

# 웨이블릿 특징 벡터 기반 SVM을 이용한 ERP 검출 알고리즘에 관한 연구

이영석\*

## Study on ERP Detection Algorithm Using SVM with wavelet feature vector

Young-Seok Lee\*

**요 약** 본 연구에서는 웨이블릿 평면에서 대역 분할된 데이터를 특징 벡터로 하는 SVM을 이용한 ERP 검출 실험을 하였다. 뇌파 신호는 SCSD의 SCCN 뇌파 데이터베이스에 있는 시각적 자극(visual stimulus)을 이용하여 발생한 ERP를 사용하였다. 검출 알고리즘을 이용한 실험은 기존의 뇌파의 주파수 분석 데이터를 특징 벡터로 하는 방법과 웨이블릿 평면에서 전개된 뇌파 데이터를 특징 벡터로 하는 SVM 검출 방식을 비교하였다. 실험 결과는 기존의 특징 벡터를 이용하는 방법에 비하여 웨이블릿 평면에서 전개된 특징 벡터를 이용하는 SVM 방식이 ERP의 검출 율에서 약 10%의 향상된 성능을 나타내었다. 실험 결과에 대한 분석에서 웨이블릿 평면 특징 벡터를 적용한 SVM 실험 결과에서 검출 율이 향상된 이유로서 대뇌 피질 활동이 ERP의 주파수 대역에 따른 활동성의 증감 특성과 ERP의 웨이블릿 평면 대역별 특성에 대한 비교 분석을 수행하였다.

**Abstract** In this study we performed the experiment to detect the ERP using SVM with wavelet features. The EEG signal that is generated visual stimulated ERP database in SCCN applied for the experiment. The feature vectors for experiment are categorized frequency and continuous wavelet-based vectors. In experimental results, the detection rate of SVM with wavelet feature vectors improved above 10% comparing with frequency-based feature vector. Based on the experimental results we analyzed the relation between the activity degree of the ERP and the band split characteristics of the ERP by wavelet transform.

**Key Words** : Brain-computer interface, Event-related potential(ERP), Electroencephalography(EEG), Support vector machine(SVM), Wavelet feature vector

### 1. 서론

현대 인간의 의사소통 기술은 인간과 인간 사이의 의사소통을 넘어 인간과 기계간의 의사소통 기술이 가능한 사회로 발전하고 있다. 그리고 현대 기계의 대부분은 컴퓨터에 의해 제어되므로 인간과 컴퓨터 간에 서로 의사를 전달하고 해석하는 기술이 현대 사회의 필수불가결한 기술로 각광을

받고 있다. 인간과 컴퓨터 간에 의사소통을 할 수 있는 고전적인 방법들은 키보드, 마우스, 터치스크린 및 조이스틱과 같이 인간의 중추 신경에서 발현하는 근육의 운동성을 이용하는 방법들이 대부분이다. 이러한 근육 운동의 발현은 중추 신경계 특히 두뇌의 전두엽 활동에 의한 결과로서 근육의 운동은 대뇌 피질로부터 발생한 인간의 의식 또는 의지를 전달해 주는 역할을 수행할 뿐이다.

This research is supported by Chungwoon University Research Fund in 2016.

\*Corresponding Author : Dept. of Electronic Eng., Chungwoon University (yslee@chungwoon.ac.kr)

Received December 01, 2016

Revised December 26, 2016

Accepted January 11, 2017

최근 인간과 컴퓨터간의 의사소통 기술은 앞서 기술한 고전적인 방법에서 근육의 운동성을 배제한 뇌와 컴퓨터 간의 직접적인 의사소통으로 발전하고 있다. 즉 인간의 두뇌에서 발생한 감정, 의지 등을 직접 컴퓨터에 전달함으로써 보다 정확히 인간의 의사를 컴퓨터에게 전달을 하려는 의도이다. 이와 같은 의도에 의해 발전하고 있는 뇌-컴퓨터 인터페이스 기술(brain-computer interface technology)은 두뇌에 발생하는 뇌파를 수집하고 의미 있는 정보를 검출하고 해석 및 분류하는 모든 기술로 정의할 수 있다. 특히 수집된 뇌파에서 의미 있는 정보를 검출하고 분류하는 기술은 인간의 의도를 정확히 컴퓨터에 전달하는데 중요한 역할을 담당한다[1].

