

# 빅데이터를 활용한 게임 전략 및 유저 행동 패턴 분석: 배틀그라운드 게임을 중심으로

강하나\*, 용혜련\*, 황현석\*\*

한림대학교 인터랙션디자인대학원\*, 한림대학교 경영학과\*\*

khnnn0607@naver.com, hryong0507@gamil.com, hshwang@hallym.ac.kr

An Analysis of Game Strategy and User Behavior Pattern Using  
Big Data: Focused on Battlegrounds Game

Ha-Na Kang\*, Hye-Ryeon Yong\*, Hyun-Seok Hwang\*\*

Graduate School of Interaction Design, Hallym University\*,

Dept. of Business Administration of Business, Hallym University\*\*

## 요약

대량의 데이터 처리가 용이해지면서, 기업들은 사용자로부터 생성되는 데이터를 필요에 따라 분석함으로써 유용한 함의를 얻는데 활용하고 있다. 특히 게임에서는 게임 유저가 다양한 플레이를 하고 다른 게임 요소와 상호작용을 활발하게 함으로써 수많은 양의 사용자 기반 데이터가 발생하게 된다. 게임 관련 데이터는 유저의 이탈이나 게임 플레이 패턴, 게임 내 이상 징후 등을 예측할 수 있게 하는 등의 게임 환경 개선을 위한 자료로 활용되고 있다. 이에 따라 본 연구에서는 배틀그라운드 게임 데이터를 활용하여 게임 전략 분석 및 유저 행동 패턴을 파악하고, 게임 내 비정상적인 활동을 탐지하고자 하였다.

## ABSTRACT

Approaches to find hidden values using various and enormous amount of data are on the rise. As big data processing becomes easier, companies directly collect data generated from users and analyze as necessary to produce insights. User-based data are utilized to predict patterns of gameplay, in-game symptom, eventually enhancing gaming. Accordingly, in this study, we tried to analyze the gaming strategy and user activity patterns utilizing Battlegrounds in-game data to detect the in-game hack.

**Keywords:** Game data(게임 데이터), Battlegrounds(배틀그라운드), Big data(빅데이터), User behavior(사용자 행동), Game strategy(게임 전략)

Received: May. 29. 2019

Revised: Jun. 20. 2019

Accepted: Jul. 10. 2019

Corresponding Author: Hyun-Seok Hwang(Hallym University)

E-mail: hshwang@hallym.ac.kr

© 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.

ISSN: 1598-4540 / eISSN: 2287-8211

## 1. Introduction

한국 콘텐츠진흥원에 따르면, 2017년 국내 게임 시장 규모는 13조 1,423억 원으로 전년 대비 20.6% 성장하였으며, 2020년까지 꾸준한 성장세를 보일 것으로 전망되고 있다. 또한 한국은 세계 게임 시장의 6.2%를 점유하고 있으며, PC게임, 모바일 게임 시장은 각각 5위권 내에 드는 등 세계 시장에서도 큰 비중을 차지하고 있다[1]. 이렇듯 게임 산업이 꾸준히 발전함에 따라 게임관련 데이터를 활용하여 게임문화, 프로그래밍, 게임 전략 및 환경 분석, 기능성 게임 등 게임 전반에 관한 연구들이 증가하고 있다. 이러한 추세와 더불어 데이터를 저장하고 분석할 수 있는 기술들이 발전함으로써 사용자로부터 생성되는 다양하고 방대한 양의 데이터를 활용하고자 하는 시도가 이루어지고 있다[2]. 특히 온라인 게임 유저는 게임 내에 존재하는 환경적 요소(건물, 상대캐릭터, 오브젝트)와 상호작용을 하며[3], 다양한 플레이 및 옵션에 따라 수많은 데이터를 생성한다. 사용자가 게임을 플레이함으로써 생성되는 데이터는 시간 정보는 물론 다양한 정보가 초 단위로 기록이 되기 때문에 보다 정교한 분석을 가능하게 한다. 이러한 데이터를 기반으로 게임 유저의 이탈 패턴 분석[4], 사용자 행동 유형 분석[5], 게임 내 이상 징후 탐지 기법에 관한 연구[6] 등이 이루어져 왔다.

