

# 멀티모달 감정인식률 향상을 위한 웨이블릿 기반의 통계적 잡음 검출 및 감정분류 방법 연구

## Wavelet-based Statistical Noise Detection and Emotion Classification Method for Improving Multimodal Emotion Recognition

윤 준 한\*, 김 진 현\*

Jun-Han Yoon\*, Jin-Heon Kim\*

### Abstract

Recently, a methodology for analyzing complex bio-signals using a deep learning model has emerged among studies that recognize human emotions. At this time, the accuracy of emotion classification may be changed depending on the evaluation method and reliability depending on the kind of data to be learned. In the case of biological signals, the reliability of data is determined according to the noise ratio, so that the noise detection method is as important as that. Also, according to the methodology for defining emotions, appropriate emotional evaluation methods will be needed. In this paper, we propose a wavelet -based noise threshold setting algorithm for verifying the reliability of data for multimodal bio-signal data labeled Valence and Arousal and a method for improving the emotion recognition rate by weighting the evaluation data. After extracting the wavelet component of the signal using the wavelet transform, the distortion and kurtosis of the component are obtained, the noise is detected at the threshold calculated by the hampel identifier, and the training data is selected considering the noise ratio of the original signal. In addition, weighting is applied to the overall evaluation of the emotion recognition rate using the euclidean distance from the median value of the Valence-Arousal plane when classifying emotional data. To verify the proposed algorithm, we use ASCERTAIN data set to observe the degree of emotion recognition rate improvement.

### 요 약

최근 인간의 감정을 인식하는 연구 중 딥러닝 모델을 사용하여 복잡한 생체 신호를 분석하는 방법론이 대두되고 있다. 이때 학습하고자 하는 데이터의 종류에 따른 평가 방법 및 신뢰성은 감정 분류의 정확성에 있어 중요한 요소이다. 생체 신호의 경우 데이터의 신뢰성이 잡음 비율에 따라 결정되므로 잡음 검출 방법이 우수할수록 신뢰도가 올라가며, 감정을 정의하는 방법론에 따라 그에 맞는 적절한 감정 평가 방법이 수반될 때보다 정확하게 감정을 분류할 수 있다. 본 논문에서는 Valence와 Arousal로 라벨링 된 멀티모달 생체 신호 데이터에 대해 데이터의 신뢰성을 검증하기 위한 웨이블릿 기반의 잡음 임계값 설정 알고리즘 및 감정 평가 시 데이터 신뢰도와 Valence-Arousal 값에 따른 가중치를 부여하여 감정 인식률을 향상하는 방법을 제안한다. 웨이블릿 변환을 이용해 신호의 웨이블릿 성분을 추출 후, 해당 성분의 왜도와 첨도를 구하여 햄펠 식별자를 통해 계산된 임계값으로 잡음을 검출한 후, 원신호에 대한 잡음 비율을 고려하여 데이터의 신뢰성을 평가하고 가중치로 환산한다. 더불어 감정 데이터 분류 시 Valence-Arousal 평면의 중앙값과의 유클리디언 거리를 가중치로 환산하고, 감정 인식률에 대한 종합 평가 시 두 요소를 반영한다. ASCERTAIN 데이터셋을 활용하여 나타난 감정 인식률 개선 정도를 통해 제안된 알고리즘의 성능을 검증한다.

*Key words : Kurtosis, Skewness, Wavelet transform, Hampel identifier, Euclidean distance*

\* Dept. of Computer Engineering, Seokyeong University

★ Corresponding author

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

Manuscript received Dec. 8, 2018; revised Dec. 20, 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.

