

EEG 및 ERP를 이용한 인터넷 게임 과몰입 분석

이재윤[†], 강행봉^{**}

EEG and ERP based Degree of Internet Game Addiction Analysis

Jae-Yoon Lee[†], Hang-Bong Kang^{**}

ABSTRACT

Recently game addiction of young people has become a social issue. Therefore, many studies, mostly surveys, have been conducted to diagnose game addiction. In this paper, we suggest how to distinguish levels of addiction based on EEG. To this end, we first classify four groups by the degrees of addiction to internet games (High-risk group, Vigilance group, Normal group, Good-user group) using CSG (Comprehensive Scale for Assessing Game Behavior) and then measure their Event Related Potential(ERP) in the Go/NoGo Task. Specifically, we measure the signals of P300, N400 and N200 from the channels of the NoGo stimulus and Go stimulus. In addition, we extract distinct features from the discrete wavelet transform of the EEG signal and use these features to distinguish the degrees of addiction to internet games. The experiments in this study show that High-risk and Vigilance group exhibit lower Go-N200 amplitude of Fz channel than Normal and Good-user groups. In Go-P300 and NoGo-P300 of Fz channel, High-risk and Vigilance groups exhibit higher amplitude than Normal and Good-user group. In Go-N400 and NoGo-N400 of Pz channel, High-risk and Vigilance group exhibit lower amplitude than Normal and Good-user group. The test after the learning study of the extracted characteristics of each frequency band from the EEG signal showed 85% classification accuracy.

Key words: Game Addiction, Electroencephalogram(EEG), Event-Related Potential(ERP)

1. 서 론

최근 인터넷 기술의 발달로 인터넷 게임은 일반 사람들에게 쉽게 접할 수 있는 콘텐츠가 되었다. 인터넷 게임은 사용자가 현실에서 만족할 수 없는 욕구에 대해 대리만족을 경험하게 해주고, 스트레스를 풀어주는 등의 긍정적 효과를 주기도 한다. 하지만, 인터넷 게임이 주는 대리 만족에 지나치게 몰입하여 게임의 과몰입 현상을 일으키는 것은 현대 사회에서

개인적, 사회적 문제로 부각되고 있다. 인터넷 게임 과몰입 현상은 사용자가 스스로 게임 이용 시간을 조절하지 못하고 이로 인해 개인적, 사회적으로 어려움을 겪는 현상을 말한다. 기존 연구들에서 인터넷 게임 중독은 안정성, 자율성, 정서인식, 정서표현, 정서조절 등의 인성적인 특성에 부정적인 영향을 주는 것을 밝히고 있다[1]. 하지만, 인터넷 게임 이용자는 자신의 몰입 정도를 자각하지 못한 채 사용하는 경우가 많다. 즉, 과몰입에 대한 사용자의 경계의식 부족

* Corresponding Author : Hang-Bong Kang, Address: (420-743) D332, Science Hall, Catholic Univ. of Seongsim Bucheon Campus, Yeokgok 2-dong, Wonmmi-gu, Bucheon-si, Gyeonggi-do, Korea, TEL : +82-2-2164-4598, E-mail: hbkang@catholic.ac.kr

Receipt date : Jul. 11, 2014, Revision date : Sep. 22, 2014
Approval date : Sep. 28, 2014

[†] Dept. of media Engineering, Catholic University of Korea (E-mail : ljj_13@naver.com)

^{**} Dept. of media Engineering, Catholic University of Korea

* This research was supported by ministry of Culture, Sports and Tourism(MCST) and Korea Creative Content Agency(KOCCA) in the Culture Technology(CT) Research & Development Program and was supported by Research Fund, 2014 of the Catholic University of Korea

으로, 사용자 자신에 대한 문제점을 발견하지 못하는 경우가 대다수이다. 따라서, 인터넷 게임 과몰입 정도를 진단하기 위한 방법이 필요하다.

일반적으로 인터넷 게이머들에 대한 과몰입/중독에 대한 검사는 설문 조사[2,3]를 통해 이루어져 왔다. 게임중합 척도(CSG 척도)[2]는 인터넷 게임 몰입 정도를 설문조사를 통하여 ‘고위험군’, ‘경계군’, ‘일반군’, ‘게임 선용군’으로 분류하였다. 본 연구는 이런 CSG척도에 따라 참가자들을 네 가지 군으로 분류하고 이에 따른 생체 신호를 비교하여 분석하고, 이런 생체 신호 기반으로 게이머의 과몰입/중독 척도를 분류하는 방법을 연구한다.

피험자의 과몰입/중독 정도를 측정하기 위해 생체 신호로 뇌파 신호를 이용한다. Electroencephalogram (EEG)는 대뇌에 일어나는 전위변동, 또는 그것에 의한 뇌전류를 두피에 부착한 전극을 통해 기록한 전기 기록을 의미한다. 이전의 EEG 신호에 대한 연구는 대부분의 의학적인 주제에 초점이 맞춰져 왔다 [4,5]. 즉, EEG 신호를 이용하여 의학적 치료 및 검사를 위한 방법에 적용하는 방법에 대해 주로 이루어져 왔다. 반면에 우리는 EEG 신호를 획득하여 자극에 대한 반응을 보기 위한 Event Related Potential (ERP)을 분석한다. ERP는 일반적으로 특정 자극에 대해 발생하는 대뇌의 전기적 반응을 기록한 것으로, 동일한 자극을 반복적으로 제시하여 유발된 전위들의 평균을 이용하여 측정하는 방법을 의미한다. 즉, 피험자의 상태가 기록되는 EEG로부터 특정 자극, 예를 들면 시각 또는 청각자극에 의해 나타나는 파형만을 분리하여 평균화하여 측정한다.