본 연구에서는 수집된 뇌파 신호로부터 뇌파를 검출하는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 수집된 뇌파에 이산 웨이블릿 변환을 수행하고 웨이블릿 대역의 뇌파 신호들을 특징 벡터로 하는 SVM(support vector machine)을 이용한 검출 알고리즘을 수행하였다. 사용된 데이터는 시각적 자극에 의해 발생한 뇌파 데이터 집합으로서 UCSD (University of California, San Diego)의 SCCN(Swartz Center for Computational Neuroscience)의 뇌파 데이터베이스를 사용하였다[2].

## 2. 전극을 통한 ERP 수집 및 특징

뇌는 인간의 인지와 감정 및 운동과 같이 인간의 전 영역에 걸친 정보를 처리하는 인체의 중심 기관이다. 뇌의 활동은 자기공명영상 (MRI)나 뇌자도(MEG)를 이용하여 측정하는 방법들이 있으나 중후한 장비 특성 및 측정 환경이 제한되어 뇌-컴퓨터 인터페이스 기술을 적용하는 데에는 한계가 있다.

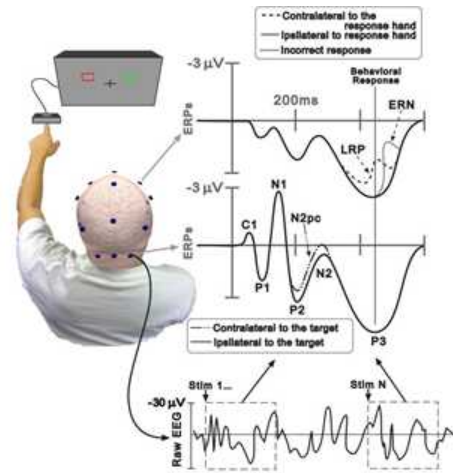


그림 1. 시각적 자극에 의한 EEG 수집 시스템  
Fig. 1. EEG acquisition system by visual stimuli

뇌전도 신호(EEG: ElectroEncephaloGraphy)는 뇌의 신경 활동과 관련된 정보를 제공하는 복잡하고 불규칙한 생체 전기 신호이다. 뇌파는 두뇌의 피부 표면에서 전극을 통하여 수집할 수 있으며 크기가 수십 마이크로 볼트 단위로 매우 작으며 활동 주파수 영역은 0.5Hz -100Hz이다.

뇌전도 신호의 활동성은 대뇌피질(cerebral cortex)의 활동에 강력한 영향을 받기 때문에 머리의 다양한 부위에 전극을 붙이고 대뇌피질로부터 발생하는 전압을 측정하는 방식으로 수집되며 활성화가 된 대뇌 피질로부터 발생한 전압은 비활성화 상태의 대뇌 피질에서 수집한 전압에 비하여 상대적으로 높은 전압이 측정되는 것이 일반적이다. 그림 1은 시각적 자극에 의해 머리에 접촉된 전극을 이용하여 뇌전도 신호를 측정하는 방법을 나타낸다. 뇌전도 신호를 측정하는 방법은 전극과 대뇌 피질의 위치를 고려한 10-20 국제 시스템을 사용하여 측정하며 전두엽, 두정엽, 측두엽 및 후두엽으로 구분하여 전극을 배치한다. 그림 2는 10-20 국제 시스템을 이용한 전극의 위치 및 명칭을 나타내고 있다.

