

생체 정보 기반 1인칭 슈팅 게임 플레이어 분석 시스템

김동균, 배병철, 강신진
홍익대학교 일반대학원 게임학과(공학)
traumdiver@gmail.com, {byuc, directx}@hongik.ac.kr

First-Person Shooter Player Analysis System Based on Biometrics

Dong-Gyun Kim, Byung-Chull Bae, Shin-Jin Kang
School of Games, Hongik University

요 약

게임을 개발하는 단계에서 게임에 대한 이용자의 반응을 예측하는 것은 게임성 평가에 있어 중요하다. 본 논문에서는 게임 이용자의 반응을 알아보고자 게임 이용자의 생체 정보를 비침투적인 방법으로 수집한 뒤, 분석할 수 있는 시스템을 제안한다. 이를 위해 아두이노를 활용하여 피부 전도도, 압력, 자이로스코프, 가속도계 센서를 내장한 마우스와 분석 시스템을 새로이 개발하였다. 이 시스템의 유용성을 검증하기 위해 피험자가 이 마우스를 사용해 1인칭 슈팅 게임 '오버 워치'를 플레이하는 실험을 진행하였다. 실험 결과 본 시스템이 게임 플레이 영상과 마우스 내 여러 센서들로부터 수집한 생체 정보들을 활용하여 게임 이용자의 특징을 분석하는데 유용하게 활용될 수 있음을 확인하였다.

ABSTRACT

Predicting the user's reaction to the game at the stage of developing the game is important because it is related to the popularity of the game. In this paper, we propose a system that can collect and analyze game user's biometric information in a non-invasive way. To this end, we developed a mouse with skin conductance, pressure, gyroscope, and accelerometer sensor using Arduino. In order to verify the usefulness of this system, the subject was experimented with playing the first person shooter game with this mouse. We analyzed the gameplay videos recorded during Blizzard's 'OverWatch' and the bio-information collected from various sensors in the mouse.

Keywords : Biometrics, Skin Conductance, Affective Computing

Received: Oct. 12, 2017 Revised: Dec. 18, 2017
Accepted: Dec. 20, 2017
Corresponding Author: Shin-Jin Kang(Hongik University)
E-mail: directx@hongik.ac.kr

ISSN: 1598-4540 / eISSN: 2287-8211

© The Korea Game Society. All rights reserved. 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. 서 론

나날이 발전하는 게임 개발 기술은 게임 개발자에게 더 전문적인 기술을 요구하고 있다. 하지만 아직도 게임 기획, 레벨 등의 부분은 개발자의 주관적 판단에 의존하여 개발되는 경우가 많다. 해당 게임의 흥행 여부를 예상하는 방법은 게임 출시 이후 발생한 매출, 다운로드 횟수, 접속자 수, DAU(Daily Active User), WAU(Weekly Active User), MAU(Monthly Active User), MCU(Maximum Current User), ARPU(Average Revenue Per User) 등과 같은 통계 지표나 게임 관련 커뮤니티 내 이용자 후기 등을 통해 확인할 수 있다. 이러한 방법은 게임을 출시한 이후에나 확인 가능한 방법이기 때문에 출시 이후에 발생하는 마케팅, 유지보수 비용 등을 고려하면, 개발 단계에서 게임에 대한 이용자들의 반응을 적절하게 예상하지 못한 경우 상업적인 손해로 이어질 수 있다.

일반적인 게임 개발 프로세스 상에서는 게임 내 오류, 레벨 테스트를 전문적으로 하는 사내 팀이나 전문 QA 업체를 통해 개발 중인 게임에 대한 이용자들의 반응을 사전에 예측한 뒤, 게임을 출시한다. 또한 출시 전에 베타 테스트 등의 과정을 통해 게임 이용자의 반응을 추가적으로 반영한다. 이러한 게임 이용자 의견 수렴 과정은 대다수가 설문 조사 방법에 의존하고 있는데 이를 수집, 분석하는 작업에는 많은 비용이 소모된다. 또한 그 결과가 설문 대상자들 선별 조건에 따라 달라지는 경우가 많다.

이러한 문제를 해결하기 위해서는 게임에 대한 이용자의 반응을 저비용이면서 객관적으로 파악할 수 있는 방법이 필요하다. 이를 위해 본 논문에서는 게임 이용자의 생체 정보를 수집, 분석하여 게임 이용자의 생체 정보 특성을 통해 이용자의 반응을 정량적으로 알아볼 수 있는 시스템을 제안한다. 이 시스템은 저비용으로 게임 개발 도중에도 적용 가능하며, 이를 통해 설문 조사 방식으로 진

행되었던 이용자 의견 수렴 과정을 정량화 시키는 데 기여할 수 있다.