이에 본 연구는 배틀그라운드 사용자 데이터를 활용하여, 게임 전략을 분석하고, 유저의 행동 패턴을 파악하고자 하며, 게임 내의 비정상 플레이 즉, 핵(hack)을 감지해 낼 수 있는 프레임워크를 제안하고자 한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다.

2장에서는 데이터마이닝을 활용한 게임전략 및 환경 분석과 게임 내 부정행위 탐지에 관련한 이론적 논의를 다루며, 3장에서는 본 논문의 연구 절차를 제시한다. 그리고 4장과 5장에서는 각 연구문제에 따른 연구방법과 분석결과를 기술하고, 6장에서는 각 분석결과를 정리하고, 본 논문이 갖는 함의와 한계점에 대해 논의한다.

## 2. Related Works

### 2.1 Prediction of game outcomes

게임 이용 중에 발생하는 다양하고 방대한 양의 데이터는 게임 환경 및 유저 행동 파악을 가능하게 하며[8], 나아가 전략 수립 및 게임의 승패를 예측하게 한다[9].

데이터 마이닝(Data Mining)이란 패턴 인식 기술과 통계 및 수학적 기법을 사용하여 저장소에 저장된 방대한 양의 데이터를 분석함으로써 의미있는 관계, 추세 및 새로운 패턴 등을 발견하는 것이다[10]. 데이터 마이닝은 기계학습, 인공지능, 패턴 인식 등을 통해 여러 분야에서 활용된다. 데이터 마이닝은 데이터를 통해 의미있는 정보를 창출하는 것이 주 목적이라고 할 수 있다[11].

Weber와 Mateas는 데이터 마이닝을 통해 상대방의 전략을 예측하고자 하였으며, 게임 도메인 지식을 습득하여 기계 학습 알고리즘을 생성함으로써 상대방의 전략이 실행되기 전에 이를 탐지하고 행동을 수행할 수 있도록 하였다. 유닛이나 건물이 처음 생성될 때를 기점으로 하여 특정한 패턴을 특징을 벡터로 인코딩 하였다[12].

Ku와 그의 동료들은 통계적 기법 및 인공지능망, SVM(Support Vector Machine) 등과 같은 데이터 마이닝을 통하여 AOS 게임인 리그오브레전드의 데이터를 분석하고, 승패 예측 모형을 제안하였다. 다양한 기법에서 도출된 모형들을 비교해 보고, 승리를 패배로 분류하는 오류율의 차이도 함께 고려하여 승패를 예측하고자 하였다[13].

Jin 등은 모바일 야구 투구를 예측하는 프로토타입을 개발하고자 하였다. 이를 위해 투구 관련 데이터베이스를 설계하고, 의사결정나무(Decision Tree) SVM, MLP(Multilayer Perceptron), kNN(k-Nearest Neighbor)을 통해 예측모형을 구현하였다. 이를 통해 안드로이드 기반의 스마트폰에서 게임 유저들이 투수 투구의 패턴을 이해할 수 있도록 하였다[14].

데이터 마이닝을 통한 게임 내 전략 및 유저 패

턴 분석은 사용자 행동을 분류[15], 예측 및 추정할 수 있게 하며[16], 유저의 게임 이탈[17], 이상 행동[18] 등을 파악할 수 있게 한다.

## 2.2 Abnormality Detection of Online games

게임 내 부정행위는 게임의 균형을 파괴하고, 게임 내 재화를 빠르게 소비하는 등의 불균형을 초래한다. 이러한 행위는 일반적인 게임 유저들에게는 상대적 박탈감을 증가시키고 게임에 대한 신뢰를 잃게 하여 게임 내 또 다른 부정행위를 하도록 만들거나, 결국 이탈하게 한다[19].

