ISSN: 1226-7244 (Print)
ISSN: 2288-243X (Online)
논문번호 15-02-16
114

j.inst.Korean.electr.electron.eng.Vol.19,No.2,237~243,June 2015
http://dx.doi.org/10.7471/ikeee.2015.19.2.237

랜덤 포레스트를 이용한 감정인식 결과를 바탕으로 스마트폰 중독군 검출

Smartphone Addiction Detection Based Emotion Detection Result Using Random Forest

이 진 규*, 강 현 우*, 강 행 봉*★

Jin-Kyu Lee*, Hyeon-Woo Kang*, Hang-Bong Kang*★

Abstract

Recently, eight out of ten people have smartphone in Korea. Also, many applications of smartphone have increased. So, smartphone addiction has become a social issue. Especially, many people in smartphone addiction can't control themselves. Sometimes they don't realize that they are smartphone addiction. Many studies, mostly surveys, have been conducted to diagnose smartphone addiction, e.g. S-measure.

In this paper, we suggest how to detect smartphone addiction based on ECG and Eye Gaze. We measure the signals of ECG from the Shimmer and the signals of Eye Gaze from the smart eye when the subjects see the emotional video. In addition, we extract features from the S-transform of ECG. Using Eye Gaze signals(pupil diameter, Gaze distance, Eye blinking), we extract 12 features. The classifier is trained using Random Forest. The classifiers detect the smartphone addiction using the ECG and Eye Gaze signals. We compared the detection results with S-measure results that surveyed before test. It showed 87.89% accuracy in ECG and 60.25% accuracy in Eye Gaze.

요 약

최근 기술의 발달로 국내에 10명 중 8명은 스마트폰을 사용하고 있다. 또한, 스마트폰을 이용한 다양한 어플리케이션들이 개발되었다. 이로 인해, 스마트폰 중독현상이 사회적인 문제로 대두되고 있다. 특히, 스마트폰 중독은 스스로가 조절하기 어렵고, 자각하기 힘들다. 주로 설문지를 중심으로한 연구들에서, 스마트폰 중독을 진단하기 위해 예를 들면 S-척도와 같은 연구를 수행해왔다.

본 연구에서는 ECG(심전도)와 Eye Gaze 신호를 이용한 검출 방법을 제안하고자 한다. 피험자가 감정 영상을 시청했을 때, 피험자의 ECG 신호와 Eye Gaze 신호를 각각 Shimmer와 스마트아이를 이용하여 측정한다. 더불어, ECG 신호의 S-transform 결과를 특징으로 추출한다. 또한 동공의 직경, 시선과의 거리, 눈 깜빡임으로 구성된 Eye Gaze 신호로부터 12개의 특징을 추출한다. 분류기는 랜덤 포레스트를 이용하여 학습시키고 피험자의 데이터를 이용하여 스마트폰 중독군을 검출한다. 검출한 결과와 실험 전 진행한 S-척도 결과와 비교한 결과 ECG는 87.89%의 정확도, Eye Gaze는 60.25%의 정확도를 보여주는 것을 알 수 있었다.

Key words : Smartphone Addiction, Eye Gaze, Electrocardiogram(ECG), Random Forest, Bio-Signal

* Dept. of Digital Media, Catholic University of Korea, jinkue2@naver.com, 02-2164-4598

★ Corresponding author
Dept. of Digital Media, Catholic University of Korea, hbkang@catholic.ac.kr, 02-2164-4598

※ Acknowledgment : This work was supported by the Basic Science Research Program through the National Research Foundation (NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology in Korea (2010-0024641).
Manuscript received May. 22, 2015; revised June. 4,2015 ; accepted June. 6. 2015

