

시선 추적 센서 데이터를 활용한 뇌파 잡파 제거 방법에 관한 연구

A Study on EEG Artifact Removal Method using Eye tracking Sensor Data

윤 종 섭*, 김 진 현*

Jong-Seob Yun*, Jin-Heon Kim*

Abstract

Electroencephalogram (EEG) is a tool used to study brain activity caused by external stimuli. In this process, artifacts are mixed and it is easy to distort the signal, so post-processing is necessary to remove it. Independent Component Analysis (ICA) is a widely used method for removing artifact. This method has a disadvantage in that it has excellent performance but some loss of brain wave information. In this paper, we propose a method to reduce EEG information loss by restricting the filter coverage using eye blink information obtained from Eyetracker. We then compared the results of the proposed method with the conventional method using quantization methods such as Signal to Noise Ratio (SNR) and Spectral Coherence (SC).

요 약

뇌파(Electroencephalogram, EEG)는 외부 자극 때문에 발생하는 뇌 활동을 연구하기 위해 사용되는 도구로 두피에 전극을 부착하여 기록한다. 이 과정에서 잡파(artifact)가 혼입되어 신호를 왜곡시키기 쉬워 이를 제거하기 위한 후처리가 필수적이다. 잡파 제거를 위해 널리 사용되는 방법으로 독립성분분석(Independent Component Analysis, ICA)이 존재한다. 이 방법은 성능은 우수하나 뇌파 정보를 일부 손실시키는 단점이 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 보완하기 위해 시선 추적 센서(Eyetracker)를 통해 얻은 눈 깜빡임 정보를 이용하여 필터 적용 범위를 제한함으로써 뇌파 정보 손실을 줄이는 방법을 제안한다. 이후 신호 대 잡음 비(Signal to Noise Ratio, SNR), 스펙트럼 일관성(Spectral Coherence, SC) 등의 정량화 방법을 이용하여 기존의 방법과 제안하는 방법의 결과를 비교하였다.

Key words : EEG, Eye blink artifact, Noise canceling, ICA, Adaptive Filtering

* Dept. of Computer Engineering, Seokyeong University

★ Corresponding author

E-mail : jinheon@skuniv.ac.kr Tel : +82-2-940-7747

Manuscript received Dec. 7, 2018; revised Dec 17, 2018;
accepted Dec. 20, 2018

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. 서론

뇌파는 뇌 활동에 따라 변화하는 전류의 변화를 관찰하기 위해 두피에 전극을 부착하여 기록한 것으로 MRI, CT 등의 방법들과 비교했을 때 시간 분해능이 높고 가격이 저렴하다는 장점이 있어 많은 연구에서 활용되고 있다. 뇌파를 활용하는 연구 분야로는 감정분석 연구[1]-[3], 컴퓨터 또는 로봇 제어를 위한 인터페이스로의 활용[4]-[6], 발작 그리고 ADHD 등의 질병에 따른 뇌 활동 특성에 관한

연구[7]-[8] 등이 있다.

뇌파 측정 시 뇌파 데이터에 잡파가 섞일 수 있는데 크게 신체 활동으로 인하여 발생하는 내부요인 그리고 외부 전원 등의 주변 환경에 의해 발생하는 외부요인으로 나누어진다. 먼저 외부요인은 휴대전화, 모니터, 전선 등 센서 외부에 존재하는 장치들에서 발생하는 전자기장으로 인해 나타나는 신호 왜곡 유발 요인들로 대부분 적절한 연구환경 조성으로 미리 방지할 수 있고 고정된 주파수를 가지는 형태로 나타나는 경우가 많아 간단한 필터링을 이용해 제거할 수 있다. 내부요인은 뇌파 기록 중 피험자의 신체 활동 변화 때문에 나타나는 요인들로 팔다리의 움직임, 안구운동, 땀 분비량 변화 등이 있다. 이중 팔다리 움직임과 같이 피험자가 통제가 가능한 경우 실험 전 주의사항을 통해 예방할 수 있으나 실험 중 눈 깜빡임 등의 요소는 통제할 수 없어 뇌파 기록 후 제거해야 한다.