본 논문은 다음과 같은 순서로 구성된다. 먼저 섹션 2에서 관련 연구들에 대해 알아본다. 섹션 3에서는 ERP와 EEG 신호를 이용하여 인터넷 게임 몰입 정도에 따른 차이를 비교하기 위한 방법에 대해 말한다. 섹션 4에서는 데이터 획득을 위한 실험 방법과 과정에 대해 설명한다. 실험을 통해 얻은 데이터를 이용하여 섹션 5와 6에서는 데이터 분석 방법 및 결과, 그리고 한계점에 대해 말한다.

2. 관련 연구

EEG 신호를 이용한 방법은 사람의 각성, 피로, 졸음 정도를 측정하기 위한 객관적인 지표로 이용될

수 있다. J.W. Kim[6]은 유동적인 EEG 신호의 웨이블릿 변환을 이용하여 주파수를 분석하고 이를 기계 학습 알고리즘을 통해 신뢰도 있는 분류 결과를 얻었다고 밝히고 있다. 본 연구는 게임을 하는 과정에서 EEG 신호를 측정하고 이에 대해 주파수 분석을 통해 신뢰도 있는 인터넷 게임 과몰입/중독 정도에 따른 특징을 찾고 분류 결과를 분석한다.

인터넷 게임 과몰입자는 자기 통제 능력이 떨어지는 증상을 보이며, 사회적, 정신적인 문제를 유발하는 상태를 보이는 것으로 보고되고 있다[7]. 인터넷 게임 중독의 심각성이 부각된 이후 인터넷 중독을 진단하기 위한 방법은 많이 연구되어왔다. Tao[8] 등은 인터넷 중독 장애에 대한 진단 기준을 개발하고, 테스트를 통해 95%의 신뢰도를 가지는 기준을 제시하였다. Cao[9] 등은 설문을 통해 중국 청소년들의 인터넷 중독과 충동 조절의 관계에 대해 설명하였다. 기존 연구들에서는 인터넷 과몰입 이용자들의 충동 조절에 대한 신경 활동을 조사하였을 때, 인터넷 과몰입이 충동 조절에 어떠한 영향을 주는지 보이고 있다. 인터넷 중독은 마약 중독, 알코올 중독, 도박 중독과 비슷한 특징을 보이기 때문에 충동조절 또는 충동조절장애와 관련이 있다고 밝히고 있다[10,11].

ERP 일반적으로 ERP의 요소 중 N200과 P300을 이용하여, 충동 조절 능력에 대해 알 수 있다[12,13]. 또한 N400을 통해 참가자가 외부 자극에 얼마나 민감한 지를 확인 할 수 있다[14]. ERP를 측정하기 위해 Y.S. Jang[15] 등은 청각에 대한 2개의 목표 자극과 1개의 비목표 자극, 1개의 표준 자극의 Oddball Paradigm을 통해 EEG 신호에서 청각 자극에 대한 ERP의 P300을 찾고 분석하는 실험을 진행하였다. 이에 대해 목표 자극에 대해 P300의 진폭이 더 크게 나타난다고 밝혔다. 충동 조절 정도를 효율적으로 측정하기 위한 방법으로 반응을 요구하는 Go 자극과 억제제를 요구하는 NoGo 자극으로 이루어진 실험을 통해 ERP (Event-Related Potential)을 측정하는 Go/NoGo Task가 있다[16,17]. Dong[18] 등은 Go/NoGo Task를 통해 인터넷 중독 장애(IAD)를 가진 사람들의 반응 억제에 대한 연구를 통해 NoGo 자극에 대한 정상군과 N2와 P3의 차이점을 보여주었다. F.C.L. Donkers[12] 등은 Go/NoGo Task를 통해 N2가 충동 조절에 영향을 준다는 것을 보여주고 있으며, J.L. Smith[13] 등은 P3가 행동 억제에 필요성에

대한 인식을 반영할 수 있다는 것을 보여주었다. 따라서 N2와 P3는 사람의 행동에 대한 충동 조절의 인식을 볼 수 있는 요소라 할 수 있다. M. Salminen 과 N. Ravaja[19]는 게임 플레이어가 상대방 캐릭터를 총으로 상처입히고 죽이는 이벤트에 대해 EEG 신호의 진동 반응에 대해 연구하였다. 폭력적인 게임 이벤트에 대해 후두부 세타파에서 이벤트 전의 기준에 비해 변화가 일어나는 것을 보였다. A. Belle[20] 등은 실험 참가자들에게 지루한 영상과 흥미로운 영상을 보여주고 EEG 신호를 측정하여 이를 이용한 집중도 검사 시스템을 제안했다.

기존 연구들은 N200과 P300의 차이를 이용하여 충동 조절 능력에 대해 검증하고 N400을 이용하여 외부 자극에 대한 반응을 살펴보았다. 하지만, 본 연구에서는 인터넷 게임 몰입 정도에 따라 나눈 그룹에 대하여 N200과 P300, N400의 차이에 대해 연구하였다. 따라서, 우리는 Fz, Cz, Pz 채널의 N200와 P300, N400을 비교하여 설문문을 통해 나눈 참가자들의 네 가지 인터넷 게임 몰입 정도에 따라 ERP의 유의미한 차이가 있는지 검증하고자 한다. 이와 함께 게임을 하고 있는 중의 EEG Power 데이터를 이용하여 특징을 추출하고 기계학습 알고리즘을 통해 학습한 후 분류 시스템을 만들고자 한다.