2. 본 론

2.1 기존 연구

생체 정보를 활용한 연구 중 생체 정보를 이용해 감정을 평가하고자 하는 다양한 시도가 HCI 혹은 게임 분야에서 있어 왔다. 연구용 게임 환경에서 게임 이용자의 반응을 알기 위해 다양한 인터페이스들이 검토되었다. 키보드 키 입력 패턴을 통해 사용자의 감정을 측정하고자 한 연구가 그중 하나이며, 키 입력을 기반으로 Naive bayes, Rotation forest, Decision tree, AdaBoost, K-nn 등과 같은 학습 모델을 활용해 사용자의 감정을 평가하고자 하였다[1]. 게임 내 이벤트에 대한 이용자의 반응을 측정했던 연구에서는 다양한 생체 정보를 활용하였는데, 호흡[2], 심전도(electrocardiography(ECG))[3], 피부 전도도(galvanic skin response(GSR))[4], 근전도 검사(electromyography(EMG))[5] 그리고 뇌파(electroencephalography)[6] 등이 있었다.

또 게임을 플레이하고 있는 이용자의 표정을 활용하여 이용자의 반응을 측정하거나[7,8] 게임 이용자의 생체 신호를 통해 긴장도를 측정하여 이용자의 거짓말을 탐지하려는 시도가 있었다[9]. 뇌파를 통해 게임 이용자의 집중도를 파악하려는 노력도 지속해서 이루어져 왔다[10]. 생체 신호와 몸짓을 활용하여 게임 이용자의 정서를 파악하려는 노력도 있었다[11].

온라인 게임 과몰입을 예측하기 위한 연구에서는 Action, RPG(Role Playing Game), FPS(First Person Shooter) 장르의 게임 11개를 대상으로 하여 게임 이용자의 접속 기록을 기반으로 게임 이용자의 과몰입 여부를 예측하고자 하였다[12]. 이용자의 접속 기록 또한 생체 정보 중 하나로써 이용자의 생체 특성을 알 수 있음이 증명되었다.

본 논문에서 제안하는 시스템은 기존 연구들과 달리 일반적인 게임 환경에서 사용하는 마우스로 게임 이용자의 생체 정보를 수집함으로써 피험자가 생체 수집에 대한 인식 및 거부감을 줄일 수 있는 장점이 있다. 이는 컴퓨터 마우스가 주요 조작 방법인 1인칭 슈팅 게임 장르에서 게임 이용자의 생체 정보를 수집하는 데 유용하게 사용될 수 있다.

2.2 생체 정보 수집 장치

게임 이용자의 생체 정보를 수집하기 위해 본 연구에서는 아두이노를 활용하여 생체 정보 수집 장치를 개발하였다. 기존 컴퓨터 마우스 안에 여러 생체 정보 수집 센서를 연결한 아두이노를 내장시켜 제작하였는데, 사용된 WeMos사의 아두이노(ESP8266)는 기존 아두이노보다 크기가 작아 마우스 안에 내장시키는 것이 가능하고, WiFi 통신 기능을 가지고 있어 수집한 생체 정보를 무선 송신할 수 있다. 또 이 아두이노의 전원부는 마우스 전원부와 연결되어있어 컴퓨터 마우스에 전원이 들어오면, 아두이노에도 전원이 공급된다. 이후, 미리 설정된 WiFi 네트워크로 연결을 시도하고, WiFi 연결에 성공하면, 미리 설정된 내부 IP주소로 수집한 생체 정보들을 메시지로 송신한다.

기존 연구에서는 생체 정보를 수집할 때, 피험자가 부착된 센서를 볼 수 있어 심리적 방어기제가 작용할 여지가 있었다. 반면에 본 연구에서 개발한 장치는 기존 마우스를 사용하는 것과 크게 다르지 않기 때문에 피험자의 심리적 방어기제가 작용할 여지가 적다. 따라서 수집하는 생체 정보의 왜곡을 최소화할 수 있다는 장점이 있다. 또 기존에는 여러 장치를 통해 수집한 생체 정보를 통합하고 동기화하는 과정이 필요했다. 하지만 본 연구에서 개발한 장치는 센서로부터 수집한 생체 신호를 하나의 메시지를 통해 무선으로 송신하기 때문에 이후에 있어야 할 데이터 통합, 동기화 과정이 필요치 않다는 점에서 연구, 분석의 속도를 증가시키는 효과를 기대할 수 있다.