뇌파의 잡파 성분을 제거하는 방법으로는 회귀분석, 적응형 필터, 독립성분분석 등의 방법이 존재한다. 이중 회귀분석과 적응형 필터 방법의 경우 뇌파 외에 안구 신호와 같이 잡파 발생 요인과 관련된 참조 신호가 추가로 필요하다는 단점이 있다. 뇌파 외의 신호를 추가로 요구하지 않는 잡파 제거 방법으로 독립성분 분석이 있다. 독립성분 분석은 뇌파 신호의 비 가우시안 특성을 증폭시켜 뇌파 각 채널 간의 데이터 상관관계를 최소화함으로써 신호들을 분리해 뇌파 신호들을 여러 개의 독립성분(Independent Component, IC)들로 분해하는 방법이다[9]. 잡파 제거를 위해 독립성분분석 방법을 사용하는 경우 뇌파의 독립성분에서 잡파에 해당하는 독립성분을 제거한 후 역변환하여 깨끗한 뇌파를 얻게 되는데 뇌파와 잡파 성분이 독립성분분해 과정에서 완벽하게 분리되지 않기 때문에 제거되는 독립성분에 뇌파 정보가 포함되어있어 원본 신호 정보를 훼손한다는 단점이 존재한다. 이러한 단점을 보완하기 위해 독립성분을 제거하지 않고 독립성분에 잡파 성분을 제거하는 처리를 하여 복원함으로써 원본 신호 훼손을 줄이는 방법에 관한 연구가 진행되어왔다[10]-[11].

본 논문에서는 뇌파를 기록하는 동안 피험자의 눈 깜빡임으로 인하여 발생하는 잡파를 제거하기 위해 시선 추적 센서로부터 얻은 눈 깜빡임 시점 정보를 활용하여 적응형 필터를 독립성분의 실제

잡음 발생 위치에만 국소적으로 적용하여 정보손실 문제를 최소화하는 방법을 제시한다. 이후 제시한 방법을 이용할 때 정보손실 문제가 개선되는 정도를 신호 대 잡음 비(SNR, Signal to Noise Ratio), 주파수 스펙트럼 일관성(coherence) 수치를 이용하여 비교하였다.

본 논문의 구조는 다음과 같다. 2장에서 본 논문에서 제안하는 눈 깜빡임 정보를 활용한 국소적 필터링 방법에 대해 설명하고 3장에서 실험결과를 통해 기존의 방법과 비교했을 때 개선된 정도를 확인하였다. 마지막으로 4장에서 최종적으로 결론을 맺는다.

II. 제안기법

본 논문에서는 시선 추적 센서 데이터에서 얻은 눈 깜빡임 시점 정보를 이용하여 뇌파에 독립성분 분석 알고리즘을 적용하여 얻은 독립성분 중 잡파를 포함하는 요소에서 실제 잡파 발생 위치에만 적응형 필터를 적용함으로써 잡파 제거 시 발생하는 원본 뇌파 신호의 훼손을 최소화하는 방법을 제시한다. 그림 1에서 본 논문에서 제안하는 잡파 제거 방법의 처리 과정을 보인다.

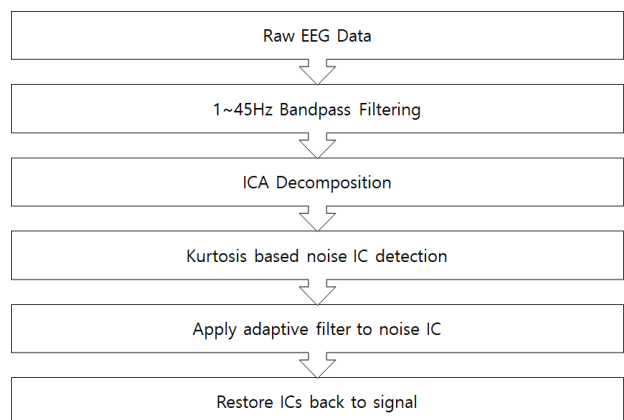


Fig. 1. Process of eye blink artifact removal from EEG.