3. ERP 및 EEG 신호를 통한 몰입도 분석

인터넷 게임 중독은 게임을 절제하지 못하고 과도하게 빠져들어 정상적인 생활을 하지 못하고, 통제력을 상실하여, 스스로 자제하지 못하는 것을 의미한다. 기존 연구들에서는 인터넷 게임 중독을 진단하기 위한 기준으로 여러 가지 방법을 제시하였으나 아직까지 인터넷 중독에 대해 진단적 개념은 정립된 것이 없으며, 타당한 진단 기준을 지니기 위해서는 많은 연구가 수행되어야 한다. 우리는 인터넷 게임 이용자들의 몰입 정도에 따라 뇌파 신호에서 어떠한 차이를 보이는지 알아보하고자 한다. 즉, 중독 정도에 따라 인터넷 게임 이용자들은 뇌파 신호에서 차이를 보일 것으로 예상되고, 이를 이용한다면, 뇌파 신호만으로 과몰입을 진단할 수 있는 척도가 될 수 있을 것이다. 따라서 본 연구는 설문[2]을 통한 진단 결과를 이용하여 실험 참가자를 게임 중독 정도에 따라 네 가지 그룹으로 분류하고, 이에 따른 뇌파 신호의

차이를 비교하여 과몰입 척도를 만들고자 한다.

인터넷 게임 중독은 사실상 의학계에 병리적으로 정의되어 있지 않고, 게임에 의한 충동 조절 장애로 분류되는 경우가 많다. 즉, 우리는 충동 조절에 따른 뇌파의 차이를 확인하기 위하여 Go/NoGo Task를 수행하였다. 우리는 이를 위해 Go/NoGo Task를 수행하는 중의 ERP를 측정하여 이를 비교하고, 차이를 검증하는 방법을 이용하였다. ERP는 특정한 자극에 대해 발생하는 대뇌의 전기적 반응을 두피를 통해 기록한 뇌파 기록이다. 본 연구는 두피의 위치에 따른 각 채널에 대해 측정된 ERP를 이용하여, 각 그룹의 특징을 비교 분석한다. 또한, 게임 이용 중의 이용자 뇌파 특징을 이용하여, 뇌파에 의한 몰입 정도를 진단하는 시스템을 만들고자 한다. 참가자가 게임을 이용하는 중의 EEG 신호를 측정하고, 각 그룹의 EEG 신호에 대한 특징을 추출하고 학습한다. 학습된 데이터를 통해 게임 이용자의 과몰입 정도를 진단하는 시스템을 만들고 정확도를 확인한다.

3.1 ERP를 이용한 몰입도 분석

N200과 P300, N400은 비침습성의 EEG cap을 이용하여 인간의 두피로부터 측정할 수 있는 ERP의 요소이다. 일반적으로 N200은 인지 제어 기능 연구에 이용되어 왔으며, 최근에는 언어 학습의 연구에 이용되고 있다[14]. P300은 일반적으로 두정엽에서 강하게 나타나는 신호로서, 인지기능과 의사 결정 과정에 영향을 받는 것으로 알려져 있다[13]. 마지막으로 N400은 정수리와 두정엽 부근에서 나타나며, 시각과 청각, 단어, 그림, 얼굴, 환경적 소리 등에 의해 영향을 받는 요소이다[14]. 따라서 우리는 각 요소가 게임에 이용되는 자극인 인지 제어, 시각적, 청각적 자극에 의한 차이를 설문문에 의해 참가자들의 몰입 정도에 따른 각 그룹 별로 비교하여 검증하고자 한다. 우리는 먼저 CSG척도에 의해 실험군을 ‘고위험군’, ‘경계군’, ‘일반군’, ‘게임 선용군’으로 분류하고 Go/NoGo Task를 통해 ERP를 측정하여 자극에 대해 Fz, Cz, Pz 채널에서의 N200과 P300, N400을 분석한다. 이를 이용하여 각 채널 별로 유의미한 차이를 가지는 특징을 비교하여 검증한다.

3.2 EEG 신호를 이용한 몰입도 분석

웨이블릿 변환은 기본적으로 연속 웨이블릿 변환(CWT)과 이산 웨이블릿 변환(DWT)이 존재한다. 우리는 EEG 신호의 분석을 위해 DWT 방법을 적용하였다. DWT는 이산 신호에 대해 신호의 분석을 허용한다. 즉, 원래의 연속 신호에 대해 샘플링을 거친 이산 신호를 분석하고 이를 다시 inverse DWT를 이용하여 원래의 연속 신호를 재구성할 수 있다. 본 연구에서는 전처리 단계를 거쳐 EEG 신호를 주파수별로 분류한 뒤, 각각의 주파수 대역에 대해 DWT를 적용한다. DWT를 통해 상세한 정보를 추출하고 이를 이용하여 특징을 추출한다. 본 연구에서는 추출한 특징을 기계 학습 알고리즘을 통해 학습한 후, 이를 이용하여 분류 시스템을 만든다.