Kwak과 Kim의 연구에서는 온라인 게임 내 부정행위를 게임 봇, 게임 핵, 골드 파밍, 복제 사설 서버, 시스템 및 네트워크 해킹, 계정 도용 등으로 구분하였다[20].

Laurens와 그의 동료들은 멀티플레이어 온라인 게임에서의 부정행위에 대하여 여섯 가지 속임수로 구분하였다. 벽을 뚫고 상대 플레이어를 볼 수 있는 Wall-hacking은 상대방의 위치와 이동을 평가할 수 있는 이득을 주며, 핵 사용자는 매복 또는 상대방에게 접근할 수 있는 전략 등을 세울 수 있다. Bang-hacking은 FPS 게임에서 수류탄에 대한 면역성을 생성할 수 있게 한다. Cross-hair Cheats에 따르면 특정 무기가 장거리에서도 사용되도록 설계되었다. 이 밖에도 Aim-bot, ESP, Content-based Cheats 등으로 구분하였다[21].

게임 내 이상 징후 탐지는 게임 모니터링, 게임 로그 데이터를 활용한 데이터 마이닝, 보안 솔루션 배포 등과 같은 다양한 방법으로 시행되고 있다[22]. 특히 온라인 게임이 대중화되고, IT 시스템의 복잡성 및 유저 간 인터랙션 등의 고려가 필요하게 됨으로써 부정행위의 관찰과 통제는 더욱 어려워졌다[23]. 하지만 모니터링 같은 경우는 많은 인력과 시간이 소요되는 데 비해 부정행위를 탐지하는 데 있어서 큰 효과를 기대하기 힘들고, 보안 솔루션은 주기적인 업데이트가 필요함으로써 게임 유저의 이용성을 저해시킬 수 있으며, 우회가 가능하

다는 점에서 한계점이 존재한다[24].

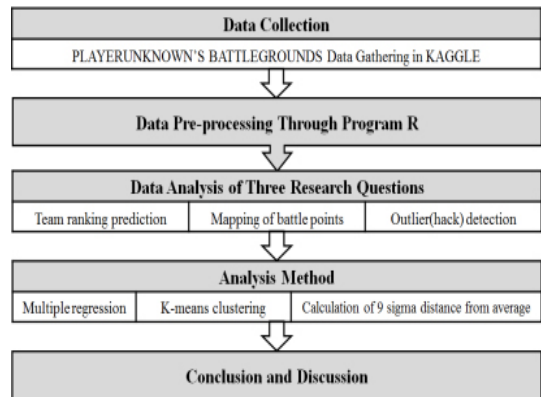
Lee와 동료들은 게임 내 일반 유저와 게임 봇을 구별하고자 하였으며, 이를 위해 나이브 베이저안(Naive Bayesian)기법을 사용하여 행동 순서를 분석하였다[25].

Chen 등은 FPS 게임 내에서 실제 게임 유저가 플레이하는 아바타를 추적하고, 게임 봇의 행동 패턴과 비교함으로써 두 객체 간 패턴이 매우 다르다는 것을 발견하였다. 이를 특징으로 추출하여 kNN, SVM 알고리즘에 적용함으로써 게임 봇을 분류하였다[26].

게임 부정행위는 단순히 게임 내에서만 이루어지는 것이 아니라 유저의 개인 정보 유출, 금전피해와 같은 사회적인 문제로까지 이어질 수 있다. 따라서 원활한 게임 환경을 구축하기 위해서는 여러 차원의 다양한 부정행위들을 파악하는 것이 매우 중요하다고 할 수 있다.

## 3. Research Procedure

본 연구는 배틀그라운드 게임의 게임 전략을 분석하고 유저 행동 패턴을 파악하기 위해 [Fig.1]과 같은 연구절차를 제시하였고, 이에 따라 연구를 수행하였다.