2.2.1 피부 전도도 센서

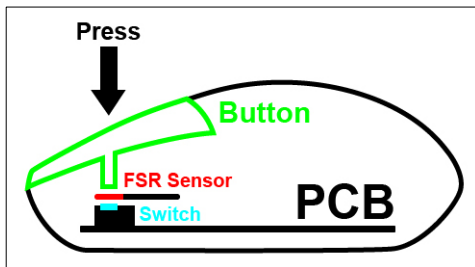
사람이 흥분하거나 격한 감정을 느끼게 되면, 자율신경계가 반응해 땀이 나거나 동공이 커지게 되는 등의 신체 반응이 나타나게 된다. 땀이 나면, 땀으로 인해 땀샘 주위 피부 표면의 전기 저항이 낮아지게 되는데, 피부 전도도 센서는 이 저항의 값을 측정한다. 피부 전도도를 측정할 때에는 일반적으로 검지와 중지 두 지점 사이의 저항을 측정하며, 손가락 이외에 손목, 발, 허벅지, 가슴, 이마 등에서도 측정할 수도 있다[13]. 본 연구에서는 검지와 중지, 그리고 발바닥의 피부 전도도를 측정하였다. 마우스에는 Seeedstudio사의 피부 전도도 센서(Grove GSR Skin Sensor Module v1.2)를 전도성 페인트로 칠한 마우스 버튼을 사용하였다. 이렇게 함으로써 사용자가 마우스 버튼 위에 검지와 중지를 올리면, 사용자의 피부 전도도를 측정할 수 있다. 발바닥에는 별도의 깔창을 만들어서 맨발 상태에서 생체 신호를 측정하도록 하였다. 이는 마우스에서 측정된 생체 신호를 보완하기 위함이다. 깔창의 기본적인 하드웨어 구조는 마우스와 동일하다. GSR 센서에서 출력되는 값은 크기가 작을수록 저항이 낮다는 것을 의미하며, 값의 변화가 클수록 감정 상태의 변화가 크다는 것을 의미한다.

2.2.2 압력 센서

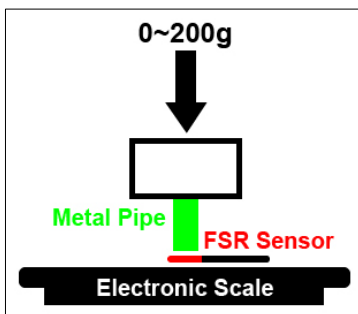
컴퓨터 마우스는 사용자가 버튼을 누르면, 버튼이 마우스 내부 스위치를 누르면서 클릭을 인식한다. 본 연구에서는 [Fig. 1]과 같이 마우스 버튼과 내부 스위치 사이에 Sparkfun사의 압력 센서(0.16" 원형 FSR 센서)를 설치하여 사용자가 버튼을 누르는 강도를 측정하였다. 압력 센서는 가해지는 압력이 셀수록 저항값이 낮아지는 특성을 가졌기 때문에 아무런 압력이 없을 때는 0을 출력하고, 압력의 크기에 따라 이 값은 증가한다. 이 센서로 측정 가능한 최댓값은 연결된 저항에 따라 달라지며, 압력의 크기에 따라 출력되는 저항값을 알아보기 위

해 테스트를 진행하였다.

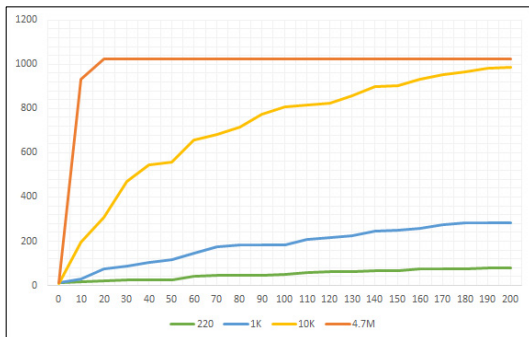
테스트 방법은 센서를 [Fig. 2]와 같이 소수점 2 자리까지 무게를 측정할 수 있는 저울(SF-400) 위에 두고, 지름 5mm 원형 금속 재질 대를 센서 위에 둔 뒤, 저울에 측정되는 무게를 늘리면서 테스트하였다. 센서의 무게는 무시하였고, 대의 무게를 합산한 무게는 소수점 1자리에서 버림하였다. 테스트 결과는 [Fig. 3]와 [Table 1]과 같았다.



[Fig. 1] FSR sensor position



[Fig. 2] How to test the FSR sensor



[Fig. 3] FSR sensor output value by resistance and weight

[Table 1] FSR sensor output value by resistance and weight

g	220Ω	1kΩ	10kΩ	4.7MΩ
0	11	11	10	11
10	17	30	197	934
20	20	75	307	1023
30	26	88	470	1023
40	26	105	547	1023
50	26	118	557	1023
60	43	144	657	1023
70	44	177	682	1023
80	45	183	716	1023
90	45	183	776	1023
100	49	185	807	1023
110	59	208	816	1023
120	62	216	823	1023
130	62	224	858	1023
140	65	244	897	1023
150	67	252	903	1023
160	76	258	933	1023
170	76	273	952	1023
180	76	283	967	1023
190	78	284	982	1023
200	78	284	985	1023

2.2.3 자이로스코프, 가속도계 센서

게임 이용자가 1인칭 슈팅 게임을 이용할 때, 사용하는 마우스의 움직임을 측정하기 위해 자이로스코프와 가속도계를 사용하였다. 자이로스코프와 가속도계는 각각 각속도와 가속도 값을 측정할 때 사용하는데, 본 연구에서는 SparkFun사에서 개발한 센서(9DoF Sensor Stick)를 사용하여 측정하였다. 이 센서는 내부에 자이로스코프와 가속도계, 지자계를 내장하고 있지만, 본 연구에서는 자이로스코프와 가속도계를 활용하여 X, Y, Z축의 각속도와 가속도 값을 측정하였고, 지자계는 사용하지 않았다.