4. 실 험

4.1 실험 참가자

본 연구는 건강한 10대 후반에서 20대의 오른손잡이 대학생을 대상으로 선정하여 실험을 진행하였다. 참가자는 실험에 앞서 설문을 진행하게 된다. 설문은 참가자가 방해 받지 않는 환경에서 진행한다. 설문은 CSG척도에 대한 설문을 이용한다. 설문 결과를 이용하여 피험자를 CSG척도에 의해 ‘고위험군’, ‘경계군’, ‘일반 사용자군’, ‘게임 선용군’의 4개 그룹으로 나뉜다. 다음 (Table 1)은 참가자의 구성을 보여준다.

4.2 실험 환경

실험은 참가자에게 아무런 자극이 주어지지 않는 장소에서 실시한다. 실험 환경은 다음 (Fig. 1)을 보면 알 수 있다.

다음의 (Fig. 1)은 실험이 시작되기 전 참가자의 대기상태를 보여준다. 위와 같은 환경에서 참가자는

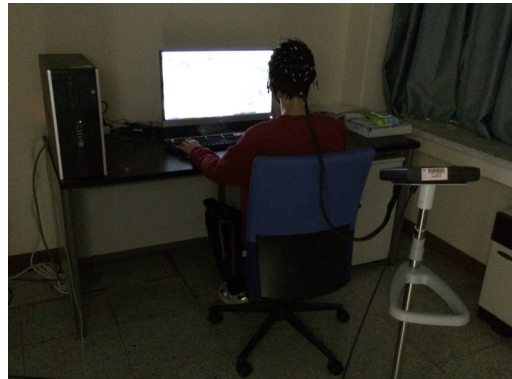


Fig. 1. Experiment environment.

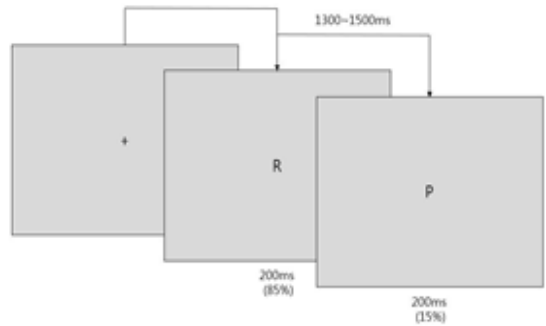


Fig. 2. Cycle of experiment image.

뇌파 측정 장비를 착용한 후 안정된 상태가 되기 위해 10분간 대기한다. EEG 신호 측정은 1KHz의 샘플링 비율로 측정하였고, 신호를 측정하는 동안 임피던스는 5kΩ 이하로 유지하였다.

4.3 Go/NoGo Task

Go/NoGo Task는 먼저 참가자에게 장비를 착용하기 전에 실험에 대한 안내문을 제시하여 충분히 숙지하도록 한다. 충분히 숙지한 후, 참가자는 장비를 착용하고 10분간 대기하여 편안한 상태가 되도록 한다. 실험을 시작하기 전 모니터에는 ‘+’가 나타나며, 피험자는 ‘+’를 바라보며 대기한다. ‘+’기호가 나타나고 10초 후 실험은 시작된다. 실험이 시작되면 화면에는 알파벳 ‘R’과 ‘P’가 각각 제시된다. 참가자는 ‘R’에 대하여 방향키 아래 버튼을 누르고 ‘P’에 대하여 아무런 행동도 취하지 않는다. 이 때, 피험자는 가능한 한 빠르고 정확하게 반응하며 실험을 진행한다. 다음 (Fig. 2)은 실험 영상의 과정을 보여준다.

이와 같은 실험으로 우리는 네 개의 그룹 별 EEG

Table 1. Composition of participant

Degree	The number of people	Average age (S.D.)
High-risk group	3	22.3(2.08)
Vigilance group	6	23.3(2.34)
Normal group	10	21.2(2.73)
Good-user group	10	23(2.24)

신호를 측정하였다. EEG신호는 Fz, Pz채널에서 획득하여, 이 신호에 대해 ERP 신호를 분석하기 위하여 자극 시점 300ms 이전부터 700ms 이 후를 추출하여 이용하였다. 얻은 신호에 대해 우리는 Fz, Cz, Pz 채널의 N200와 P300, N400을 분석한다.

4.4 게임 중의 EEG Power 측정

우리는 각 그룹 별 EEG 신호의 특징을 이용하기 위하여 게임을 하는 중에 EEG 신호를 측정하였다. 먼저, 게임은 현재 국내 온라인 게임에서 높은 점유율을 보이고 있으면서, 모든 사용자가 게임을 일정 시간 동안 할 수 있는 게임을 선정하였다. 따라서 본 연구에서는 Nexon사에서 서비스하고 있는 FIFA Online 3를 이용하여 실험하였다.

먼저 참가자는 실험 장비를 착용 후 5분간 어떠한 자극도 없는 장소에서 편안한 상태로 대기한다. 대기 시간 5분이 끝난 참가자는 FIFA Online 3 게임을 진행한다. FIFA Online 3는 일반적으로 10분간 축구 경기를 하는 게임으로, 참가자는 10분의 축구 경기를 2번 진행한다. 첫 번째 게임에서는 긴장하여 식은땀을 흘리는 등의 행동을 보이는 참가자들이 있기 때문에 게임에 의한 EEG 신호의 변화라고 보기 힘들 것으로 예상하였다. 따라서 우리는 첫 번째 게임 할 때의 EEG 신호는 사용하지 않고, 두 번째 게임 할 때의

EEG 신호를 이용하였다.