[Fig. 1] Procedure of Case Study

먼저 KAGGLE[7]사이트에서 제공하는 배틀그

라운 로그데이터(20GB)를 수집하였으며, 이후 이상치(Outlier), 결측치(Missing Value)를 제거하고 보정하는 전처리(Preprocessing) 과정을 거쳤다. 전처리 과정을 수행한 후, Match Stat 데이터(64,198,472만 건)와 Kill Stat 데이터(59,673,057만 건)를 합쳐서, 총 12,256,183만 건의 최종 데이터셋을 구성하였다. 다음 [Table 1]은 분석 데이터셋의 변수를 나타낸다.

[Table 1] Variables of Research Dataset

Match Statistics (64,198,472 cases)	Kill Statistics (59,673,057 cases)
variable	variable
match_id	killed_by
player_name	killer_name
team_id	killer_position_x
team_placement	killer_position_y
player_kills	Map
player_dbno	match_id
player_assists	victim_name
player_dmg	victim_position_x
player_dist_ride	victim_position_y
player_dist_walk	
Research Dataset: 12,256,183 cases	

본 연구는 배틀그라운드 내에서의 게임 전략과 유저 패턴, 이상 징후를 예측하기 위해 3가지 연구 문제를 제안하며, 아래의 연구문제에 따라 게임 플레이어의 타입과 맵을 고려하여 데이터를 세분화 시켜 분석을 진행하였다.

연구문제1. 팀랭킹을 예측할 수 있는 변수는 무엇인가?

연구문제2. 교전이 빈번히 일어나는 포인트를 찾아낼 수 있는가?

연구문제3. 게임 내 이상 징후(hack)를 탐지해 낼 수 있는가?

## 4. Data Analysis

### 4.1 Team Ranking Prediction

첫 번째 연구문제에 따라, 팀 랭킹 예측을 가능하게 하는 요인이 무엇인지 파악하기 위해 R 프로그램을 사용하여 다중 회귀분석을 수행하였다. R은 오픈소스 프로그램으로 통계와 데이터 마이닝, 그래프를 나타내는 데 유용한 분석 툴이다. 분석에 사용된 변수 [Table 2]와 같다.

[Table 2] Variables Definition

Variables	Definition
Team_placement	The final rank of the team within the match
Player_kills	Number of kills the player has scored
Player_dbno	Number of knockdowns the player has scored
Player_assists	Number of assists the player has scored
Player_dmg	Total distance that the player has traveled on foot
Player_dist_ride	Total distance in map that the player has traveled in a vehicle
Player_dist_walk	Total distance that the player has traveled on foot

### 4.2 Mapping of Battle Points

두 번째 연구문제에 따라, 게임의 특정 맵 내 교전 포인트가 있는지 파악하고자 하였으며, 이를 위해 k-평균 군집분석을 실시하였다.

먼저 배틀그라운드 게임 내 ‘erangel’ 맵을 대상으로, 사살자(killer)와 사망자(victim)의 위치에, 각 사례수를 파악하였다. [Fig. 2]는 전체 그룹의 교전 좌표와 사례수의 일부를 나타낸다. 행과 열은 각각 사살자와 사망자의 수를 활용하여 좌표이며, 해당 좌표에서 나타난 사례 수를 다음과 같이 표로 나타내었다.