2.2.4 데이터 가공

피부 전도도의 경우 출력되는 값이 저항값이기 때문에 값이 낮아질수록 자율 신경계가 반응해 긴

장하고 있다고 볼 수 있다. 본 논문에서는 값이 낮아질수록 긴장도가 높아졌다고 보는 것보다 값이 커질수록 긴장도가 높아졌다고 보는 것이 인지하기 쉽기 때문에 다음과 같은 방법을 사용하였다. 미측정 상태의 피부 전도도 센서는 가장 저항이 높을 때이기 때문에 처음 출력되는 값이 가장 큰 값이 된다. 따라서 본 연구에서는 이 값을 기준으로 이후 출력되는 값을 뺀 값을 사용하였다. 그리고 센서에서 측정되는 값은 잡신호가 포함되어 있으므로 칼만 필터(Kalman Filter)를 사용하여 바로잡았다.

2.2.5 데이터 송신

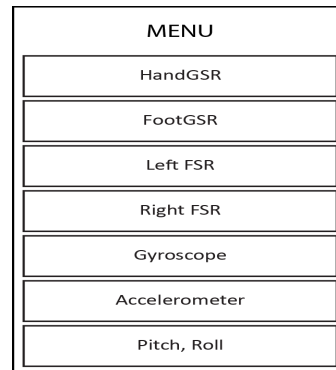
각 센서로부터 측정된 값들은 하나의 문자열로 송신된다. 피부 전도도 값, 필터링 된 피부 전도도 값, 좌 클릭 압력 값, 필터링 된 좌 클릭 압력 값, 우 클릭 압력 값, 필터링 된 우 클릭 압력 값, 3축 자이로 값, 3축 가속도 값, 3축 지자기 값, 계산된 Pitch 값, Roll 값 순서대로 합친 문자열 형태이며, 각 센서 값들을 구분하는 데에는 구분자를 사용한다. 본 연구에서는 구분자로 '@'를 사용하였다. 깔창의 경우에는 피부 전도도 값과 필터링 된 피부 전도도 값만을 합친 문자열 형태를 송신한다.

2.3 분석 시스템

분석 시스템은 생체 정보 수집 장치에서 수신한 데이터를 시각화하고, 연구 분석을 위한 데이터베이스 파일로 저장할 수 있게끔 개발한 소프트웨어이다. 이 소프트웨어의 인터페이스 구성은 [Fig. 4]와 같고, 실제 인터페이스는 [Fig. 5, 6]와 같다. FootGSR 패널을 제외한 나머지 패널에서 표시되는 값들은 모두 마우스에서 데이터를 수신하고, FootGSR 패널에서 표시되는 값들은 센서가 장착된 깔창에서 데이터를 수신한다.

메뉴에는 마우스와 깔창이 데이터를 송신해야 하는 IP주소가 표시되고, 데이터를 데이터베이스 파일로 기록 저장할 때, 파일의 이름과 경로를 설정할 수 있다. 그리고 하단 시각화 패널을 접고 펼

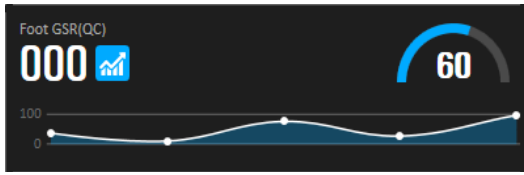
수 있고, 기록할 시간 간격을 조정하거나 선형 회귀 분석을 할 데이터 개수, 그래프에 표시될 데이터 개수를 설정할 수 있다. 그뿐만 아니라 무선 송신 장치의 배터리 잔량을 확인할 수 있는 게이지 바가 있어 실험을 진행할 때 생길 수 있는 데이터 손실 상황을 미리 방지할 수 있도록 개발하였다. 본 연구에서는 새로 개발한 마우스와 깔창, 소프트웨어를 활용하여 데이터를 수집, 저장하고, 이를 게임 플레이 녹화영상과 함께 분석한다.



[Fig. 4] Analysis system interface



[Fig. 5] Implemented analysis system



[Fig. 6] Panel showing the measured values from the sensor

3. 실험

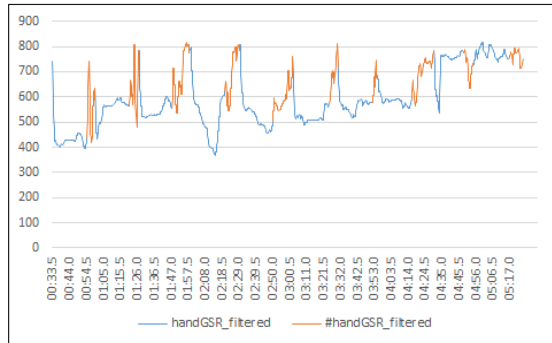
본 논문에서는 블리자드사에서 개발한 1인칭 슈팅 게임 ‘오버워치’를 대상으로 실험을 진행하였다. 이 게임을 플레이해본 경험이 있는 20~28세 사이의 남자 10명의 플레이어를 대상으로 진행하였다. 이 게임은 방어, 공격, 보조라는 역할을 가진 캐릭터가 존재하는데, 피험자는 각 캐릭터를 플레이하고, 고수, 중수, 하수 인공지능 난이도에서 플레이하며 실험을 진행하였다.