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

최근 기술의 발달로 스마트폰의 국내 보급률이 약 80% 이상으로 대부분의 사람들이 스마트폰을 사용하고 있다. 스마트폰 사용자는 주로 스마트폰을 이용하여 인터넷, 게임, SNS(Social Network Service) 등 다양한 콘텐츠를 이용한다. 컴퓨터와 달리 휴대성이 좋은 스마트폰의 장점 때문에, 스마트폰은 일상생활의 일부분이 되어가고 있다. 이로 인해, 스마트폰의 사용 시간은 컴퓨터의 사용 시간을 넘어서기 시작했다. SNS 혹은 메신저를 확인하거나 장시간 게임 어플리케이션을 사용하는 등의 스마트폰 중독 문제가 사회적으로 큰 문제가 되고 있다. 한국정보화진흥원이 2013년에 스마트폰 사용자를 대상으로 조사한 결과, 스마트폰 중독위험군은 스마트폰 사용자의 11.8%에 해당되는 것으로 나타났다[1]. 스마트폰 중독 비율은 청소년의 약 4분의 1, 직장인의 약 3분의 1정도가 스마트폰 중독이다. 스마트폰 중독군은 비중독군과는 달리 특별한 이유가 없어도 스마트폰을 자주 확인하며, 스마트폰이 없거나 찾지 못하면 불안감을 느낀다. 또한, 스마트폰은 인터넷 게임 중독과 비슷하게 스스로가 이용 시간을 조절하지 못하고, 자각하지 못한다는 특징이 있다. 스마트폰 중독은 스스로가 자각하기 어렵기 때문에, 스마트폰 중독 여부를 인지하기 위한 방법들이 개발되고 있다.

스마트폰 중독에 대한 검사는 주로 설문 조사를 통해 이루어져 왔다. 국내에서는 2011년에 한국정보화진흥원에서 개발한 스마트폰 중독 척도(S-척도)를 이용하여 '고위험 사용자군', '잠재적 위험 사용자군', '일반 사용자군' 으로 분류하여 스마트폰 중독 검사를 실시한다[2]. 본 연구는 S-척도에 따라 스마트폰 사용자를 '고위험 사용자군', '일반 사용자군'으로 분류하고, 각 군마다 외부 자극(감정 영상)에 따른 생체 신호를 이용하여 사용자의 스마트폰 중독 여부를 검출하는 방법을 제안한다. 생체 신호는 ECG(심전도)와 Eye Gaze를 측정하여 이용한다. ECG는 심극의 활동에 의해 생기는 전위변화를 유도, 증폭하여 기록한 전기기록을 의미한다. Eye Gaze는 눈 깜빡임, 동공의 수축 및 확대 등의 기록을 의미한다. 위 두 가지 생체 신호를 랜덤 포레스트(Random Forest) 기법을 이용하여 학습시켜 스마트폰 중독군을 분류한다.

Ⅱ. 관련 연구

최근 스마트폰의 사용이 보편화됨에 따라 스마트폰 중독의 심각성이 점차 대두되고 있다. 이에 따라 한국정보화진흥원에서는 스마트폰 중독을 진단하는 척도인 S-척도를 개발하였고[2], 강희양[3] 등도 '몰입', '생활문제', '일상성', '과용', '관계성' 이라는 5가지 요인으로 스마트폰 중독 척도를 개발하였다. 상대적으로 인터넷 게임 중독에 비해 스마트폰 중독에 관한 연구는 많지 않은 편이며, 대부분 인터넷 게임 중독 현상에 관한 연구들이 한 축을 이루고 있다. 스마트폰 중독은 기존의 인터넷 게임 중독의 특성에 휴대성 및 편리성 등과 같은 특성이 결합된 형태로 나타난다. 이러한 중독적인 특성을 설명해 주는 요인으로 '충동성' 과 '자기 통제감의 상실'을 지적하고 있다[4]. 스마트폰 중독 요인을 연구한 결과 자기통제력 및 우울은 스마트폰 중독에 유의미한 영향을 미치며, 개인적, 환경적 요인의 유의미한 효과는 스마트폰 중독군에 따라 다르게 나타난다. 위험 사용자군의 경우 환경적 요인이 유의미하게 영향을 미치며, 일반 사용자군의 경우 개인적 요인이 스마트폰 중독에 영향을 미치는 것으로 나타났다[5]. 또한 스마트폰 중독 성향이 강할수록 상태 불안, 특성 불안, 및 우울 정도가 높게 나타나며, 이로 인해 대인 관계가 좋지 않다고 설명한다[6].