I. 서론

인체 공학 및 지능형 시스템 분야에서 추구하는 목표는 다양한 작업 환경이나 생활 환경에 필요한 인간과 기계(또는 컴퓨터) 간의 조화 관계인 이른바 컴퓨터 상호 작용(HCI)의 효율성과 유연성을 향상하는 것이다[1]. 이러한 지능형 HCI 시스템은 컴퓨터의 자기 적응 능력이 필요하며[2], 그 과정에서 기계 에이전트가 올바른 피드백을 하기 위해서 인간의 의사소통에 대한 정확한 이해가 필요하다[3]. 인간은 자신의 의도를 구두 또는 비언어적인 형태의 여러 가지 감정으로 전달하게 되므로, 컴퓨터 자기 적응 능력 향상의 핵심은 인간의 감정을 인지 또는 예측할 수 있어야 한다는 것이다. 감정 분류의 기준은 분노, 신경, 기쁨, 지루함 같은 관점에서의 개별적인 척도가 포함되거나 Valence-Arousal 면을 사용할 수 있다[3-5]. 후자의 경우, Arousal 차원은 평온에서 흥분 정도를 나타내고, Valence 차원은 긍정적 또는 부정적 정도를 나타낸다[6-9].

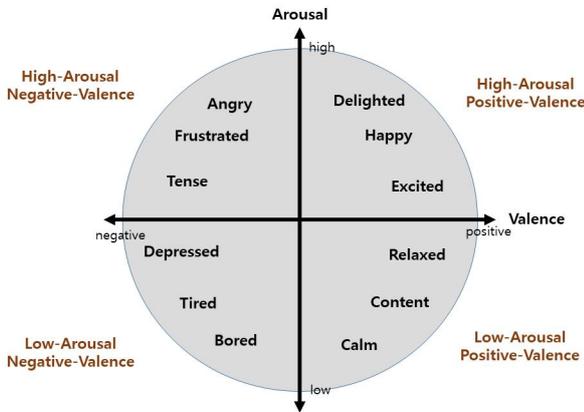


Fig. 1. Valence-Arousal plane.  
그림 1. Valence-Arousal 면

그림 1은 Valence-Arousal 면의 전형적인 형태를 도식화한 것으로, 다양한 감정을 이산적인 형태로 분류한 것을 보여 준다. 그러나 이를 기반으로 감정 분류를 할 때 각 사분면 내 Valence와 Arousal 값이 중앙에 가까워질수록 감정 정의에 대한 신뢰성이 모호할 수 있는 단점이 있다.

감정 인지, 분류에 대한 대표적인 접근법 중 하나로 EEG[10], GSR[11], ECG[12]와 같은 전기 생리학적 정보를 측정하여 정서적 상태를 추론하는 방법이 있다. 측정된 생체 신호들은 해당 정보를 나

타낼 수 있는 특징 데이터로 가공되며, 이러한 특징들을 이용하여 기계학습 기반 모델을 통해 특정 감정 상태의 잠복 패턴을 밝힐 수 있다. 이때 데이터의 신뢰성에 따라 감정 분류의 정확도가 결정될 수 있고, 이는 곧 잡음의 양과 직결되기에 잡음 검출과정이 중요하다고 볼 수 있다. 웨이블릿 변환은 다양한 생체 신호들의 잡음을 검출하는 대표적인 방법론이며, 실제 그 성능을 입증하였으나, 변환 후 잡음 성분을 정의하는 방법에 따라 검출 성능이 달라질 수 있다.

본 논문에서는 Valence-Arousal로 라벨링 된 생체 신호 데이터에 대해 웨이블릿 변환 후 왜도와 첨도를 구하여 햄플 식별자를 통해 계산된 임계값으로 잡음을 검출하고, 데이터의 신뢰성을 평가한다. 이후 데이터 신뢰성 가중치와 Valence-Arousal 면의 중간값으로부터의 유클리디언 거리 가중치를 반영하여 감정 분류 정확성을 향상하는 방법을 제안한다.