그림 1. EEG 신호의 눈 깜빡임 잡파 제거 처리 과정

먼저 센서에서 수집한 뇌파 데이터에 1~45Hz Butterworth 대역필터를 적용하여 전원 노이즈, 심박 잡파 등 주파수 대역이 알려진 왜곡 신호들을 제거한다. 이후 필터링 된 뇌파 신호에 독립성분분석 방법을 적용하여 4채널 뇌파 신호를 4개의 독립성분(IC)들로 분해한다. 뇌파 센서에서 측정된 신

호를 $x(t)$, 독립성분분석 결과 얻게 되는 독립성분을 $s(t)$, 입력 신호를 독립성분으로 변환하기 위한 변환 계수 행렬을 W 라고 정의할 때 원신호와 독립성분의 관계는 아래 식 (1)과 같다.

$$s(t) = Wx(t) \quad (1)$$

이후 독립성분으로 분해된 신호는 잡과 제거를 위한 필터링 과정을 거친 후 변환 계수 행렬의 역행렬을 다시 곱해줌으로써 원래 신호의 형태로 복원될 수 있다.

독립성분분석 알고리즘 적용 이후 4개의 독립성분 중 눈 깜빡임 잡과 성분을 포함하는 독립성분을 확인하기 위해 시선 추적 센서로부터 얻은 눈 깜빡임 시점 정보를 이용하여 눈 깜빡임으로 인한 잡과 발생 영역을 찾는다. 눈 깜빡임 동작은 일반적으로 200~400ms 범위의 시간 내에서 이루어지고 이에 따라 관련 연구에서는 눈 깜빡임으로 인하여 오염되는 뇌파 영역을 약 500ms로 정의하였다[12]. 그림 2는 뇌파 측정 중 눈 깜빡임 잡과로 인해 오염된 뇌파 신호를 보인다.

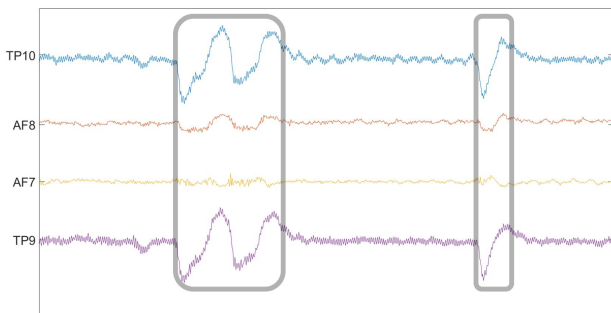


Fig. 2. Area of blink artifact on EEG signal.
그림 2. 뇌파 신호상 눈 깜빡임 잡과 영역

위 그래프에서 가로축은 시간을, 세로축은 전위 값을 나타낸다. 그래프 좌측의 TP9, AF7, AF8, TP10은 각 신호를 기록한 뇌파 전극 위치를 국제 표준 전극 배치법 10-20 system에서 정의한 기호로 나타낸다. 이때 각 신호의 잡과 오염 영역을 동시에 보이기 위해 실제 전위값과 관계없이 4개의 신호를 일정한 간격으로 표시하였다. 그래프 상에서 눈 깜빡임 잡과에 오염된 영역은 검은색 사각형 감싸진 영역으로 표현된다. 잡과에 오염된 영역과 오염되지 않은 영역의 비교를 통해 잡과에 오염된 영역의 센서 측정값이 정상 뇌파와 비교했을 때 크

게 차이가 남을 확인할 수 있다.

이후 독립성분 상의 잡과 발생 영역에 있는 데이터의 첨도(Kurtosis) 값을 확인한 후 기준치 이상의 값을 가지는 IC를 왜곡 IC로 정의한다.

