, pp. 18-23, Sep. 2010.
- [4] Lin, Zhonglin, et al., “Frequency recognition based on canonical correlation analysis for SSVEP-based BCIs.” *Biomedical Engineering, IEEE Transactions*, Vol. 53, no. 12, pp. 2610-2614, December 2006.
- [5] Müller-Putz, Gernot R., et al., “Steady-state visual evoked potential (SSVEP)-based communication: impact of harmonic frequency components.” *Journal of neural engineering*, Vol. 2, pp. 123-130, October 2005.
- [6] Bin, Guangyu, et al., “An online multi-channel SSVEP-based brain - computer interface using a canonical correlation analysis method.” *Journal of neural engineering*, Vol. 6, June 2009.
- [7] Li, Yun, et al., “Analysis of phase coding SSVEP based on canonical correlation analysis (CCA).” *Neural Engineering (NER), 2011 5th International IEEE/EMBS Conference on*. pp. 368-371, IEEE, 2011.
- [8] Pan, Jie, et al., “Enhancing the classification accuracy of steady-state visual evoked potential-based brain - computer interfaces using phase constrained canonical correlation analysis.” *Journal of neural engineering*, Vol. 8, 2011.
- [9] Zhang, Y. U., et al., “Frequency recognition in SSVEP-based BCI using multiset canonical correlation analysis.” *International journal of neural systems*, Vol. 24, no. 2, January 2014.
- [10] Zhang, Yu, et al., “SSVEP recognition using common feature analysis in brain - computer interface.” *Journal of neuroscience methods*, Vol. 244, pp. 8-15, 2015.
- [11] da Cruz, Janir Nuno, et al., “Adaptive time-window length based on online performance measurement in SSVEP-based BCIs.” *Neurocomputing*, Vol. 149, pp. 93-99, February 2015.
- [12] Wei, Qingguo, Meixia Xiao, and Zongwu Lu., “A comparative study of canonical correlation analysis and power spectral density analysis for SSVEP detection.” *Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC), 2011 International Conference on*. Vol. 2. IEEE, 2011.
- [13] Hotelling, Harold, “Relations between two sets of variates.” *Biometrika*, Vol. 28, pp. 321-377, 1936.
- [14] Zhang, Yangsong, et al., “Multivariate synchronization index for frequency recognition of SSVEP-based brain - computer interface.” *Journal of neuroscience methods*, Vol. 221, pp. 32-40, 2014.
- [15] Borga, Magnus, “Canonical correlation: a tutorial.” On line tutorial <http://people.imt.liu.se/magnus/cca> 4, 2001.

— 저 자 소 개 —



이 주 영(학생회원)
2014년 부산대학교 전자전기
공학부 학사 졸업.
2014년~현재 부산대학교
전자전지컴퓨터공학과
석사 과정.

<주관심분야 : 디지털신호처리, 생체 신호처리,
레이더 및 소나 시스템, 스마트 안테나>



이 유 리(학생회원)
2010년 부산대학교 전자전기통신
공학부 학사 졸업.
2012년 부산대학교 전자공학과
석사 졸업.
2012년~현재 부산대학교
전자전지컴퓨터공학과
박사 과정.

<주관심분야 : 디지털신호처리, 생체 신호처리,
디지털 방송신호처리, 부채널공격>



김 형 남(평생회원)-교신저자
1993년 포항공과대학교 전자전기
공학과 학사 졸업.
1995년 포항공과대학교 전자전기
공학과 석사 졸업.
2000년 포항공과대학교 전자전기
공학과 박사 졸업.

2000년 포항공과대학교 전자컴퓨터공학부
박사후 연구원.

2000년~2003년 한국전자통신연구원 무선방송연
구소 선임 연구원.

2003년~2007년 부산대학교 전자전기통신공학부
조교수.

2007년~2012년 부산대학교 전자전기공학부
부교수.

2012년~현재 부산대학교 전자공학과 교수.

<주관심분야 : 적응신호처리, 레이더 및 소나시스
템, 생체신호처리, 디지털TV, 디지털통신, OFDM
시스템>