II. 관련 연구

EEG의 경우 잡음 제거에 사용될 수 있는 기술은 ICA(Independent Component Analysis), PCA(Principal Component Analysis)를 이용한 방법 등이 있다. ICA와 부분 공간 필터링을 사용한 잡음 감소 기술은 원시 데이터가 아닌 ICA에서 얻은 독립 성분에서의 부분 공간 필터링을 적용하는 방법이며[13] 신호 성분의 독립성이 충분히 보장되어야 한다. PCA의 경우 주성분 분석을 통한 적응 임계값을 취하여 잡음을 제거할 수 있지만[14], 실제 뇌파 신호의 잡음과 직접적인 연관성 없이 제거한다는 단점이 있다. ECG의 경우 적응 필터와 사비츠키-콜레이 필터링 방법이 있다. 적응 필터는 잡음이 존재하지 않는 별도의 참조 신호가 필요하며 두 신호 간의 MSE(Mean Square Error)를 통해 잡음을 제거하는 방식이다. 사비츠키-콜레이 필터링은 해당 데이터와 양옆의 데이터들을 다항식으로 회귀시켰을 때 만들어지는 다항식으로 현재의 데이터 값을 설정한다. 매번 회귀시킨 다항식을 계산할 필요가 없이 특정 컨볼루션을 사용하면 이를 정확히 찾아낼 수 있다. 데이터가 급격히 변하는 구간은 고차 다항식으로, 그렇지 않은 곳은 저차 다항식으로 스무딩할 수 있다. GSR의 잡음 제거 기술에는 지수

평활화[15]와 저역 통과 필터[15], [16], [17]와 같은 방법이 있다. 그러나 이러한 비 적응 방법들의 경우 훨씬 큰 강도로 잡자기 나타나는 잡음 대처에 미흡하며, 전체 시계열이 무차별적으로 필터링 되므로 원신호가 왜곡될 수 있는 단점이 있다.

### III. 제안하는 방법

#### 데이터 신뢰성 평가

##### (1) 잡음 검출

잡음 검출은 다음 두 가지 과정으로 요약할 수 있다.

- 입력 신호에 대해 고정 웨이블릿 변환(Stationary Wavelet Transform) 수행.
- 웨이블릿 계수에 대해 타임 윈도우마다 왜도와 첨도를 구하고 헵펠 식별자를 통해 잡음 검출.

##### 1) 고정 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환 중 대표적인 방법인 이산 웨이블릿 변환(Discrete Wavelet Transform)은 신호의 시간 영역의 영향을 받으므로 링잉 효과(Ringing effect)와 같은 또 다른 잡음을 일으킬 수 있다[18]. 이에 대한 솔루션으로 시간 영역에 무관하면서 이산 웨이블릿 변환의 다운샘플링 과정을 생략한 고정 웨이블릿 변환이 등장하였다. 해당 변환은 다음의 식을 통해 원본 신호에 대한 웨이블릿 스케일링 계수와 디테일 계수를 추출할 수 있다.

$$c_{2^j}^{2^k+p} = \langle y(t), 2^{-j/2} \Phi\left(\frac{t-p}{2^j} - k\right) \rangle \quad (1)$$

$$d_{2^j}^{2^k+p} = \langle y(t), 2^{-j/2} \Psi\left(\frac{t-p}{2^j} - k\right) \rangle \quad (2)$$

$\Phi(t)$ 와  $\Psi(t)$ 는 각각 웨이블릿 스케일링, 디테일 함수이고,  $j$ 와  $k$ 는 모 웨이블릿 파형의 스케일링 값과 이동변환 값을 나타내며,  $p \in 0, \dots, 2^j - 1$ 은 이산적인 상황에서 가능한 모든 쉬프트 범위를 뜻한다. 제안한 알고리즘에서는  $j \in 1, \dots, 9$ 의 스케일링 범위로 설정하였고, 모 웨이블릿의 경우 EEG는 sym9[19], ECG와 GSR은 db4[20][21]를 이용하였다.

2) 통계적 특성 및 헵펠 식별자를 이용한 잡음 검출  
왜도는 확률분포에서 대칭을 벗어나 한쪽으로 치우친 정도를 나타내고, 첨도는 확률분포의 뾰족한 정도를 나타낸다. 이는 데이터의 표준 편차를 이용해 구할 수 있으며 다음과 같다.

$$STD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - E[X])^2} \quad (3)$$

$$SKEWNESS = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - E[X])^3}{STD^3} \quad (4)$$

$$KURTOSIS = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - E[X])^4}{STD^4} \quad (5)$$