이후 다음 과정에서는 잡과 성분이 포함된 것으로 판단되는 독립성분들에 대해 Lattice 적응형 필터를 적용한다. 잡과 영역에 적응형 필터를 적용하기 위해서는 추가로 필터링 결과의 목표치로 설정하기 위한 참조 신호가 필요한데 잡과 발생 영역의 전후 영역에서 같은 길이의 신호 데이터를 참조하여 이 목표치를 설정하였다. 결과적으로 필터링된 왜곡영역 신호는 좌·우측 정상 신호 영역의 데이터와 유사한 특성을 가지도록 처리된다.

마지막으로 필터링된 독립성분과 변환 계수의 역행렬인 혼합계수의 행렬 곱 연산을 이용해 독립성분들을 다시 혼합하여 뇌파 신호 형태로 복원한다.

III. 실험결과 분석 및 고찰

1. 실험 장비

실험을 위한 뇌파 장비로는 Intraxon Muse : The Brain Sensing Headband 2016을 사용하였다. 장비 착용 시 국제 표준 전극 배치법 10-20 system에서 정의한 4개 채널(TP9, AF7, AF8, TP10)에 전극이 위치하여 뇌파를 수집한다. 뇌파 샘플링 속도는 256Hz이고 장비 전원에 의해 60Hz에 잡음이 기본적으로 발생한다. 데이터 전송은 Bluetooth 4.0 Low Energy(BTLE) 무선 통신 규격에 의해 이루어진다.

시선 추적 센서는 VR 콘텐츠 출력을 위한 Head Mounted Display(HMD) 장비인 Fove0에 내장된 시선 추적 센서를 사용하였다. 시선 추적 센서는 120fps의 속도로 정보를 수집하며 USB 인터페이스를 이용해 50fps의 속도로 PC에 시선 정보를 전달한다. 제공되는 데이터 중 눈 깜빡임 정보는 0 또는 1 값을 가지는 스칼라값으로 전달되며 0과 1은 각각 눈을 뜬 경우, 눈을 감고 있는 경우를 의미한다.

실험 시에는 뇌파 센서와 시선 추적 센서의 측정을 동시에 진행하여 측정 완료 후 두 센서의 데이터를 비교분석 함으로써 뇌파에서 눈 깜빡임 잡과에 의해 오염된 시점을 정확하게 파악할 수 있다.

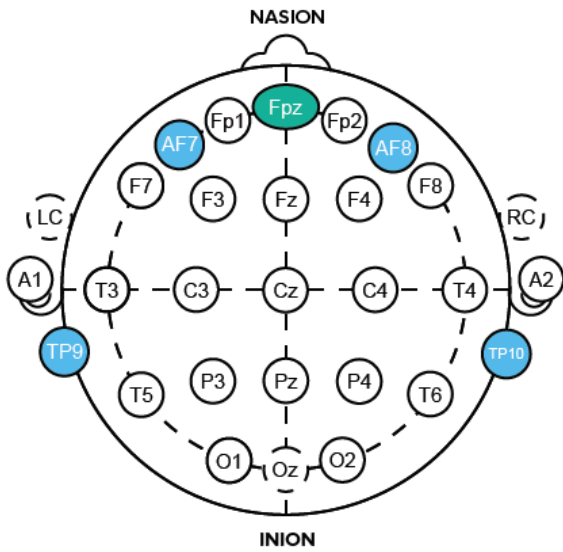


Fig. 3. Location of Muse sensor electrodes on 10-20 system. 그림 3. Muse 센서 10-20 system 전극 위치

2. 정량화 알고리즘

가. 신호 대 잡음 비

신호 대 잡음 비는 잡음 전력 대비 신호 전력의 세기를 비율로써 나타낸 것으로 일반적으로 데시벨(db) 단위로 나타낸다. 수식 (1)은 신호 대 잡음 비의 수식을 보인다.

$$SNR = 10\log_{10}\left(\frac{P_s}{P_n}\right) \tag{2}$$

수식 (2)에서 P_s , P_n 은 각각 신호 전력, 잡음 전력을 나타내고 신호 대 잡음 비에 로그 스케일링을 적용하여 신호 비율을 데시벨 단위로 변경한다. 데시벨 단위로 변환된 결과 수식의 결과 값이 0에 가까울 수록 잡음 성분이 적음을 나타낸다.