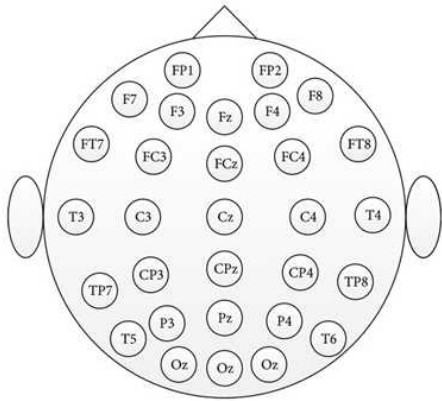


그림 2. EEG 검출을 위한 전극의 위치  
Fig. 2. Positions of electrodes for EEG acquisition

위의 그림에서 전극 FP1, FP2, F7 및 F8은 전두엽에서 발생하는 뇌전도 신호를 측정하는 센서들로서 사고력, 기억력과 같이 정보를 조정하여 행동을 관장하는 역할을 담당한다. 또한 계획, 운동, 감정 및 이에 대한 반응도 담당을 한다. 또한 머리의 정중앙에 위치한 전극 Cz와 후두엽에 위치한 전극들인 P3, Pz 및 P4는 시각 중추와 관련된 영역으로 외부의 시각적 자극에 반응하고 시각 정보를 처리하는 뇌전도 신호를 수집한다.

ERP(Event-Related Potential)는 양 전위(positive potential) 또는 음 전위(negative potential)를 갖는 여러 개의 피크들로 구성되어 있으며 피크 명칭은 극성(polarity)과 잠복기(latency)에 의하여 붙여진다. 예를 들어 자극 제시 후 양 전위를 띠고 300ms에서 나타나는 파형을 P300이라고 명명한다. 이러한 요인들은 자극 제시 전 200ms 이전에 관찰되는 정점을 초기 정점(early peak)으로 하여 분포하는 한편 200ms 이후에 나타나는 정점을 후기 인지적 정점(post cognitive peak)으로 분류한다. ERP의 발생 기전은 두뇌의 내부적 활동(endogenous task)에 의한 것과 외부적 자극에 의한 활동(exogenous task)에 의한 것으로 분류되고 내부적 활동은 대뇌 피질의 심리적 자극의 효과에 의하여 발생하며 외부적 활동은 외부의 시각적, 청각적 자극에 의해 발생한다[3].

### 3. 실험 및 결과 고찰

#### 3.1 뇌전도 데이터의 수집

본 연구에서 실시한 실험 데이터는 UCSD의 SCCN의 뇌전도 신호 데이터베이스를 사용하였다. 실험에 사용한 데이터는 두 종류의 사건 'square'와 'rt'에 의해 발생하는 자극에 의한 ERP와 관련된 데이터로서 'square' 사건은 녹색 사각형이 화면에 나타났을 때의 반응이고 'rt'사건은 대상의 반응 시간에 대하여 나타나는 반응에 대한 것이다. 화면상의 사각형은 가로 축을 따라 5개의 위치에 나타나며 왼쪽에서 첫 번째와 두 번째 사각형에 대하여 피 실험자가 버튼을 이용하여 반응하고 이때 나타나는 ERP를 측정하도록 하였다. 이 실험에서는 화면에 가로축 상에 첫 번째 및 두 번째 위치를 제외한 나머지 부분에 사각형이 나타나거나 원이 나타날 경우에는 버튼을 누르지 않도록 실험 설계를 하였으며 수집된 데이터는 정확하게 사각형이 위치한 부분에서 발생하는 ERP만을 수집하여 데이터로 사용하였다[2].

하나의 사건에 의한 자극 당 시간(epoch)는 화면에 사건이 발생하기 1초전과 발생한 후 2초로 구성하여 ERP를 측정하였다.