$E[X]$ 는 신호값  $x_i$ 들의 평균이고, STD는 표준 편차이다. 잡음이 없을 때 각 주기의 신호 파형이 유사하므로 해당 통계적 특성들은 주기별로 대략 비슷하다. 잡음 있는 경우 주기별 파형 모양이 변경되어 통계적 특성 또한 변형되므로, 왜도와 첨도를 통해 잡음을 검출할 수 있다. 이 두 가지 통계 데이터에 대해 헵펠 식별자를 이용하여 잡음으로 판단할 수 있는 임계값을 다음과 같이 구할 수 있다.

$$med = median(statistical\ signal) \quad (6)$$

식 (6)과 같이 왜도와 첨도 데이터에 대해 윈도우별 국소중앙값을 구한다.

$$MAD = median(abs(statistical\ signal - med)) \quad (7)$$

식 (6)의 중앙값을 이용하여 식 (7)과 같이 왜도와 첨도 데이터에 대해 중앙값 절대 편차를 구한다. 이후 식 (8)과 식 (9)를 통해 표준편차 추정값  $sd$ 를 계산한다.

$$scalingParam = \frac{1}{\sqrt{2} erf^{-1}(1/2)} \quad (8)$$

$$sd = scalingParam * MAD \quad (9)$$

이때 식 (10)과 같이  $sd$ 보다 2 이상 차이 나는 중앙값 절대 편차에 해당하는 왜도 또는 첨도 데이터에 대해 잡음으로 간주한다.

$$abs(statistical\ signal - med) > 2 * sd \quad (10)$$

3) 잡음 데이터 비율에 따른 데이터 신뢰성

잡음 데이터 비율 5%부터 40%까지를 데이터 신뢰성 0부터 1까지로 표준화한다. 해당 잡음 비율이 5% 이하일 경우 신뢰성 1에 해당하고 반대로 40% 이상일 경우 신뢰성 0으로 설정한다. 임계값 5%와 40%는 실험을 통해 임의로 정한 수치이다.

**2. Valence-Arousal 데이터 감정분류 방식 개선**

Valence-Arousal로 라벨링 되어 있는 데이터를 분류할 때 일반적으로 Valence-Arousal 평면의 중앙값을 기준으로 나누어진 사분면 영역을 활용한다. 그러나 이처럼 분류할 시 서로 다른 사분면의 데이터라도 그 거리가 굉장히 가까우면 기계학습 모델 관점에서 추상화된 데이터 특성의 분류 기준이 모호해질 수 있고, 결과적으로 감정인식률이 떨어질 수도 있다. 따라서 Valence-Arousal 값이 중앙값에 가까울수록 그에 따른 분류 결과 반영 가중치를 적용할 필요가 있다. 해당 가중치는 식 (11)의 유클리디언 거리에 따라 정할 수 있으며 중앙값에 가까울수록 0, 멀어질수록 1로 표준화 한다.

$$\|VA_{sample} - VA_{center}\| = \sqrt{\|VA_{sample}\|^2 + \|VA_{center}\|^2 - 2VA_{sample}VA_{center}} \quad (11)$$

**3. 데이터 신뢰성과 Valence-Arousal 가중치 반영**

일반적으로 감정분류 평가 시 감정인식률은 전체 샘플 수에 대한 올바르게 분류한 샘플 수의 비율로 표현한다. 이때 데이터 신뢰성과 Valence-Arousal 가중치가 반영된다면 이들은 전부 기댓값으로 표현되어야 한다. 즉, 올바르게 분류된 데이터이면서 신뢰성과 Valence-Arousal 반영 가중치가 최대일 때 최상의 기댓값이 나올 수 있다. 이에 대한 현재 계산된 기댓값의 비율은 감정인식률로 대변할 수 있으며, 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\frac{\sum_{k=1}^n (DataQ_k * VA_k * t)}{\sum_{k=1}^n (DataQ_{max_k} * VA_{max_k} * 1)} \quad \text{if} \begin{cases} true & t=1 \\ false & t=-1 \end{cases} \quad (12)$$

식 (12)에서 옳게 분류된 경우를 true, 그렇지 않은 경우를 false라 하였으며, DataQ<sub>k</sub>와 VA<sub>k</sub>는 각각 데이터 신뢰도와 Valence-Arousal에 따른 가중치를 뜻하고, k는 샘플 개수를 뜻한다.