나. 스펙트럼 일관성

스펙트럼 일관성은 두 신호의 데이터 세트 간의 관계를 분석하기 위해 사용될 수 있는 통계적 지표로 일반적으로 선형 시스템의 입력과 출력 사이의 인과관계를 정량화하기 위해 사용된다.

$$C_{xy}(f) = \frac{|G_{xy}(f)|^2}{G_{xx}(f)G_{yy}(f)} \tag{3}$$

위 수식 (3)은 스펙트럼 일관성 분석방법의 수식을 나타낸다. 위 수식에서 $G_{xy}(f)$ 는 x, y 사이의

교차 스펙트럼 밀도이고, $G_{xx}(f)$ 와 $G_{yy}(f)$ 는 각각 x, y의 자동 스펙트럼 밀도이다. 스펙트럼 일관성 수치는 0~1 범위의 값으로 C_{xy} 의 값이 0이면 $x(t)$ 와 $y(t)$ 가 무관함을 나타내고, 1에 가까울 수록 두 신호의 일관성이 높음을 나타낸다.

3. 실험 결과

실험은 Muse 센서를 이용하여 기록된 뇌파 데이터에 잡파에 해당하는 독립성분을 변환 계수와 함께 제거하는 기존의 잡파 제거 방법과 본 논문에서 제안한 방법을 각각 적용하여 잡파 제거 후 복원한 신호의 신호 대 잡음 비와 스펙트럼 일관성 수치를 비교하는 방식으로 진행되었다. 그림 4는 대역 통과 필터를 적용한 뇌파 신호와 기존의 방법, 제안한 방법을 이용하여 신호의 잡파를 제거한 신호를 보인다.

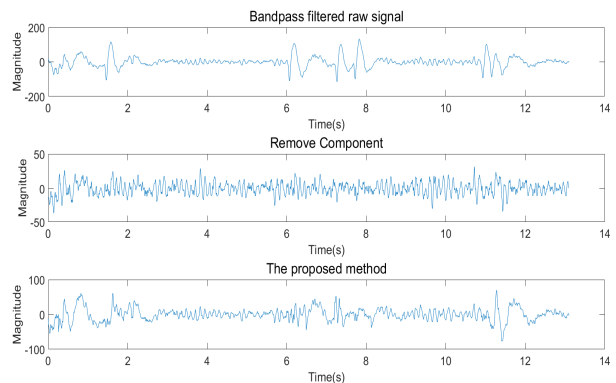


Fig. 4. Comparison artifact removal methods. EEG raw signal filtered with bandpass filter(top), IC removal method(middle), The proposed method(bottom).

그림 4. 잡파 제거 결과 비교. 대역 통과 필터 적용 뇌파 신호(위), 기존 독립성분제거 방법(중간), 제안한 방법(아래)

그림 4에서 필터링된 뇌파 신호와 잡파 제거 결과를 비교했을 때 기존의 독립성분 제거 방법을 적용한 결과의 경우 잡파가 포함된 영역 외의 신호 영역에서도 변화가 나타났으나 제안한 방법의 경우 해당 영역을 제외한 나머지 영역에 대해서는 정보를 보존함을 확인할 수 있다.

그림 5는 기존 알고리즘과 본 논문에서 제안한 개선된 알고리즘을 각각 적용하여 잡파를 제거한 신호와 잡파 제거 전 신호 사이의 스펙트럼 일관성 수치를 누적 막대 그래프 형태로 비교한 모습을 보인다.

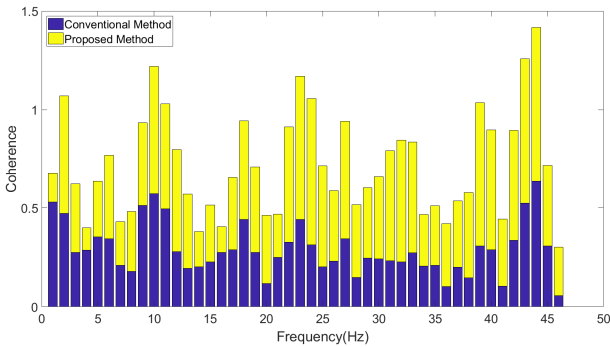


Fig. 5. Comparison of coherence values between EEG signal and EEG signal before and after algorithm improvement.