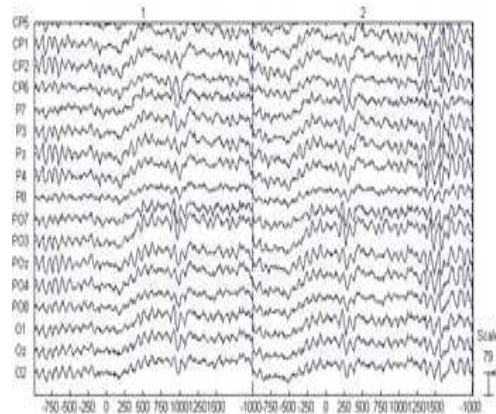


그림 3. EEG 파형의 예  
Fig. 3. Example of EEG waveform

또한 안전도 신호(EOG: ElectroOculoGraphy)의 영향을 고려하여 [3]에 나타난 바와 같이 ICA(independent component analysis)를 이용하여

안전도 신호의 간섭을 제거하였다. 또한 주파수 분석을 통하여 0-4Hz 대역의  $\delta$ 파를 제거한 뇌전도 신호를 사용하였다. 그림 3은 시각적 사건에 의한 자극으로 부착된 뇌전도 전극에서 수집된 뇌전도 신호로서 UCSD의 SCCN에서 얻은 데이터를  $\mu V$  단위로 나타내고 있다.

수집된 뇌전도 신호에서 ERP를 추출하기 위한 일반적인 방법은 각 epoch에서 수집된 뇌전도 신호를 모두 더하고 시 평균을 취하여 잡파의 영향이 서로 상쇄된 시 평균 (time average)을 구하는 것이다. 다음의 그림은 특정 전극에서 ERP의 발생 1초 전부터 발생 후 2초까지 수집한 ERP 데이터를 30회 시평균을 취하여 얻어진 ERP를 나타내고 있다.

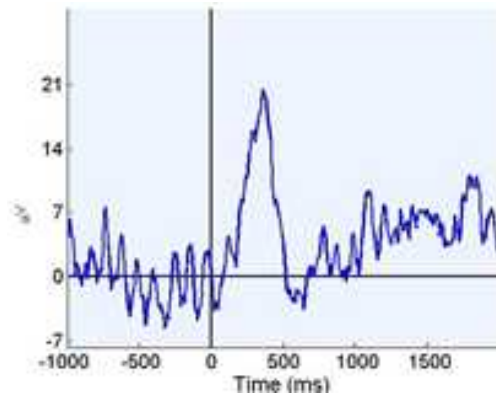


그림 4. 시 평균 ERP 파형  
Fig. 4. Time- averaged ERP waveform

### 3.2 웨이블릿 특성 벡터를 이용한 SVM

실험에서 사용된 뇌전도 신호의 샘플링 주파수는 128Hz를 사용하였다. 기존의 SVM을 이용할 때 뇌전도 신호의 특성 벡터 추출은 샘플링된 뇌전도 신호를 각각  $\alpha$ 파,  $\beta$ 파,  $\gamma$ 파,  $\theta$ 파 및  $\delta$ 파로 주파수 대역 필터를 통하여 추출하는 것이다. 그러나 본 연구에서는 128Hz의 샘플링 주파수를 갖는 뇌전도 신호의 각 대역별 신호가 웨이블릿 변환[4]의 각 대역에 거의 일치하다는 점을 이용하여 필터를 이용하는 기존의 방법을 대신하여 웨이블릿 변환된 근전도 신호를 특징 벡터로 사용하였다. 표 1은 샘플링된 뇌전도 신호의 각 주파수 대역과 웨이블릿 대역간의 유사한 대역 특성을 나타내고 있다.