**IV. 실험 방법 및 결과 분석**

**1. 실험 준비 및 방법**

멀티모달 생체 신호 데이터셋 ASCERTAIN[22]과 오토인코더[23] 형태의 딥러닝 모델을 이용하여 제안된 감정분류 평가 방법에 따른 감정인식률 성능을 검증한다. ASCERTAIN 데이터셋에서 제공하는 EEG, ECG, GSR 생체 신호의 특징 데이터를 사용하며, 이를 기계학습의 입력값으로 활용한다. 본 실험에 사용할 생체 신호의 특징 데이터는 EEG는 88차원, ECG는 32차원, GSR은 31차원으로 이루어져 있으며, 학습 및 테스트 시 무작위로 선별한 40명은 학습 데이터로, 나머지 18명은 테스트 데이터로 활용하였다. 제안한 방법에 대한 성능을 검증하기 위해 제안한 데이터 신뢰성 방법의 경우 ASCERTAIN 데이터셋에서 제공하는 데이터 신뢰성 지표를 활용한 경우의 감정인식률과 비교하고, 제안한 Valence-Arousal 가중치 적용 방법의 경우 적용 여부에 따른 감정인식률을 비교한다. 최종적으로 제안한 방법을 모두 적용한 경우와 그렇지 않은 경우를 비교하여 본 알고리즘의 우수성을 검증한다.

(1) ASCERTAIN 데이터셋

58명의 대학생(21명의 여성, 37명의 남성, 평균 연령 = 30)이 36편의 감정 유발용 무비 클립을 시청하면서 측정된 생리적 신호를 기록하였다. 이때 무비 클립은 51~127초 사이로 구성되어 있으며, Valence-Arousal 공간에 균등하게 배포된다(사분면당 9 클립). 각 클립을 본 후, 참여자들은 Valence-Arousal 등급에 레이블을 붙였다. 또한, 데이터 신뢰성에 대한 지표를 1~5단계로 나누어 제공하며, 1에 가까울수록 신뢰성 있는 데이터, 5단계에 가까울수록 신뢰성이 떨어지는 데이터로 간주한다. EEG의 경우 주파수별 잡음량을 이용해 평가하고, ECG의 경우 R-peak의 진폭을 이용하며, GSR의 경우 잡음의 범위를 찾아 평가한다. 생체신호별 데이터 신뢰성 지표에 대한 보다 자세한 사항은 ASCERTAIN 참조논문[22]을 통해 확인할 수 있다.

(2) 오토인코더

기계학습을 이용한 감정 분류기의 경우 감정을 대변하는 근원적인 특성을 추출하기 위해 생리학

적 특징으로부터 더욱 추상화된 특징이 필요하다. 실제 상용화된 프로그램에서 오토인코더는 사전학습에서 이미 우수한 성능을 입증하였다. 오토인코더는 입출력 레이어가 같은 피드 포워드 아키텍처로 이루어져 있으며, 학습 종료 후 가운데 히든 레이어의 출력값을 피쳐로써 활용할 수 있다.

(3) 딥러닝 모델 설계

오토인코더를 통해 추상화된 각 생체신호의 특징들은 차원이 낮은 다음 레이어에서 결합하며, 최종적으로 Softmax[24] 분류기를 통해 Valence-Arousal 면의 사분면으로 분류한다.

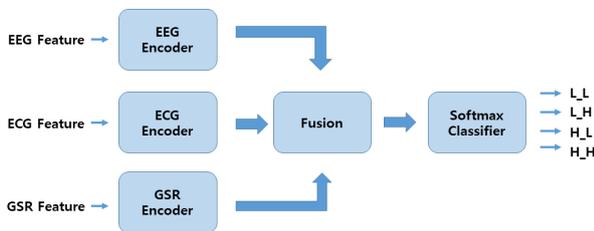


Fig. 2. Deep learning Model Block diagram.

그림 2. 딥러닝 모델 블록 다이어그램

(4) 컴퓨팅 환경

본 논문에서 제안한 실험은 CPU가 Intel Core i7-7700 3.60GHz, 메모리 16GB, GPU의 경우 Nvidia GeForce GTX 1080Ti를 사용하였다.