3.1 난이도별

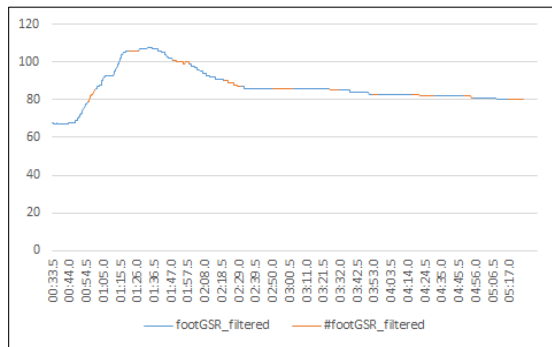
난이도별 AI와의 1:1 대결을 통해 게임 이용자의 생체 데이터가 어떻게 변하는지 실험하였다. 게임 내 ‘솔저’라는 캐릭터로 총 10번의 전투 대결을 하였으며, 비교 데이터는 비전투 중과 전투 중 데이터이다. 전투 중 여부는 적군을 향해 첫 번째 발사 시점부터 상대방이 죽는 시점까지이다.

3.1.1 하수 난이도

하수 AI와의 대결에서는 전투에 들어가면 손가락에서 측정된 피부 전도도 값이 [Fig. 7]과 같이 증가하는 것이 눈에 보였다. 깔창을 통해 발에서 측정된 피부 전도도는 처음에는 증가세를 보였다가 [Fig. 8]과 같이 완만한 경사를 띄었다.

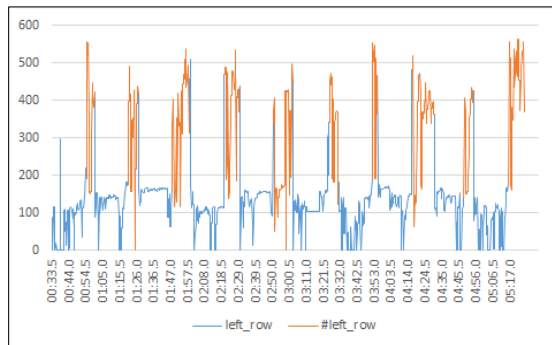


[Fig. 7] Hand skin conductivity at easy difficulty

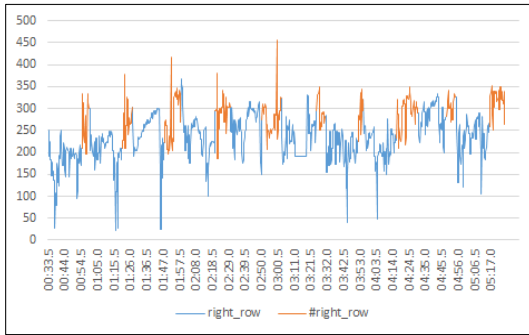


[Fig. 8] Foot skin conductivity at easy difficulty

전투 중일 때 [Fig. 9]와 같이 좌클릭 강도가 높아짐을 볼 수 있었고, 우클릭 강도 또한 [Fig. 10]과 같이 높아짐을 확인할 수 있었다. 좌클릭 강도가 더 큰 차이를 보이는 것은 캐릭터 특성상 좌클릭을 주로 하기 때문으로 보인다.



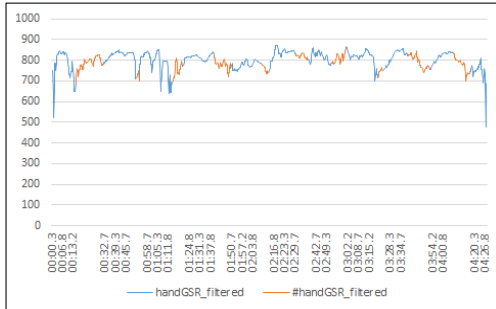
[Fig. 9] Left click strength at easy difficulty



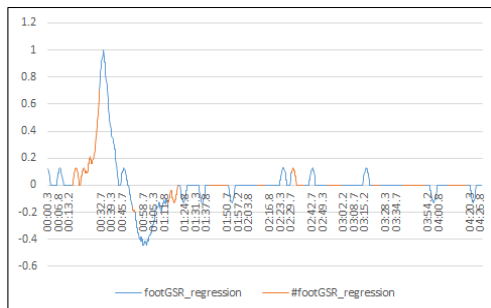
[Fig. 10] Right click strength at easy difficulty

3.1.2 중수 난이도

중수 AI와의 대결에서는 하수 때와 다르게 [Fig. 11]과 같이 전투가 끝나고 손의 피부 전도도 값이 증가하는 경향을 보였다. 하지만 발에서 측정된 피부 전도도의 3초간 데이터의 추세선의 기울기를 따져보면 [Fig. 12]와 같이 전투 중일 때가 더 높았다.