표 1. 뇌전도 신호의 주파수 대역과 웨이블릿 대역 비교  
Table 1. Comparison of frequency and wavelet band of EEG

Wave forms	Frequency band (Hz)	
	Frequency	Wavelet
$\delta$ wave	0-4	0-4
$\theta$ wave	4-8	4-8
$\alpha$ wave	8-13	8-16
$\beta$ wave	13-30	16-32
$\gamma$ wave	30-50	32-64

SVM 분류기의 원리는 결정경계(decision boundary)와 훈련 데이터 사이의 거리가 최대 여유(margin)를 갖도록 초평면(hyperplane)을 설계하는 것이 목적이다. 초평면에서 가장 가까운 데이터 벡터를 구하기 위한 함수는 초평면에 직각인 법선 벡터 간의 거리를 최대화하기 위한 식 (1)의 초평면 결정 함수에 의해 나타낼 수 있다 [5].

$$f(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i (w_i^T w_i) + b \right] \quad (1)$$

위 식은 데이터 벡터  $x$ 에 대하여 라그랑주 승수 법(Lagrange multiplier method)을 이용하여 라그랑주 승수  $\alpha_i$ 와 클래스 레이블(class label)  $y_i$  법선 벡터  $w_i$ 의 내적의 곱으로 표현하여 저차원 초평면에서 분리할 수 없는 경우에는 고차원에서 초평면에 의해 최대 여유를 갖는 데이터로 분리할 수 있다는 것을 의미한다[6].

### 3.3 실험 과정 및 결과

실험을 위하여 UCSD의 SCCN의 뇌전도 데이터는 주파수 대역으로 분할된 특징 벡터 및 웨이블릿 특징벡터를 사용한 SVM을 Matlab 프로그램을 이용하여 그림 5와 같은 과정을 구현하였다.

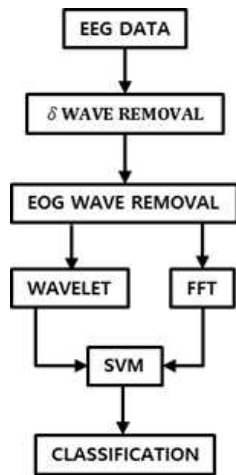


그림 5. ERP 검출을 위한 실험 흐름도  
Fig. 5. Experimental flow chart for ERP detection

실험 과정은 128Hz로 샘플링 된 뇌전도 데이터를 시각적 자극 전 1초와 자극 후 2초를 포함하는 한 주기의 epoch를 이용하고 주파수 밴드 특성 벡터를 추출하기 위하여 FFT(fast Fourier transform)를 사용하여 주파수 대역으로 변환한 뇌전도 데이터의 절 대 값인 전력 스펙트럼을 사용하였으며[7] 웨이블릿 특성 벡터를 추출하기 위하여 한 동일한 주기의 epoch를 DB6 웨이블릿을 이용한 4단계 웨이블릿 변환을 수행하여 시간-주파수 평면 벡터로 나타내도록 하였다[8].

실험에 사용된 뇌전도 데이터는 시각적 자극에 반응하는 뇌전극 부위인 Pz, P3 및 P4를 사용하였으며 SVM의 학습을 위하여 총 80개의 epoch를 갖는 뇌전도 데이터에 대하여 60개를 사용하였고 나머지 20개는 ERP 검출을 위한 실험에 사용하였다. 표 2는 각 전극 영역에서 ERP 추출 율을 비교한 것이다.

표 2. 전극 위치에 따른 ERP 검출 율 비교  
Table 2. Comparison of Detection rate by electrode positions

Electrodes	Detection rate(%)	
	Frequency band	Wavelet band
Pz	69.1	78.9
P3	71.8	84.2
P4	73.2	85.3

표 2에서 나타낸 바와 같이 주파수 대역 별로 나누어진 특징 벡터를 이용하는 것보다 웨이블릿 변환된 특징 벡터를 이용하는 것이 검출 율이 평균 10% 향상 된 것을 관찰할 수 있다.