2. 결과 및 분석

표 1은 ASCERTAIN 데이터셋에서 제공하는 데이터 신뢰성 지표를 적용한 경우와 제안한 데이터 신뢰성 지표를 적용한 경우의 감정인식률을 비교한 것이다. 제안한 알고리즘이 평균 약 8%의 앞선 성능을 보인다.

Table 1. Comparison of emotion recognition rate according to data reliability evaluation technique.

표 1. 데이터 신뢰성 평가 기법에 따른 감정인식률 비교

	Proposed method	ASCERTAIN method
L_L	73%	68%
L_H	75%	65%
H_L	72%	61%
H_H	70%	64%

표 2는 데이터 신뢰성 지표를 적용하지 않고 제안한 Valence-Arousal에 따른 가중치 적용 여부에 따른 감정인식률을 비교한 것이다. 적용한 경우가 미적용한 경우에 비해 약 4%의 감정인식률 개선을 보인다.

Table 2. Valence-Arousal Comparison of Emotion Recognition Rate by Weights Applying.

표 2. Valence-Arousal 가중치 적용 여부에 따른 감정인식률 비교

	Proposed method	Unapplied method
L_L	62%	58%
L_H	57%	55%
H_L	58%	52%
H_H	54%	50%

표 3은 제안한 방법을 모두 적용한 경우와 그렇지 않은 경우를 비교한 것이다. 평균 약 10%의 개선된 성능을 보인다.

Table 3. Comparison of Emotion Recognition Rate with and without All of the Proposed Methods.

표 3. 제안한 방법을 모두 적용한 경우와 그렇지 않은 경우의 감정인식률 비교

	Proposed method	Unapplied method
L_L	75%	68%
L_H	77%	65%
H_L	74%	61%
H_H	72%	64%

V. 결론

본 논문에서는 생체 신호의 잡음 검출 알고리즘 및 Valence-Arousal로 라벨링 된 데이터에 대한 개선된 감정 평가 방법 알고리즘을 제안하였다. 생체 신호의 특성을 검출할 수 있는 웨이블릿 변환, 통계적 특성 및 험펠 식별자를 통해 잡음을 검출하였고, 이를 통해 정의한 데이터 신뢰도와 Valence-Arousal 면의 유클리디언 거리에 따른 가중치를 반영하여 감정을 평가하였다. 기존의 일반적인 감정 평가 기법과 비교하여 제안된 알고리즘의 우수성을 입증하였다.