생체 신호를 이용하여 사람의 감성을 인식하고 분석하는 연구는 최근에 많이 진행되었다. Soleymani[7]는 Eye Gaze를 이용하여 사용자의 감성을 분석하는 실험을 하였다. ECG를 이용한 연구는 R-R 간격, 심박변이도를 이용한 HRV(Heart rate variability) 분석과 주파수 변환을 이용한 분석 방법이 있다. HRV(Heart rate variability) 분석의 경우, 시간 범위 분석과 주파수 범위 분석으로 나누어진다. 시간 범위 분석은 심박의 R-R 간격을 통계적으로 처리하는 기법으로 5분~24시간 동안의 자료를 분석한다. 주파수 범위 분석은 HRV(Heart rate variability) 신호의 주파수 대역을 분리하여 평가하는 방식이다. 주파수 변환을 이용한 기존의 연구에서는 노이즈 제거에 band-pass 필터를 사용하고, 주파수 변환에 웨이블렛(Wavelet) 변환을 사용하였다[8]. Belle의 최근 논문에서는 ECG를 이용한 피실험자의 집중 여부 검출 연구에서 기존과는 다른 SGolay 필터를 이용한 노이즈 제거와 S-변환을 통한 주파수 변환을 시도하였다[9]. 또한, 생체 신호를 바탕으로 스마트폰 중독 현상과 비슷한 인터넷 게임 중독 현상을 분석한 연구도 있었다. 이재윤 [10] 등은 인터넷 게임의 과몰입 정도를 측정하기 위해 뇌파 신호를 기록한 EEG(Electroencephalogram) 및 ERP(Event Related Potential)을 분석하여 게임 중독을 측정한다.

Ⅲ. 실험 방법

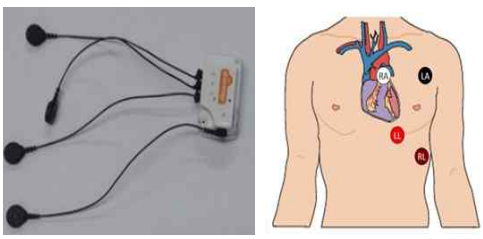
1. 실험 참가자

본 실험은 스마트폰을 사용하고 있는 건강한 20대 초반 대학생을 대상으로 선정하여 실험을 진행하였다. 총 29명을 실험했으며, 실험 지원자는 실험에 앞서 S-척도 설문을 진행하게 된다. 설문 결과 총 29명 중 '고위험 사용자군'은 14명, '일반 사용자군'은 15명이었다. 이를 바탕으로 실험 후, 분류기의 결과와 비교하여 분류기 성능을 알 수 있다.

2. 실험 환경

사전 설문조사를 포함한 모든 실험 진행 과정에서 피험자들은 스마트폰 중독에 관한 실험임을 인지하지 못하도록 한다. 실험 중 참가자에게 큰 자극이 없도록 방해 받지 않는 환경에서 진행한다. 위와 같은 환경에서 피험자는 ECG 측정 장비와 Eye Gaze 측정 장비를 착용하고 실험을 진행한다.

3. 실험 도구



(a) (b)

Fig. 1. (a) Shimmer, (b) position of electrode
그림 1. (a) Shimmer, (b) 전극 부착 위치

실험 중에 ECG 신호를 측정하기 위해 (Fig. 1)의 (a)와 같이 Shimmer사의 Shimmer3를 사용하였다. (Fig. 1)의 (b)와 같이 Shimmer의 4개의 전극을 부착하고, 이를 이용하여 128Hz의 ECG 신호를 측정한다.

또한, Eye Gaze를 측정하기 위해 스마트아이를 사용하였다. 스마트아이는 컴퓨터 앞에 3개의 카메라를 이용하여 30Hz의 Eye Gaze를 측정한다.

4. 실험 방법

실험에서 피험자들은 기쁨, 슬픔, 분노, 공포의 4가지 감정을 담은 영상을 각각 3개씩 총 12개의 영상클립을 시청한다. 이때 영상의 재생은 감정의 순서는 지키되 영상의 종류는 임의로 진행한다. 각 영상은 3분 내지 4분 길이이며 영상과 영상 사이에는 1분의 휴식 시간으로 검은 화면이 재생되도록 하여 이전 영상의 감정을 제거한다. 영상은 뉴스, 영화, 뮤직비디오 등에서 발췌하였고, 영상의 목록은 다음 (Table1)이다.