표 3. 학습 벡터의 수를 제한한 경우 주파수 및 웨이블릿 특징 벡터를 이용한 검출 율 비교

Table 3. Comparison of detection rate for frequency and wavelet feature vector by constraining the number of training vector

Number of training vector	Electrode position	Detection rate (%)	
		Frequency band	Wavelet band
30	Pz	20.4	33.4
	P3	21.5	36.9
	P4	23.5	36.2
45	Pz	23.6	43.6
	P3	25.5	42.8
	P4	23.4	44.3
60	Pz	69.1	78.9
	P3	71.8	84.2
	P4	73.2	85.3

이와 같은 결과는 웨이블릿 특성 벡터가 SVM의 특성인 초평면의 마진을 최대화 하는 방향으로 기존의 주파수 대역을 이용한 특성 벡터에 비하여 우수하게 작용하고 있다는 것을 의미한다. 또한 본 연구에서는 동일한 뇌전도 데이터에 대하여 특성 벡터의 수를 제한하고 검출 율을 비교하였다. 표 3은 SVM의 학습 과정에서 학습 데이터 즉 epoch의 수를 제한하였을 때 검출 율을 나타내고 있다.

표 3의 결과는 기존의 주파수 대역을 이용한 특성 벡터를 이용한 SVM 결과에 비하여 웨이블릿 특징 벡터를 사용하는 방식이 상대적으로 적은 수의 학습을 통하여 최대 마진에 접근하는 것으로 해석 할 수 있으며 이와 같은 결과는 본 연구에서 사용한 웨이블릿 특징 벡터가 구분되는 ERP의 특징을 더 잘 반영하는 것으로 해석할 수 있다. 이와 같은 결과는 웨이블릿 변환이 시간의 함수를 시간-주파수 평면상에서 전개하는 것이기 때문에 주파수 성분만을 이용하여 특징 벡터를 표현하는 기존

의 방법에 비하여 ERP의 특징을 명확히 표현할 수 있는 것으로 판단된다. 또한 본 연구에서는 시각적 자극에 반응하는 전극에서 점점 멀어지는 전극들에 대하여 동일한 실험을 실시하고 검출 율을 관찰하였다. 표 4는 전극의 위치가 아래로 내려가면 내려갈수록 시각적 자극에 반응하는 전극으로부터 멀어지도록 배치한 것이다.

표 4. 전극 위치에 따른 ERP 검출 율 비교  
Table 4. Comparison of Detection rate by electrode positions

Electrodes	Detection rate (%)	
	Frequency band	Wavelet band
CPz	60.1	64.6
CP3	62.3	66.7
CP4	63.6	65.5
Oz	53.1	60.6
T5	50.6	56.8
T6	52.4	55.3
TP7	48.3	55.7
TP8	48.4	53.5

표 4의 결과에서 시각적 자극을 담당하는 전극의 위치에서 멀어진 전극일수록 검출 율이 감소하는 것을 확인할 수 있으며 이와 같은 결과는 시각적 자극을 담당하는 전극과 일정한 거리를 갖는 전극의 경우에 거리의 함수로서 상관성이 나타난다는 것을 알 수 있다. 이와 같은 결과는 표 3의 향상된 검출 율을 나타낸 결과와 함께 웨이블릿 특징 벡터를 이용한 방법이 주파수 대역 특징 벡터를 이용하는 방법에 비하여 ERP의 특징을 더 잘 표현한다는 점을 보여준다. 본 연구에서 얻어진 결과는 [9]에 나타난 결과와 비교하였다. [9]에서는 인간의 감정을 분류하기 위하여 SVM을 사용하였으며 기존의 주파수 대역을 이용한 특징 벡터를 사용한 것이다. 이 연구 결과에서 얻어진 주파수 대역을 이용한 특징 벡터를 이용한 SVM의 결과는 본 연구에서 얻어진 동일한 실험에 대한 결과와 유사한 결과를 보이고 있음을 알 수 있다. 또한 [10]의 결과에서 비록 음향 자극에 의한 결과 이긴 하지만 시각적 자극에서도 ERP의 검출 율이 거리