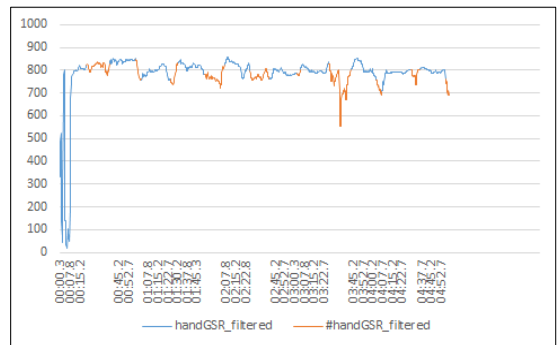
[Fig. 11] Hand skin conductivity at normal difficulty



[Fig. 12] Trend line slope of foot skin conductivity for 3 seconds at normal difficulty

3.1.3 고수 난이도

고수 AI와의 대결에서는 다른 난이도의 AI와 다르게 패배가 있었다. [Fig. 13]을 보면, 피부 전도도 값이 가장 낮을 때를 기록한 곳이 있다. 이때가 AI와의 대결에서 패배한 부분이다. 생각지도 못했던 패배를 하였을 때 피부 전도도 값이 하락하는 것을 볼 수 있었다.



[Fig. 13] Hand skin conductivity at difficult difficulty

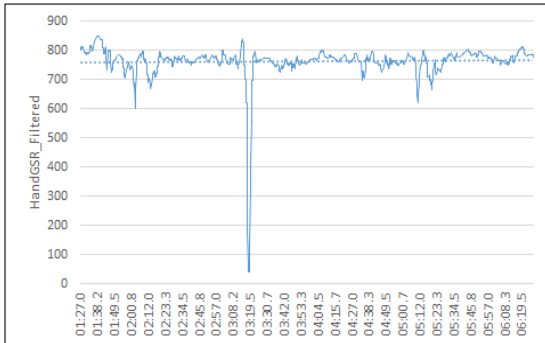
3.2 캐릭터별

‘오버워치’ 내 존재하는 캐릭터는 크게 방어, 공격, 보조 역할로 나눌 수 있다. 이 역할 군과 생체 데이터가 상관관계가 있는지를 실험하였다. 방어군에서는 ‘라인하르트’라는 캐릭터로 실험을 진행하였고, 공격군에서는 ‘솔저’라는 캐릭터로 실험을 진행하였다. 그리고 보조 군에서는 ‘메시’라는 캐릭터로 실험을 진행하였다. 실험은 다른 사람들과 매칭 게임을 하여 게임 시작 후 5분간의 데이터로 비교하였다.

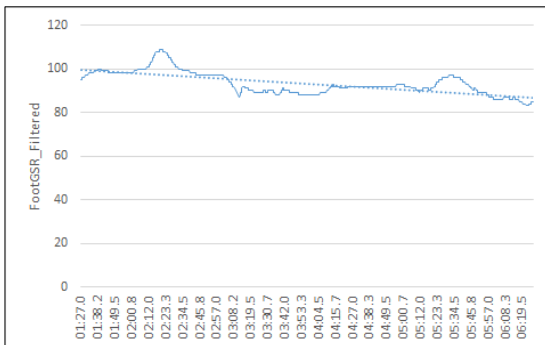
3.2.1 방어 캐릭터

방어 캐릭터인 ‘라인하르트’로 플레이할 때, [Fig. 14]와 같이 손의 피부 전도도는 거의 변하지 않는 경향을 보였다. 그러나 발에서 측정된 피부 전도도는 [Fig. 15]와 같이 오히려 떨어지는 경향

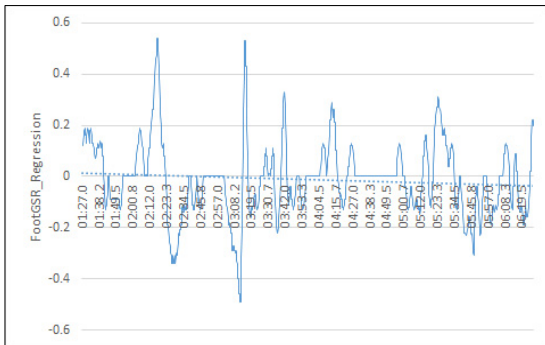
을 보였다. 이를 통해 시간이 흐름에 따라 긴장도가 떨어지고 있는 것을 볼 수 있었다. 그리고 발에서 측정된 피부 전도도의 3초간 추세를 [Fig. 16]과 같이 약간 낮아지는 경향을 보였다. 시간이 지나면서 피부 전도도의 변화율이 낮아지는 것을 볼 수 있었다.