위와 같은 실험 방법으로 두 개의 사용자군 별 ECG, Eye Gaze 신호를 측정하였다. 이 신호를 처리하여 특징을 추출하였다. 생체신호 처리는 섹션 4에서 설명한다. 실험이 종료 된 후 각 영상에 대해 실제 영상에 해당하는 감정을 느꼈는지 확인하는 사후 설문을 실시하였다. S-척도로 분류한 '고위험 사용자군'의 경우, '일반 사용자군'에 비해 감정 영상과 같은 외부 자극에 의한 생체 신호(ECG 및 Eye Gaze) 데이터가 다르게 나타난다. 각 감정에 대한 피험자의 생체 신호를 기반으로 추출한 특징을 학습시켜 스마트폰 중독군을 검출한다. 또한, 각 감정에 대해 학습된 분류기를 다른 감정의 데이터를 이용하여 스마트폰 중독군 검출을 실험한다.

Table 1. Test video list.
표 1. 실험 영상 목록

Emotion	video1	video2	video3
Angry	News-child abuse	News-elder abuse	Movie-Masquerade
Happy	M/V- My Love	Movie-About Time	M/V-water sports
Sad	Movie-Wish	Movie-Miracle in Cell No.7	Documentary- Love
Horror	Movie-Epitaph	Movie-Epitaph	Movie-Mourning Grave

Ⅳ. 생체 신호 처리

(Fig. 2.)는 분류 시스템의 순서도 그림이다. 실험으로 측정한 각 생체신호는 각각 전처리 과정을 거친 후 특징을 추출한다. 각 사용자군 별로 추출한 특징을 이용하여 분류기를 학습 시키고 테스트를 실시한다.

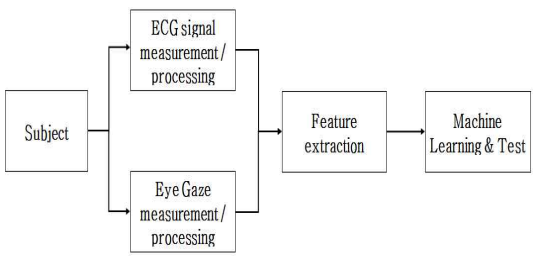


Fig. 2. Flow chart
그림 2. 순서도

1. ECG 신호 처리

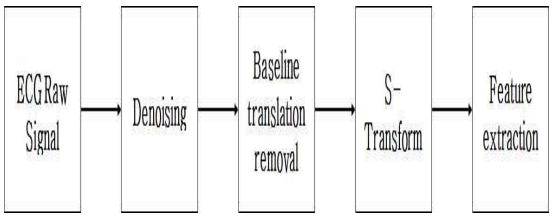


Fig. 3. ECG signal processing
그림 3. ECG 신호 처리

(Fig. 3.)는 ECG 신호 처리 과정이다. Raw ECG 신호는 사용자의 움직임 등에 의해 노이즈가 존재한다. 이를 제거하기 위해서 Savitzky-Golay가 개발한 SGolay 필터를 이용하여 잡음을 제거한다. 이후 필터링이 된 ECG 신호의 Baseline 이동 제거를 수행한다. n개의 ECG 신호 (x_1, y_1), (x_2, y_2),…,(x_n, y_n)이 있을 때, Baseline 이동 제거는 다음 식 (1), (2), (3)의 계산을 통해 수행한다[11].

$$m = \frac{n(\sum_{1}^{n} xy) - (\sum_{1}^{n} x)(\sum_{1}^{n} y)}{n(\sum_{1}^{n} x^2) - (\sum_{1}^{n} x)^2} \quad (1)$$

$$b = \frac{\sum_{1}^{n} y - m(\sum_{1}^{n} x)}{n} \quad (2)$$

$$y = mx + b \quad (3)$$

n개의 ECG 신호를 나타내는 최적의 선 y를 찾는다. m은 y의 기울기를 나타내며, b는 y절편을 나타낸다. 위 식들을 통해 y를 구하고 원 신호에서 y를 빼면 Baseline 이동 제거가 완료 된다.

Baseline 이동 제거가 완료되면 신호를 10초 간격으로 나누어 S-transform을 실시한다. (Fig. 4)는 원 신호에 대한 S-transform 결과를 보여준다. S-transform은 지역 위치 정보를 유지하면서 시간-주파수 영역에서 주파수 별로 분해를 하는 방법이다. 즉, S-transform은 local power spectrum뿐만 아니라 local phase spectrum도 추정한다. 그렇기 때문에 ECG같은 복잡한 생체신호를 연구하는데 매우 바람직하다. wavelet transform과 다르게 S-transform은 절대적으로 참조되는 위상 정보를 완벽하게 유지한다.