의 반비례 함수로 관찰되는 것을 확인 할 수 있다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 시각적 자극에 의해 발생하는 ERP를 검출하는 방법에 대하여 제안하고 실험을 통하여 성능을 분석하였다. ERP 반응을 포함한 뇌전도 신호는 USSD의 SCCN의 데이터베이스를 실험을 위한 데이터로 사용하였다. 실험 과정은 일정한 간격으로 시각적 자극을 받은, ERP 반응을 포함하는 뇌전도 신호를 웨이블릿 변환하여 특징 벡터로 사용하였다. 검출 알고리즘은 SVM이 사용되었다. 제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 근전도 신호의 주파수 대역 성분을 특징 벡터로 하는 동일한 SVM의 검출율과 비교하였다. 제안한 방법의 검출 율이 기존의 방법에 비하여 약 10%의 향상된 것을 관찰할 수 있었다. 본 연구의 실험 결과에 대하여 동일한 SVM 알고리즘을 적용하고 특징 벡터의 종류 만 바꾸어 향상된 검출 율에 대한 논의를 하였다. 제안한 특징 벡터는 웨이블릿 변환된 뇌전도 신호이므로 뇌전도 신호의 주파수 대역 별 신호를 표현한다. 잘 알려진 바와 같이 뇌전도 신호는 주파수 대역별로 서로 다른 대뇌 피질의 활동을 나타내는 것으로 알려져 있다. 그러므로 웨이블릿 변환된 특징 벡터는 뇌전도 신호의 시간-주파수 특성을 주파수 성분으로 이루어진 특징 벡터에 비하여 더 명확히 표현할 수 있기 때문에 검출 율이 향상된 것으로 해석할 수 있다.

최근의 인간-컴퓨터 인터페이스 기술은 인간의 감각 및 인지적 능력뿐만 아니라 감정까지 정량화하여 인간과 컴퓨터 간의 의사소통 능력을 향상시키는 방향으로 발전하고 있다. 본 연구는 이와 같은 인간-컴퓨터 인터페이스 기술의 발전 경향에서 뇌전도 신호를 검출하고 이를 분석하는 분야에 기여할 수 있다.

REFERENCES

[1] Schalk, Gerwin, "BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system." *IEEE Transactions on biomedical engineering*, Vol. 51, No. 6, pp. 1034-1043, 2004.

[2] Website: UCSD SCCN, [https://sccn.ucsd.edu/~arno/fam2data/publicly\\_available\\_EEG\\_data.html](https://sccn.ucsd.edu/~arno/fam2data/publicly_available_EEG_data.html)

[3] Eimer, Martin, Amanda Holmes, and Francis P. McGlone. "The role of spatial attention in the processing of facial expression: an ERP study of rapid brain responses to six basic emotions." *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience* 3 pp. 97-110, No. 2, 2003.

[4] Tsochantaridis, Ioannis,. "Support vector machine learning for interdependent and structured output spaces." *Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning*. ACM, 2004.

[5] Bostanov, Vladimir. "BCI competition 2003-data sets Ib and IIb: feature extraction from event-related brain potentials with the continuous wavelet transform and the t-value scalogram." *IEEE Transactions on Biomedical engineering*, pp. 1057-1061. Vol. 51, No. 6, 2004.

[6] H. J. Lee, D. I. Shin, , D. K. Shin, "The Classification Algorithm of Users' Emotion Using Brain-Wave, *J-KICS*, pp. 122-129, Vol. 39-c, No. 2, 2014.

[7] Mueller, Andreas. "Discriminating between ADHD adults and controls using independent ERP components and a support vector machine: a validation study." *Nonlinear biomedical physics* 5. Vol. 1, 2011.

저자약력

이 영 석(Young-Seok Lee)

[정회원]



- 1995년 2월 : 서울시립대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
- 1998년 2월 : 서울시립대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)
- 1998년 3월 ~ 현재 : 청운대학교 인천캠퍼스 전자공학과 교수

<관심분야>

디지털신호처리, 워터마킹, 임베디드시스템, 기계학습