5. 데이터 분석

우리는 실험 참가자를 대상으로 CSG 척도를 이용하여 먼저, 과몰입 정도에 따라 네 개의 그룹으로 분류하였다. CSG 척도에 의한 네 가지 그룹에 대해 Go/NoGo Task를 하는 중의 EEG 신호를 측정하여 ERP를 분석하였다. 또한, 게임을 하는 중의 EEG 신호를 측정하여 이를 주파수 대역별로 파형을 분류하고, DWT를 통해 특징을 추출하였다.

5.1 ERP 분석

우리는 ERP 분석을 위해 Go/NoGo Task를 하는 동안 Fz(Frontal), Cz(Central), Pz(Parietal) 채널의 EEG 신호로부터 Go자극과 NoGo 자극에 대해 자극 시점 이전 300ms, 이후 700ms를 추출하여 각 채널의 N200과 P300, N400을 비교하였다.

각각 비교를 위해 EEG 신호에서 자극 시점으로부터 N200은 200~350ms 구간에서 나타나는 negative peak를 이용하고, P300은 자극에 대해 300~600ms에서 나타나는 positive peak, N400은 250~500ms에서 나타나는 negative peak를 이용하였다[8]. 다음 (Fig. 3)은 유의미한 결과를 보여주는 Fz와 Pz 채널의 ERP 파형을 보여주며, (Table 2)는 Fz 채널의

Table 2. Mean amplitude

(단위: μ L)

(a) N200-mean amplitude of Fz channel

	High-risk	Vigilance	Normal	Good-user
Go stimulus	-4.67	-7.80	-3.22	-3.99
NoGo stimulus	-3.77	-4.40	-1.97	-5.57

(b) P300-mean amplitude of Fz channel

	High-risk	Vigilance	Normal	Good-user
Go stimulus	9.49	11.55	5.85	2.61
NoGo stimulus	2.74	1.26	0.56	0.97

(c) N400-mean amplitude of Pz channel

(c) N400-mean amplitude of Pz channel	(c) N400-mean amplitude of Pz channel	(c) N400-mean amplitude of Pz channel	(c) N400-mean amplitude of Pz channel	(c) N400-mean amplitude of Pz channel
Go stimulus	-5.06	-4.55	-1.73	-0.36
NoGo stimulus	-2.20	-1.86	0.16	-1.67

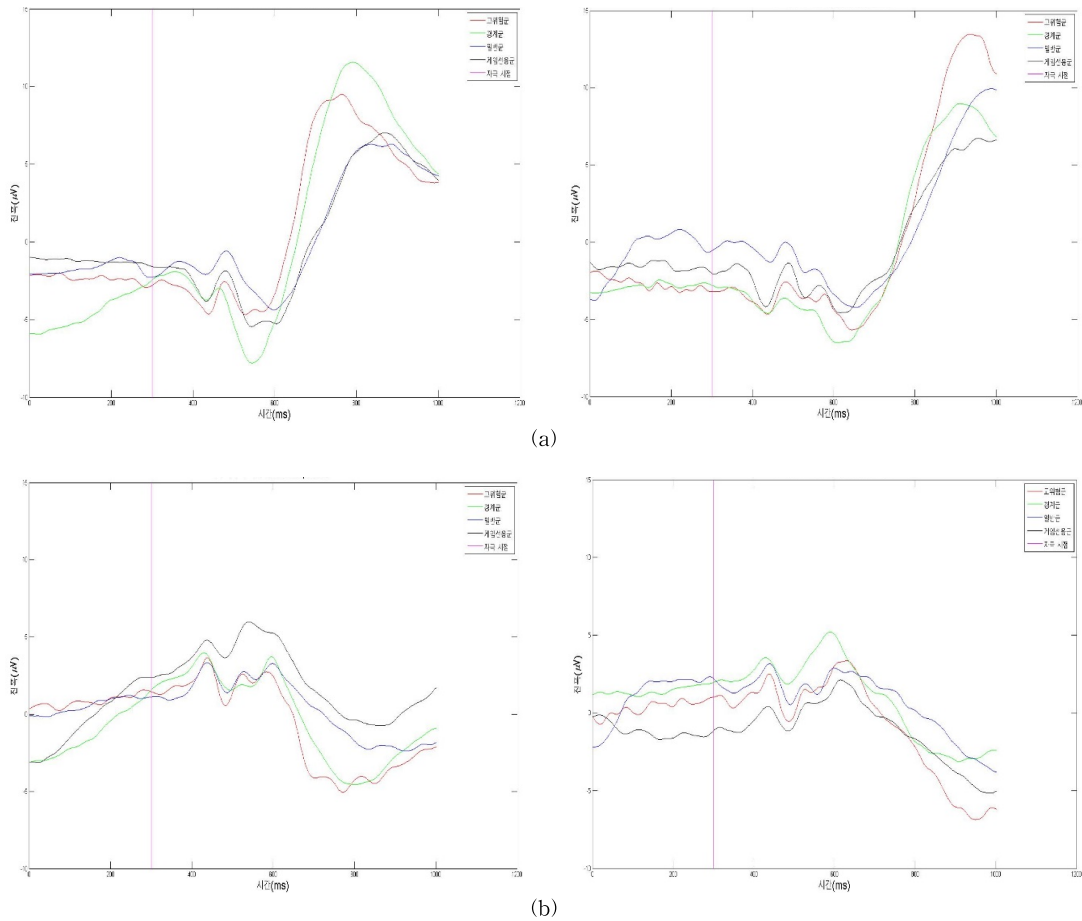


Fig. 3. Mean amplitude, (a) mean amplitude of Fz channel(left : Go stimulus, right : NoGo stimulus), (b) mean amplitude of Pz channel(left : Go stimulus, right : NoGo stimulus).