그림 5. 개선 전, 후 잡파 제거 알고리즘 결과물과 뇌파 신호 사이의 일관성 수치 비교

그림 5의 그래프에서 하단에 있는 막대 그래프는 기존 방법에 대한 일관성 수치를 나타내고 상단에 있는 막대는 제안한 방법에 대한 일관성 수치를 나타낸다. 그래프로 확인한 결과 대다수의 주파수 영역에서 제안한 방법의 결과가 잡파 제거 전보다 높은 일관성 수치를 보임으로써 기존의 방법과 비교했을 때 비교적 원본 신호 정보와 유사한 형태로 잡파 제거를 진행하였음을 확인할 수 있다.

아래 표 1은 7명의 피험자로부터 기록한 뇌파 데이터에 기존 잡파 제거 방법과 본 논문에서 제안한 잡파 제거 방법을 각각 적용한 결과들의 신호 대 잡음 비, 스펙트럼 일관성 수치들의 평균, 표준편차 값을 표로 보인다.

Table 1. Quantitative numerical comparison of artifact removal algorithm

표 1. 잡파 제거 알고리즘의 정량적 수치 비교

Algorithm	Eletrode	SNR		SC	
		mean	std	mean	std
The conventional method	TP9	1.09	0.59	0.39	0.24
	AF7	0.04	0.04	0.82	0.30
	AF8	0.01	0.01	0.97	0.03
	TP10	0.95	0.34	0.30	0.13
The proposed method	TP9	0.81	0.47	0.50	0.22
	AF7	0.02	0.03	0.90	0.08
	AF8	0.01	0.01	0.97	0.03
	TP10	0.78	0.40	0.48	0.10

표 1의 통계 데이터를 통해 기존의 방법과 제안

한 방법의 두 정량적 지표를 비교했을 때 제안한 방법이 비교적 원본 데이터 보존 관점에서 더 좋은 성능을 보임을 확인할 수 있다.

IV. 결론

뇌파는 사람의 신체 활동 변화에 의한 뇌 활동 변화를 연구하기 위해 널리 사용되고 있는 도구이다. 하지만 뇌에 직접 전극을 부착하는 것이 아니라 두피에 전극을 부착하여 간접적으로 뇌 활동 전위를 분석하는 방법을 사용하므로 피험자의 상태, 주변 환경에 따라 뇌파에 잡파가 혼입되기 쉽다.

본 논문에서는 뇌파 신호의 잡파 제거를 위해 널리 사용되고 있는 독립성분분석 방법을 사용할 때 발생하는 신호 정보 손실 문제를 개선하기 위해 뇌파와 함께 기록된 시선 추적 센서 데이터를 활용하여 얻은 눈 깜빡임 시점 정보를 활용한다. 독립성분에서 실제 신호 왜곡이 일어난 것으로 판단되는 시점의 데이터에 대해서만 왜곡 보정을 수행함으로써 잡파 제거 과정에서의 정보손실을 최소화하는 방법을 소개하였다.

이후 기존의 독립성분분석을 이용한 잡파 제거 방법과 제안한 방법을 비교하여 실험한 결과 신호 대 잡음 비와 주파수 응집도 수치 면에서 이전 방법보다 개선되었음을 확인하였다. 두 정량적 수치를 통해 제안한 방법이 기존의 방법과 비교했을 때 잡파 제거 과정에서 원본 신호의 정보손실이 적음을 확인할 수 있다. 본 연구를 통해 잡파 제거 과정에서 비교적 더 많은 주파수 성분을 보존함으로써 감정분석과 같은 주파수 분석이 핵심적인 뇌파 연구 분야에서 더욱 신뢰성 있는 연구 결과를 얻는 것에 도움을 줄 수 있을 것으로 보인다.