[Fig. 14] Hand skin conductivity during tanker play



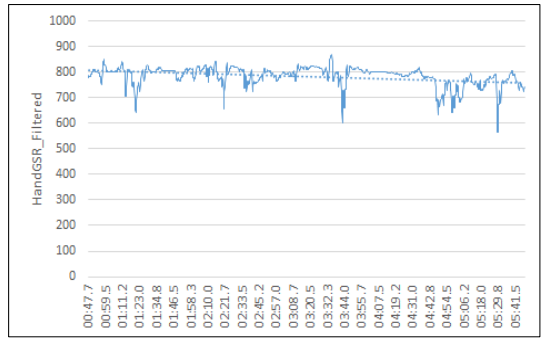
[Fig. 15] Foot skin conductivity during tanker play



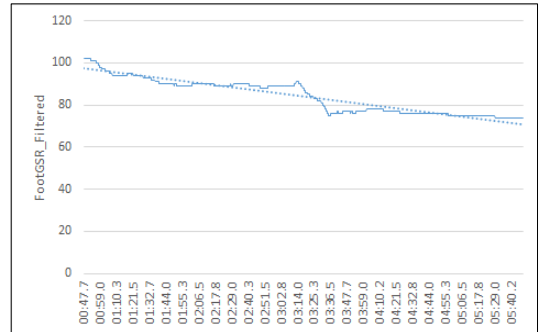
[Fig. 16] Change in foot skin conductivity during tanker play

3.2.2 공격 캐릭터

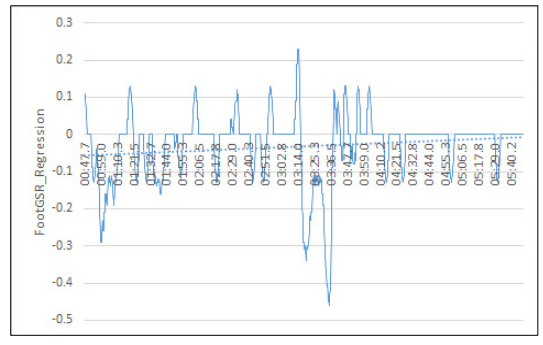
공격 캐릭터인 ‘솔저’로 플레이하였을 때는 라인 하르트 때와 마찬가지로 시간이 지남에 따라 [Fig. 17]과 [Fig. 18]과 같이 피부 전도도 값이 낮아지는 경향을 보였다. 하지만 변화율은 오히려 [Fig. 19]에서 볼 수 있듯이 증가하였다.



[Fig. 17] Hand skin conductivity during dealer play



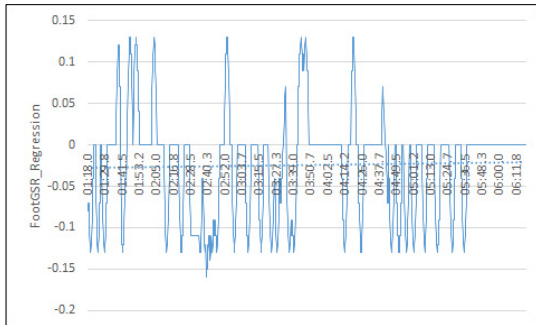
[Fig. 18] Foot skin conductivity during dealer play



[Fig. 19] Change in foot skin conductivity during dealer play

3.2.3 보조 캐릭터

보조 캐릭터인 ‘베르시’로 플레이할 때는 방어군 캐릭터를 플레이할 시와 비슷한 경향을 보였다. 피부 전도도 변화율은 [Fig. 20]처럼 약간 증가하는데 그쳤다.



[Fig. 20] Change in foot skin conductivity during healer play

4. 결 론

본 논문에서는 생체 데이터를 통해 게임 이용자의 특성을 파악해보고자 생체 정보를 측정하는 여러 센서를 내장한 마우스와 이 데이터를 분석할 수 있는 소프트웨어를 개발하였다. 1인칭 슈팅 게임을 대상으로 실험을 한 결과, 게임 내 난이도에 따라, 플레이하는 캐릭터에 따라 생체 데이터의 변화가 있음을 확인하였다. 일반적으로 공격 직군을 플레이할 때 생체 신호 변화가 컸으며, 고 난이도 플레이를 할 때 생체 신호의 강도가 큰 것을 알 수 있었다. 이는 1인칭 슈팅 게임에서의 게임 직군 및 난이도에 따른 생체 신호 변화가 다르다는 것을 의미하며 이 특성을 활용하여 사용자의 내적 반응을 분류하거나 추정할 수 있음을 알 수 있다. 또한 AI 난이도가 낮거나 방어, 보조 직군을 할 때는 상대적으로 생체 신호의 크기와 변화량이 적은 것을 알 수 있는데, 이는 이를 게임 이용자들의 이러한 환경에서의 자극에 대한 반응의 강도가 전반적으로 낮다는 것을 수치적으로 보여준다. 이는 계

임 이용자가 이러한 상황에서 공격 직군에 비해 상대적으로 낮은 긴장 상태로 플레이를 한 것으로 추정해 볼 수 있다. 본 연구의 성과는 1인칭 슈팅 게임 개발 단계에서 비침투적 하드웨어의 활용을 통해 신뢰할만한 생체 신호 수치 획득할 수 있음을 보여준다. 그리고 이를 통해 게임 이용자의 반응 분석을 정량적으로 수행할 수 있음을 알 수 있다.