N200과 P300, Pz 채널의 N400의 평균 진폭을 보여준다.

우리는 각 그룹의 N200, P300, N400에 대해 ANOVA 분석을 수행하였다. ANOVA 분석을 통해 각 그룹의 특징별로 유의미한 차이가 있는지를 보여주었다.

N200에 대한 평균 진폭은 Fz 채널의 Go 자극에서 두드러지는 차이를 보였다. Fz 채널의 Go 자극에서의 (Table 3)의 (a)와 같이 고위험군, 경계군에 비해 일반군, 게임 선용군이 더 낮은 진폭을 보였다. 고위험군과 경계군의 평균 진폭은 $-6.24 \mu\text{L}$ 이고, 일반군과 게임 선용군의 평균 진폭은 $-3.61 \mu\text{L}$ 로서, $-2.63 \mu\text{L}$ 의 차이를 보였다($p < 0.05$). 이에 비해 NoGo 자극에 대한 N200의 차이는 비교적 고위험군과 경계군이 일반군과 게임선용군의 평균보다 높았지만 유의미하다고 할 수 없었다($p > 0.05$).

P300에 대한 평균 진폭은 Fz 채널의 Go 자극과 NoGo 자극에 대해 모두 유의미한 차이를 보였다. Fz 채널의 Go 자극에서는 고위험군과 경계군의 평균 진폭이 $10.52 \mu\text{L}$ 로 일반군과 게임 선용군의 평균 진폭인 $4.23 \mu\text{L}$ 에 비해 높게 나타났다($p < 0.05$). NoGo 자극에 대한 평균 진폭은 (Table 3)의 (b)와 같이 게임 선용군에서 고위험군으로 갈수록 높아지는 경향을 보였다($p < 0.05$).

N400은 Pz 채널에서 유의미한 차이를 나타내었다. Pz 채널의 N400의 평균진폭은 위 (Table 3)의 (c)에서 보여주고 있다. Go 자극에 대한 고위험군과 경계군의 평균 진폭은 $-4.81 \mu\text{L}$ 로 일반군과 게임선용군의 평균 진폭인 $-1.05 \mu\text{L}$ 보다 높게 나왔다($p < 0.05$). 그리고 NoGo 자극에 대한 고위험군과 경계군의 평균진폭은 $-2.03 \mu\text{L}$ 이며, 일반군과 게임선용군

Table 3. Analysis of variance

(단위 : μL)

(a) N200 of Fz channel

	High-risk and Vigilance	Normal and Good-user	Level of significance
Go stimulus	-6.24	-3.61	$p < 0.05$
NoGo stimulus	-4.09	-3.77	$p > 0.05$

(b) P300 of Fz channel

	High-risk and Vigilance	Normal and Good-user	Level of significance
Go stimulus	10.52	4.23	$p < 0.05$
NoGo stimulus	2	0.765	$p < 0.05$

(c) N400 of Pz channel

	High-risk and Vigilance	Normal and Good-user	Level of significance
Go stimulus	-4.81	-1.05	$p < 0.05$
NoGo stimulus	-2.03	-0.76	$p > 0.05$

의 평균 진폭은 $-0.76 \mu L$ 로서, NoGo 자극에 대해서도 비교적 고위험군과 일반군에서 낮은 진폭을 보이는 것을 볼 수 있다($p > 0.05$).

5.2 EEG 신호 분류 시스템

우리는 게임 신호를 통해 각 그룹의 EEG 신호 데이터를 얻었다. 각 그룹 별로 얻은 EEG 신호에 전처리와 분석 방법을 적용한다. 다음으로 전처리와 분석 방법을 통해 얻은 신호에서 특징을 추출하고 이를 학습하여 분류 시스템을 만들고자 한다. 다음 (Fig. 4)는 EEG 신호 분류 시스템의 순서도를 보여준다.

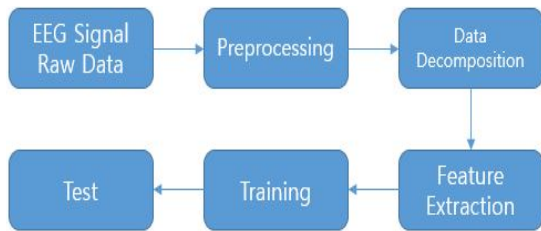


Fig. 4. Overview.

데이터 분석을 위해 우리는 먼저 그룹 별로 얻은 EEG 신호의 전처리 과정을 수행한다. EEG 신호는 복잡하고 선형적이지 않은 형태의 파형으로 이루어져 있다. 이는 각각의 주파수 대역으로 분류할 수 있다. 우리는 Butterworth bandpass filter를 이용하여 5개의 주파수 대역으로 데이터를 나누어 사용한다.

즉, 델타파(0.2~4Hz), 세타파(4~8Hz), 알파파(8~13Hz), 베타파(13~30Hz), 감마파(30~50Hz)로 EEG 신호를 분류하였다.

다음으로, 각각의 주파수 대역으로 분류한 EEG 신호는 DWT를 이용하여 분석한다[20]. 각각의 주파수 대역으로 분류된 EEG 신호는 10초 단위로 windowing을 한다. 즉, 우리는 1KHz의 샘플링 비율을 이용하였으므로 각 window 당 10000개의 데이터를 가지게 된다. 그 후, 각각의 window에 대하여 DWT를 적용한다. DWT는 상세한 정보를 유지하기 위해 다섯 단계로 분해한다. 본 연구에서는 감마파에 대하여 'bior3.9', 델타파, 세타파, 알파파에 대하여 'db4', 베타파에 대하여 'coif3' mother wavelet을 적용하였다. 이후, DWT를 마친 데이터에 대하여 특징 추출을 한다. 특징 추출은 다음과 같은 단계로 수행한다.