References

[1] A. Jalilifard, E. B. Pizzolato and M. K. Islam, "Emotion classification using single-channel scalp-EEG recording," in *Proc. of the 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp.845-849, 2016. DOI:10.1109/EMBC.2016.7590833
 [2] W. Zheng, "Multichannel EEG-Based Emotion Recognition via Group Sparse Canonical Correlation

Analysis,” *IEEE Trans. Cogn. Develop. Syst.*, Vol.9, No.3, pp.281-290, 2017.

DOI:10.1109/TCDS.2016.2587290

[3] M. Li and B.L. Lu, “Emotion classification based on gamma-band EEG,” in *Proc. of the 2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp.1223-1226, 2009. DOI:10.1109/IEMBS.2009.5334139

[4] B. Abibullaev, “Learning suite of kernel feature spaces enhances SMR-based EEG-BCI classification,” in *Proc. of the 2017 5th International Winter Conference on Brain-Computer Interface (BCI)*, pp.55-59, 2017.

DOI:10.1109/IWW-BCI.2017.7858158

[5] M. Z. Ilyas, P. Saad, M.I. Ahmad and A. R. I. Ghani, “Classification of EEG signals for brain-computer interface applications: Performance comparison,” in *Proc. of the 2016 International Conference on Robotics, Automation and Sciences (ICORAS)*, pp.1-4, 2016.

DOI:10.1109/ICORAS.2016.7872610

[6] P. Tan, W.S. and L. Yu, “Applying Extreme Learning Machine to classification of EEG BCI,” in *Proc. of the 2016 IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER)*, pp.228-232, 2016. DOI:10.1109/CYBER.2016.7574827

[7] M. Z. Ahmad, M. Saeed, S. Saleem and A. M. Kamboh, “Seizure detection using EEG: A survey of different techniques,” in *Proc. of the 2016 International Conference on Emerging Technologies (ICET)*, pp.1-6, 2016. DOI:10.1109/ICET.2016.7813209

[8] Y. Yuan, G. Xun, F. Ma, Q. Suo, H. Xue, K. Jia et al., “A novel channel-aware attention framework for multi-channel EEG seizure detection via multi-view deep learning,” in *Proc. of the 2018 IEEE EMBS International Conference on Biomedical & Health Informatics (BHI)*, pp.206-209, 2018. DOI:10.1109/BHI.2018.8333405

[9] E. Kim and D. Shin, “Nonlinear and Independent Component Analysis of EEG with Artifacts,” *J. Fuzzy Log. Intell. Syst.*, Vol.12, No.5, pp.442-450, 2002.

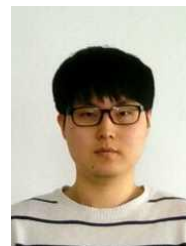
[10] N. P. Castellanos and V. A. Makarov, “Recovering EEG brain signals: Artifact suppression with wavelet enhanced independent component analysis,” *J. Neurosci. Methods*, Vol.158, No.2, pp.300-312, 2006. DOI:10.5391/JKIIS.2002.12.5.442

[11] M. A. Klados, C. Papadelis, C. Braun, and P. D. Bamidis, “REG-ICA: A hybrid methodology combining Blind Source Separation and regression techniques for the rejection of ocular artifacts,” *Biomed. Signal Process. Control*, Vol.6, No.3, pp.291-300, 2011. DOI:10.1016/j.bspc.2011.02.001

[12] J. W. Matiko, S. Beeby, and J. Tudor, “Real time eye blink noise removal from EEG signals using morphological component analysis,” in *Proc. of the 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp.13-16, 2013. DOI:10.1109/EMBC.2013.6609425

BIOGRAPHY

Jong-Seob Yung (Member)



2017 : BS degree in Computer Engineering, Seokyeong University.

2017~Present : MS course in Electronics & Computer Engineering, Seokyeong University.

Jin-Heon Kim (Member)



1982 : BS degree in Electrical Engineering, Korea University.

1984 : MS degree in Electrical Engineering, Korea University.

1994 : Ph.D degree in Electrical Engineering, Korea University.

1995~Present : Associate Professor, Seokyeong University.