ACKNOWLEDGMENTS

This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government (MEST) (NRF-2015R1A1A1A05001196, NRF-2016R1E1A2A02946052, NRF-2017R1A2B4010499). This work was also supported by 2016 Hongik University Research Fund.

REFERENCES

- [1] Agata Kotakowska, "Recognizing emotions on the basis of keystroke dynamics", Human System Interactions (HSI), 2015 8th International Conference on, 2015
- [2] Simone Tognetti, Maurizio Garbarino, Andrea Bonarini, "Modeling enjoyment preference from physiological responses in a car racing game" Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games, pp. 321-328, 2010
- [3] Georgios N. Yannakakis, Héctor P. Martínez, Arnav Jhala, "Towards affective camera control in games", UserModeling and User-Adapted Interaction, Vol. 20, No. 4, pp. 313-340, 2010
- [4] Regan L. Mandryk, Kori M. Inkpen, "Physiological indicators for the evaluation of co-located collaborativeplay", Proceeding CSCW'04 Proceedings of the 2004 ACM conference on Computer supported cooperative

- work, pp. 102-111, 2004
- [5] Ludger van Dijk, Corry K. van der Sluis, Hylke W. van Dijk, Raoul M. Bongers, "Learning an EMG Controlled Game: Task-Specific Adaptations and Transfer", PLOS ONE, 2016
- [6] Anton Nijholt, "BCI forGames: A State of the Art Survey", Proceedings of Entertainment Computing - ICEC 2008, pp. 225 - 228, 2008
- [7] Y. B. Kim, S. J. Kang, S. H. Lee, J. Y. Jung, H. R. Kam, J. Lee, Y. S. Kim, J. S. Lee and C. H. Kim, "Efficiently Detecting Outlying Behavior in Video-Game Players", PeerJ, 2015
- [8] C. G. Kohler, T. H. Turner, W.B. Bilker, C. M. Brensinger, S. J. Siegel, S. J. Kanes, R. E. Gur, R. C. Gur, "Facial Emotion Recognition in Schizophrenia: Intensity Effects and Error Pattern", American Journal of Psychiatry, Vol. 160, No. 10, pp. 1768-1744, 2003
- [9] C. H. Lee, D. G. Kim, H. Y. Kim, and S. J. Kang, "Developing Affective Computing Game with Player's Bio-Signal", Journal of Korea Game Society, Vol. 16, No. 6, pp. 91-100, 2016
- [10] H. D. Kim, H. C. Yang, and K. B. Sim, "Emotion Recognition Method for Driver Services", Korea Institute of Intelligent System, pp. 438-442, 2017
- [11] Nerosky, <http://neurosky.com>
- [12] Jing-Kai Lou, Kuan-Ta Chen, Hwai-Jung Hsu, Chin-Laung Lei, "Forecasting online game addictiveness", 2012 11th Annual Workshop on Network and Systems Support for Games (NetGames), 2012
- [13] Marieke van Dooren, J.J.G. (Gert-Jan) de Vries, Joris H. Janssen, "Emotional sweating across the body: Comparing 16 different skin conductance measurement locations", Physiology & Behavior, Vol. 106, No. 2, pp. 298-304, 2012



김동균 (Kim, Dong Gyun)

2014 홍익대학교 게임학부 게임소프트웨어학과 졸업
2016-현재 홍익대학교 일반대학원 게임학과(공학계열) 재학

관심분야 : HCI, 감성컴퓨팅, 인디게임



배병철 (Bae, Byung Chull)

2009 노스캐롤라이나주립대학교 컴퓨터학과 이학박사
2009-2011 삼성전자
2011 코펜하겐IT대학 방문학자
2013-2014 코펜하겐IT대학 초빙교수
2014-2015 성균관대학교, 연구교수
2015-현재 홍익대학교 게임학부, 조교수

관심분야 : 인터랙티브 스토리텔링, 감성컴퓨팅, 게임 인공지능, HCI



강신진 (Kang, Shin Jin)

2011 고려대학교 정보통신대학 컴퓨터학과 이학박사
2003-2006 소니컴퓨터엔터테인먼트코리아
2006-2008 엔씨소프트
2008-현재 홍익대학교 게임학부, 부교수

관심분야 : 감성컴퓨팅, 기계학습, 인디게임