ECG 신호의 특징 추출은 우선 주파수 축(x)을 따라서 (1) 평균 (2) 합 (3) 표준편차 (4) 범위를 구한다. 이후 처음 구한 각 항목마다 시간 축(y)을 따라서 (1) 평균 (2) 합 (3) 자기공분산의 평균 (4) 자기상관의 합 (5) 분산에 Log2를 취한 값을 구한다. 이후 다음 두 개의 특징을 더 추출한다. (1) 각 시간 축 별 가장 큰 주파수의 평균 (2) 주파수의 절대 평균 편차 모든 특징을 추출하면 4(step1) * 5(step2) + 2(step3) 총 22개의 특징이 추출된다.

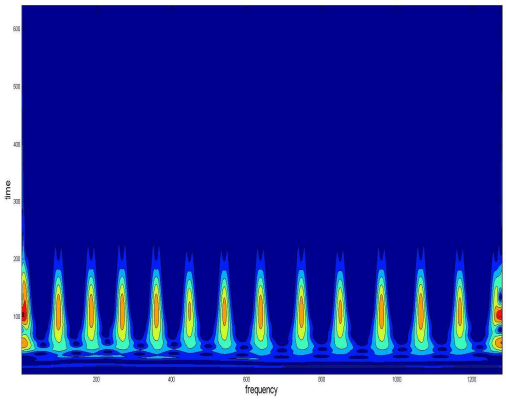


Fig. 4. S-Transform result
그림 4. S-Transform 결과

2. Eye Gaze 신호 처리

Eye Gaze는 3가지 신호를 이용하여 총 12가지 특징을 추출한다. 3가지 신호는 동공의 직경(Pupil diameter), 시선과의 거리(Gaze distance), 눈 깜빡임(Eye blinking)으로 12개의 특징은 각 신호로부터 추출된다. 동공의 직경에서 표준편차, Power Spectrum 0~0.2Hz, 0.2~0.4Hz, 0.4~0.6Hz, 0.6~1.0Hz를 특징으로 추출한다. 시선과의 거리로부터 거리가 가까워지는 시간 비, 멀어지는 시간 비, 가까워지는 비율을 추출한다. 마찬가지로, 눈 깜빡임에서 평균 눈 깜빡임, 깜빡임 비율, 가장 긴 깜밖임 길이, 눈이 감긴 시간의 합을 특징으로 추출한다. Eye Gaze 데이터를 이용해서 특징을 추출 할 때 동공의 직경을 이용한 특징은 빛의 영향을 제거하는 전처리가 필요하다. 동공은 빛의 밝기에 의해 크기가 변하고 또한 측정자의 나이에 따라 차이가 발생 할 수 있다. 본 실험에서는 20대의 같은 나이대의 피실험자를 선정하였기 때문에 나이에 따른 차이는 문제가 없지만 각 영상 별 빛의 밝기에 따라서는 차이가 발생한다. 이를 처리하기 위해서 특이값 분해 기법(SVD)를 이용한다[8].

$$Y = UDV^T \quad (4)$$

$$A_p = UD \quad (5)$$

$$S_p = V^T \quad (6)$$

$$Y_1 = A_{p1} S_{p1} \quad (7)$$

$$Y_R = Y - Y_1 \quad (8)$$

SVD(Singular Value Decomposition)를 이용해서 위 식과 같이 Y_1을 구해서 원신호 Y에서 빼주면 빛에 의한 영향이 제거된다. 이후 FFT(Fast Fourier Transform)를 이용하여 Power Spectrum을 대역 별로 특징을 추출한다.