## References

- [1] M. Soleymani, J. Lichtenauer, T. Pun, M. Pantic, "A multi-modal database for affect recognition and implicit tagging," *IEEE Trans. Affect. Comput.* Vol.3 pp.42-55, 2012. DOI:10.1109/T-AFFC.2011.25
- [2] G. Fanelli, J. Gall, H. Romsdorfer, T. Weise, L. Van Gool, "A 3-D audio-visual corpus of affective communication," *IEEE Trans. on Multimedia* Vol. 12 pp.591-598. 2010. DOI:10.1109/TMM.2010.2052239
- [3] Z. Yin, J. Zhang, "Operator functional state classification using least-square support vector machine based recursive feature elimination technique," *Comput. Methods Prog. Biomed.* Vol. 113, pp.101-115. 2014. DOI:10.1016/j.cmpb.2013.09.007
- [4] J. Kim, E. Andre, "Emotion-specific dichotomous classification and feature-level fusion of multichannel biosignals for automatic emotion recognition," in: *Proceedings of IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems* 2008. DOI:10.1109/MFI.2008.4648119
- [5] H. Lee, A. Shackman, D. Jackson, R. Davidson, "Test-retest reliability of voluntary emotion regulation," *Psychophysiology* Vol.46 pp.874-879. 2009. DOI:10.1111/j.1469-8986.2009.00830.x
- [6] O. AlZoubi, S. K. D'Mello, R. A. Calvo, "Detecting naturalistic expressions of non-basic affect using physiological signals," *IEEE Trans. Affect. Comput.* Vol.3 pp.298-310. 2012. DOI:10.1109/T-AFFC.2012.4
- [7] L. Brown, B. Grundlehner, J. Penders, "Towards wireless emotional valence detection from EEG," in: *Proceedings of Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC*, 2011. DOI:10.1109/IEMBS.2011.6090412
- [8] R. J. Davidson, "Affective neuroscience and psychophysiology: toward a synthesis," *Psychophysiology* Vol.40, pp.655-665, 2003. DOI:10.1111/1469-8986.00067
- [9] Z. Yin, J. Zhang, "Identification of temporal variations in mental workload using locally-linear-embedding-based EEG feature reduction and support-vec tor-machine-based clustering and classification technique," *Comput. Methods Prog. Biomed.* Vol.115, pp.119-134. 2014. DOI:10.1016/j.cmpb.2014.04.011
- [10] G. K. Verma, U. S. Tiwary, "Multimodal fusion framework: a multiresolution approach for emotion classification and recognition from physiological signal," *NeuroImage* Vol.102 pp.162-172. 2014. DOI:10.1016/j.neuroimage.2013.11.007
- [11] M. Khezri, M. Firoozabadi, A. R. Sharafat, "Reliable emotion recognition system based on dynamic adaptive fusion of forehead biopotentials and physiological signals," *Comput. Methods Prog. Biomed.* Vol.122 pp.149-164. 2015. DOI:10.1016/j.cmpb.2015.07.006
- [12] C. Li, C. Xu, Z. Feng, "Analysis of physiological for emotion recognition with the IRS model," *Neurocomputing* Vol.178 pp.103-111, 2016. DOI:10.1016/j.neucom.2015.07.112
- [13] Senthil, R. Arumuganathan, K. Sivakumar, and C. Vimal, "Removal of ocular artifacts in the EEG through wavelet transform without using an EOG reference channel," *Int.J. Open Problems Compt. Math.*, Vol.1, No.3, 2008. DOI:10.1.1.502.6932
- [14] Mrs V Baby Deepa, Dr P Thangaraj, Dr S Chitra, "Investigating the performance improvement by sampling techniques in EEG data," *International Journal on Computer Science and Engineering*, Vol.2, pp.2025-2028, 2010.
- [15] J. Hernandez et al. "Call center stress recognition with person-specific models," *Proceedings of the Affective Computing and Intelligent Interaction, Memphis*, 2011. DOI:10.1007/978-3-642-24600-5\_16
- [16] M. Poh et al. "A Wearable Sensor for Unobtrusive, Long-Term Assessment of Electrodermal Activity," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 2010. DOI:10.1109/TBME.2009.2038487
- [17] M. Poh et al. "Continuous monitoring of electrodermal activity during epileptic seizures using a wearable sensor," *Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2010. DOI:10.1109/IEMBS.2010.5625988

- [18] R. R. Coifman and D. L. Donoho. in Wavelets and statistics,” Vol.103, pp.281–299, 1995.
- [19] D. P. Subha, P. K. Joseph, R. Acharya, C. M. Lim, “EEG Signal Analysis: A Survey,” *Journal of Medical Systems*, Vol.34, No.2, pp 195–212, 2010. DOI:10.1007/s10916-008-9231-z
- [20] Chmelka and J. Kozumplik, “Wavelet-based Wiener Filter for electrocardiogram signal denoising,” *Comput. Cardiol*, vol.32, pp.771–774, 2005. DOI:10.1109/CIC.2005.1588218
- [21] Maarten Jansen, “wavelet Thresholding and Noise Reductionm,” *Katholieke Universiteit Leuven-Faculteit Toegepaste Wetenschappen Arenbergkasteel*, 2000.
- [22] R. Subramanian et al., “ASCERTAIN: Emotion and Personality Recognition using Commercial Sensors,” *IEEE Transactions on Affective Computing*, pp.1–14, 2016.
- [23] P. Baldi, “Boolean AutoEncoder,” pp.37–50, 2012.
- [24] R. Memisevic and C. Zach, “Gated softmax classification,” *Advances in Neural*, pp.1–9, 2010.

---

**BIOGRAPHY**

---

**Jun Han Yoon** (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 : PhD degree in Electrical Engineering, Korea University.

1995~Present : Associate Professor, Seokyeong University.