(1) 표준 편차

$$S.D. = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2$$

위 식에서, x_n 은 하나의 윈도우에 포함된 데이터들을 의미한다.

(2) 엔트로피

$$entropy = - \sum (p_i \log_2(p_i))$$

위 식에서, p_i 는 신호의 히스토그램을 의미한다.

Table 4. Classification accuracy

	High-risk	Vigilance	Normal	Good-user
Test Data	3	3	5	5
Accuracy(%)	82.3	80.2	88.56	87.86

(3) 분산

$$Variance = \sum_{i=1}^n p_i * (x_i - \mu)^2$$

위 식에서, μ 는 기댓값을 의미한다. μ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\mu = \sum_{i=1}^n p_i * x$$

(4) 주파수 평균

$$dft(x_k) = \sum_{k=1}^{N-1} X(j)e^{i(2\pi/N)jk}$$

DFT를 통해, 이산 신호의 푸리에 변환을 적용한다. 푸리에 변환을 적용한 데이터의 평균을 주파수 평균으로 이용한다.

$$mean\ of\ fourier\ domain = mean(dft(x))$$

(5) 분산의 확률분포

$$probability\ of\ distribution\ function = p[a \leq x \leq b] = \int_a^b f(x)dx,$$

$$variance\ of\ distribution = variance(P)$$

(6) 자기상관의 합

$$autocorrelation\ function = \frac{R(s,t)}{E[(x_t - \mu) * (x_{t+r} - \mu)]} = \frac{R(s,t)}{\sigma_t \sigma_a}$$

위 식에서 s 와 t 는 time series에서 다른 시간을 의미하며, μ 는 X 의 평균, a 는 X 의 표준편차를 의미한다.

$$sum\ of\ autocorrelation = \sum(R(s,t))$$

(7) 표본자기공분산의 평균

$$C(s,t) = E[(x_t - \mu_t) * (x_a - \mu_a)],$$

$$mean\ of\ autocorrelation = mean(C(s,t))$$

위와 같은 순서로 특징을 추출한다면 EEG 신호로부터 210개의 특징을 추출할 수 있다. 즉, 6개의 co-efficient당 7개의 특징을 5개의 서로 다른 주파수 대역에서 얻을 수 있다.

우리는 위와 같은 방법으로 얻은 특징들을 이용하여 Breiman[21]이 제안한 분류 방법인 Random Forest 분류기를 이용하였다. Random Forest 분류 방법은 다중 의사 결정 트리를 이용하여 특징을 학습하고, 학습된 트리들을 통해 분류하는 방법이다. 본 연구에서는 Go/NoGo Task 및 게임 중의 EEG Power 측정 실험에 참여한 참가자 29명의 EEG Power 데이터를 이용하여 각 그룹에 대해 다중 의사 결정 트리를 수행하였다. 이를 이용하여 분류 모델을 개발하고 테스트 하였다. 다음 (Table 4)은 분류 결과를 보여준다. 다음 표를 보면 알 수 있듯이 분류 결과 평균 84.73%의 정확도를 보여준다.

6. 결론

본 연구는 인터넷 게임 과몰입 현상에 의한 사용자들의 몰입 정도의 차이를 Go/NoGo Task를 통하여 비교하였다. 이와 함께, 게임 중의 EEG 신호를 측정하여, 각 주파수 대역에서 특징을 추출하고, 이를 이용하여 몰입 정도를 분류 할 수 있었다.

우리는 위의 실험을 통해 과몰입 정도가 심화될수록 사용자의 ERP 평균 진폭은 각 특징별로 더 큰 변화를 보이는 것을 알 수 있다. 즉, 고위험군과 경계군에서는 N200와 P300의 평균 진폭에 의해 일반군과 게임선용군에 비해 충동 조절 능력이 비교적 떨어지는 것을 알 수 있었다. 또한, N400을 확인하여, 고위험군과 경계군에 속한 인터넷 게임 이용자들의 자극에 대한 민감한 정도를 알 수 있었다. 이를 통해 EEG 신호에서 인터넷 게임 과몰입 정도에 따른 N200과 P300, N400 요소의 차이를 검증하였다.

ERP 분석과 함께 우리는 EEG 신호의 특징을 통해 분류기를 구성하였다. EEG 신호에서 DWT를 적용하여 특징을 추출하고 이를 Random Forest를 이용하여 분류한 결과 약 85%의 정확도를 보였다. 추후에 ERP를 함께 이용하여 적용한다면, 더 높은 분류 결과를 보일 것으로 예상된다.

본 연구에서는 여학생에 비해 비교적 남학생이 더

인터넷 게임에 중독되기 쉽기 때문에, 모든 참가자는 남학생으로 구성되었다. 또한, 다른 ERP에 대한 연구와 같이 모두 오른손잡이 참가자로만 구성하였다. 따라서 본 연구의 결과는 20대 오른손잡이 남성에게 적용되는 결과이다.