3. 랜덤 포레스트

랜덤 포레스트는 기계학습 알고리즘의 하나로서 Ho, et al.[11]에 의해 처음 제안된 알고리즘으로, '큰 수의 법칙'을 통하여 알고리즘의 동작이 증명되어 있다. 집단 학습법의 일종으로 낮은 성능의 다수의 의사 결정 트리를 조합하여 정밀도가 높은 분류기를 얻는 방법이다. 입력 데이터와 의사 결정 트리는 모두 랜덤하게 선택된다. 적은 계산량으로 높은 성능을 얻을 수 있으며 대량의 데이터에 매우 효과적으로 적용된다. 본 연구에서는 데이터 마이닝 및 기계학습 툴인 weka3.6을 이용하여 랜덤 포레스트를 적용하여 학습 및 실험을 실시한다. 각 감정 영상 별로 학습을 실시하고, 학습을 실시한 분류기를 다시 각 감정 데이터에 따라 실험을 수행했다. 학습 데이터의 감정과 같은 감정은 학습 데이터 자신을 테스트 데이터로 사용했다.

ECG 신호에서 추출한 특징을 학습하여 분류기를 생성한다. 예를 들어, 공포 영상을 본 피험자의 데이터로 학습된 분류기로 공포 영상에 대한 ECG 신호를 입력하여 스마트폰 중독군('고위험 사용자군', '일반 사용자군')을 검출한다. 분류기의 결과와 실험 전 진행한 S-척도의 결과를 비교하다. 또한 다른 감정 영상에서 추출한 데이터를 사용하여 실험을 수행한다. 실험 결과(Table 2~4.) 다른 감정에 대해서 평균적으로 Precision : 88.25%, Recall : 87.89%, Accuracy : 87.89%의 높은 성능을 나타냈다. 마찬가지로, Eye Gaze신호를 이용하여 분류기를 생성 후 다른 감정 영상에서 추출한 데이터를 사용하여 실험한 결과(Table 5~7.) 다른 감정에 대해서 평균적으로 Precision : 60.62%, Recall : 60.25%, Accuracy : 60.25%로 ECG에 비해 낮은 성능을 나타냈다.

Table 2. ECG Test result - Precision, (unit : %).
표 2. ECG 테스트 결과 - Precision, (단위 : %)

ECG	Horror	Happy	Angry	Sad
Horror	99.4	86.7	86.9	89.2
Happy	86.3	99.5	90.7	91.2
Angry	87.7	89.4	99.6	90.4
Sad	86.2	85.7	88.6	99.6

Table 3. ECG Test result - Recall, (unit : %).
표 3. ECG 테스트 결과 - Recall, (단위 : %)

ECG	Horror	Happy	Angry	Sad
Horror	99.4	86.4	86.7	89
Happy	86.1	99.5	90.3	90.8
Angry	87.6	89.3	99.66	90.3
Sad	85.1	85	88.1	99.6

Table 4. ECG Test result - Accuracy, (unit : %).
표 4. ECG 테스트 결과 - Accuracy, (단위 : %)

ECG	Horror	Happy	Angry	Sad
Horror	99.38	86.37	86.74	88.96
Happy	86.06	99.48	90.25	90.83
Angry	87.61	89.26	99.61	90.32
Sad	85.13	85.03	88.1	99.57

Table 5. Eye Gaze Test result - Precision, (unit : %).
표 5. Eye Gaze테스트 결과 - Precision, (단위 : %)

Eye Gaze	Horror	Happy	Angry	Sad
Horror	100	47	60.1	64.9
Happy	64.9	100	70.5	64.1
Angry	58.8	63.1	100	71.7
Sad	58.7	35.5	68.2	97.6

Table 6. Eye GazeTest result - Recall, (unit : %).
표 6. Eye Gaze테스트 결과 - Recall, (단위 : %)

Eye Gaze	Horror	Happy	Angry	Sad
Horror	100	51.3	59	61.5
Happy	61.5	100	69.2	64.1
Angry	59	61.5	100	71.8
Sad	59	38.5	66.7	97.4

Table 7. Eye GazeTest result - Accuracy, (unit : %).
표 7. Eye Gaze테스트 결과 - Accuracy, (단위 : %)

Eye Gaze	Horror	Happy	Angry	Sad
Horror	100	51.28	58.97	61.53
Happy	61.53	100	69.23	64.1
Angry	58.97	61.53	100	71.79
Sad	58.97	38.46	66.66	97.43

Ⅴ. 결론

본 논문은 외부 자극에 따른 사용자의 생체신호의 측정을 통해서 스마트폰 중독군 검출 방법을 제안하였다. 측정한 생체 신호를 기반으로 특징을 추출하고, 이를 랜덤 포레스트로 학습하여 스마트폰 중독군을 검출하였다. 검출된 결과는 사전에 조사한 S-척도 결과와 비교하였다. 실험 결과 87.89%의 정확도인 ECG 신호가 60.25%의 정확도인 Eye Gaze신호에 비해 스마트폰 중독군 검출에 이용하기 적절한 생체신호임을 알 수 있었다.