REFERENCE

- [1] S.H. Ahn and I.Y. Jang, "Actual Condition of Teenagers' Computer Game Addiction and It's Influence on their Personality," *Korea Association of Information Education*, Vol. 11, No. 4, pp. 447-459, 2007.
- [2] Korea Creative Content Agency and Sungkyunkwan University Research & Business Foundation, *Comprehensice Scale for Assessing Game Behavior: CSG*, 2010.
- [3] National Information Society Agency and Duksung Women's University Child Game Research Center, *A Study of the Development of Internet Game Addiction Scale for Children and Adolescents*, 2006.
- [4] N. Badinand-Hubert, M. Bureau, E. Hirsch, P. Masnou, L. Nahum, D. Parain, et al., "Epilepsies and Video Games: Results of a Multicentric Study," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 107, No. 6, pp. 422-427, 1998.
- [5] H. Bokura, S. Yamaguchi, and S. Kobayashi, "Event-related Potentials for Response Inhibition in Parkinson's Disease," *Neuropsychologia*, Vol. 43, No. 6, pp. 967-975, 2005.
- [6] J.W Kim, "A Comparative Study on Classification Method of Sleep Stages by Using EEG", *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 15, No. 2, pp. 113-123, 2014.
- [7] E.J. Jeong and D.H. Kim, "Social Activities, Self-efficacy, Game Attitudes, and Game Addiction, Cyber Psychology," *Cyberpsychology, behavior and Social Networking*, Vol. 14, No. 4, pp. 213-221, 2011.
- [8] R. Tao, X. Huang, J. Wang, H. Zhang, Y. Zhang, and M. Li, "Proposed Diagnostic Criteria for Internet Addiction," *Addiction*, Vol. 105, No. 3, pp. 556-564, 2010.
- [9] F. Cao, L. Su, T. Liu, and X. Gao, "The Relationship between Impulsivity and Internet Addiction in a Sample of Chinese Adolescents," *European Psychiatry*, Vol. 22, No. 7, pp. 466-471, 2007.
- [10] K.W. Beard and E.M. Wolf, "Modification in the Proposed Diagnostic Criteria for Internet Addiction," *Cyberpsychology and Behavior*, Vol. 4, No. 3, pp. 377-383, 2001.
- [11] K.S. Young and R.C. Rogers, "The Relationship between Depression and Internet Addiction," *Cyberpsychology and Behavior*, Vol. 1, No. 1, pp. 25-28, 1998.
- [12] F.C.L. Donkers and G.J.M. Van Boxtel, "The N2 in Go/No-go Tasks Reflects Conflict Monitoring Not Response Inhibition," *Brain and Cognition*, Vol. 56, No. 2, pp. 165-176, 2004.
- [13] J.L. Smith, S.J. Johnstone, and R.J. Barry, "Movement-related Potentials in the Go/NoGo Task: the P3 Reflects both Cognitive and Motor Inhibition," *Clinical Neurophysiology*, Vol. 119, No. 3, pp. 704-714, 2008.
- [14] Hephæstus Books, *Evoked Potentials, including : Evoked Potential, Neurofeedback, Event-Related Potential, Bereitschaftspotential, N400(neuroscience), Evoked Field, Brainwave Entrainment, P300(neuroscience), Mismatch Negativity, Brainstem Auditory Evoked Potentials, P3b*, Hephæstus Books, New York, 2011.
- [15] Y.S. Jang, S.A. Ryu, and K.C. Park, "Detection and Analysis of Event-Related Potential P300 in EEG by 4-Stimulus Oddball Paradigm," *Journal of Information and Communication Convergence Engineering*, Vol. 8, No. 2, pp. 234-237, 2010.
- [16] G. Dong, L. Yang, Y. Hu, and Y. Jiang, "Is N2 Associated with Successful Suppression of

Behavior Responses in Impulse Control Processes?," *Neuroreport*, Vol. 20, No. 6, pp. 537-542, 2009.

- [17] L.M. Jonkman, "The Development of Preparation, Conflict Monitoring and Inhibition from Early Childhood to Young Adulthood; a Go/NoGo ERP Study," *Brain Research*, Vol. 1097, No. 1, pp. 181-193, 2006.
- [18] G. Dong, H. Zhou, and H. Zhao, "Impulse Inhibition in People with Internet Addiction Disorder: Electrophysiological Evidence from a Go/NoGo Study," *Neuroscience Letters*, Vol. 485, No. 2, pp. 138-142, 2010.
- [19] M. Salminen and N. Ravaja, "Increased Oscillatory Theta Activation Evoked by Violent Digital Game Events," *Neuroscience Letters*, Vol. 435, Issue 1, pp. 69-72, 2008.
- [20] A. Belle, R.H. Hargraves, and K. Najarian, "An Automated Optimal Engagement and Attention Detection System using Electrocardiogram," *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, Vol. 2012, Article ID 528781, pp. 12, 2012.
- [21] L. Breiman, "Random Forests," *Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5-32, 2001.



이 재 윤

2014년 가톨릭대학교 미디어공학
(학사)
2014년~현재 가톨릭대학교 미디어공학 석사과정
관심분야: 신호처리, 영상처리, 컴퓨터비전



강 행 봉

1980년 한양대학교 전자공학과
(학사)
1986년 한양대학교 전자공학과
(석사)
1989년 Ohio State Univ. 컴퓨터공학(석사)
1993년 Rensselaer Polytechnic Institute 컴퓨터공학(박사)
1993년~1997년 삼성종합기술원 수석연구원
1997년~현재 가톨릭대학교 디지털미디어학과 교수,
2005년 UC Santa Barbara, Visiting Professor
관심분야: 컴퓨터비전, HCI, 컴퓨터그래픽스, 인공지능