향후 본 실험에서는 추가 실험을 통해 중독과 관련된 다양한 감정 데이터를 수집해서 여러 감정에 대한 실험 결과도 얻고자 한다. 또한 현재는 컴퓨터를 이용하여 결과를 분석했지만, 모바일 환경에서 실시간으로 검출 하는 방법을 개발하여 스마트폰 사용자가 스마트폰을 사용하는 동안 자신의 스마트폰 중독 여부를 진단 및 평가를 실시하고, 이에 따른 치료 방법 및 힐링 콘텐츠 등을 제공하는 시스템을 개발하고자 한다.

References

[1] Korea Internet and Security Agency, Report, "2013 Research Report on Internet Addiction in Korea", pp. 8-14, 2014

[2] Gwang-u Shin, Dong-il Kim, Yeo-ju Jung, "Smartphone addiction diagnose measure development research", National Information Society Agency, 2011

[3] Hui-yang Kang, Chang-ho Park, "Development of Smartphone addiction measure", Korea Journal of Psychology: General, vol. 31, No. 2, 563-580, 2012

[4] Hye-yeong Kim, Ye-bit Jang, Ui-jun Jung, Seung-ho Yu, "A study on the relationship among college students' construal level, self-control and smartphone addictive use", Journal of Future Oriented Youth Society Vol. 10, No. 2, pp.47-67, 2012

[5] Byeong-nyeon Kim, Eun-Jeong Go, Hong-il Choe, "A study on factors affecting smart-phone addiction in university students : A focus on differences in classifying risk groups", Studies on Korean Youth Vol. 24, No. 3, pp. 67~98, 2013

[6] Gyeong-hye Hwang, Yang-suk Yu, Ok-hui Jo, "Smartphone Overuse and Upper Extremity Pain, Anxiety, Depression, and Interpersonal Relationships among College Students", Journal of The Korea Contents Association Vol. 12, No. 10, 2012

[7] Mohammad Soleymani, Member, IEEE, Maja Pantic, Fellow, IEEE, and Thierry Pun, Member, IEEE, "Multimodal Emotion Recognition in Response to Videos", IEEE TRANSACTIONS ON AFFECTIVE COMPUTING, VOL. 3, NO. 2, APRIL-JUNE 2012

[8] A. Belle, R. Hobson, K. Najarian, "A Physiological Signal Processing System for Optimal Engagement and Attetion Detection", 2011 IEEE, pp. 555 - 561, 2011

[9] A. Belle, R. Hobson, K. Najarian, "An Automated optimal Engagement and Attention Detection System Using Electrocardiogram", Computational and Mathematical Methods in Medicine, Vol. 2012, 2012

[10] Jae-Yoon Lee, Hang-Bong Kang, "EEG and ERP based Degree of Internet Game Addiction Analysis", Journal of Korea Multimedia Society Vol. 17, No. 11, pp. 1325-1334, 2014

[11] Tin Kam Ho, *Random Decision Forests*, Proc.

of the IEEE Document Analysis and Recognition, 1995

BIOGRAPHY

Lee Jin-kyu (Student Member)

2013 : BS degree in Digital Media, Catholic University of Korea.
2013~Present : MS degree in Digital Media, Catholic University of Korea.

Kang Hyeon-woo (Student Member)

2010~Present : BS degree in Digital Media, Catholic University of Korea.

Kang Hang-bong (Member)

1980 : BS degree in Electronic Engineering, Hanyang University.
1986 : MS degree in Electronic Engineering, Hanyang University.
1989 : MS degree in Computer Engineering, Ohio State University.
1993 : Ph.D. degree in Computer Engineering, Rensselaer Polytechnic Institute.
1994~1997 : Principal Researcher at Samsung Advanced Institute of Technology.
1997~Present : Proffessor at School of Digital Media, Catholic University of Korea.