	1	2	3	...	20
1	19	11418	205	...	0
2	0	10186	259345	...	0
3	0	18615	223	...	0
...	...	...	...	...	...
20	3506	9114	2419	...	2

※ Row: Killer, Column: Victim

[Fig. 2] Frequency of killer & victim position

### 4.3 Outlier Detection

세 번째 연구문제는 비정상적인 게이밍, 즉 핵(Hack)을 탐지할 수 있는가이다. 게임 산업의 빠른 성장에 따라 배틀그라운드 게임뿐만 아니라 여러 온라인 게임 내에서 부정행위(이상 징후)가 문제가 되어왔고, 점점 그 사례수가 증가하고 있다. 이에 따라, 게임 내 핵 사용은 게임사에서 탐지하고 해결해야 할 필수적인 과제가 되었다[6]. 배틀그라운드 게임 내에도 다양한 핵이 존재하는데, 시간을 정지시키고 플레이를 하는 행위, 팔이 닿지 않는 곳까지 공격하는 행위, 벽이나 건물을 투시하여 공격하는 행위 등이 있다.

본 연구에서는 핵(hack)사용을 파악하기 위해 여러 무기 사용 데이터 중 ‘편치’ 데이터를 예시로 분석하였다. 편치를 날려 공격한 거리가 평균 편치 공격 거리보다  $\pm 9\sigma$  이상 먼 경우의 데이터를 ‘편치 핵’으로 지정하고, 배틀그라운드 맵 중 ‘Erangel’ 맵에 시각화 하였다.

## 5. Results

### 5.1 Result of Team Ranking Prediction

연구문제 1에 따른 다중회귀분석 결과, ‘Player\_kills’, ‘Player\_dbno’, ‘Player\_assists’, ‘Player\_dist\_ride’, ‘Player\_dist\_walk’는 팀 랭킹을 예측하는 데 유의한 변수로 나타났다. 하지만 무기

로 상대방을 맞춘 횟수인 ‘player\_dmg’를 다중공선성의 문제로 인해 분석에서 제외하였다. 다중공선성이란 회귀 분석에서 사용된 모형의 일부 예측 변수가 다른 변수와 상관 정도가 높아, 데이터 분석에 부정적인 영향을 미치는 것을 말한다. 본 데이터에서는 상대방을 맞춘 횟수 안에 죽인 횟수가 포함될 가능성이 높기 때문에 이러한 공선성이 발생한 것으로 파악되며, 실제 게임 결과에 더 많은 영향을 미치는 죽인 횟수만을 고려하기로 하였다. 모형의 수정된  $R^2$  값은 0.318, p값은  $<.001$ 로 회귀 모델 역시 매우 유의한 것으로 나타났다. 모형의 설명력이라고 할 수 있는  $R^2$  값이 작으면 작을수록 회귀 직선에 밀접하게 분포하게 되어, 예측되는 값의 정밀도가 높다고 할 수 있다.

분석 결과는 [Table 3]과 같다. 팀 순위의 경우 숫자가 작을수록 높은 등수를 나타내기 때문에, 각 변수의 standard beta값이 음의 부호를 가져야 팀 순위를 높이는 요인이 된다.

각 독립변인 별로 분석 결과를 제시하면, 특히 상대방을 죽인 횟수와 기절시킨 횟수가 팀 랭킹에 영향을 많이 미치며, 또한 같은 팀의 플레이어들을 도와준 횟수가 많을수록 오히려 팀의 랭킹을 떨어트리는 것으로 나타났다. 그리고 이동 수단에 있어서는 차를 타는 것(Player\_dist\_ride)보다 걷는 것(Player\_dist\_walk)이 팀 랭킹을 상승시키는 것으로 나타났다.

[Table 3] Variables Definition

	Estimate	t-value	Pr(> t )	std. beta
(Intercept)	4.17E+01	<2e-16	<0.001	
player_kills	-2.64E+00	<2e-16	<0.001	-0.28
player_dbno	-1.14E+00	<2e-16	<0.001	-0.10
player_assists	8.46E-01	<2e-16	<0.001	0.04
player_dist_ride	-1.59E-03	<2e-16	<0.001	-0.02
player_dist_walk	-4.44E-04	<2e-16	<0.001	-0.08

※ F: 6.58e+05(0.001), Adjusted-R2: 0.318, DF: 7.03e+06

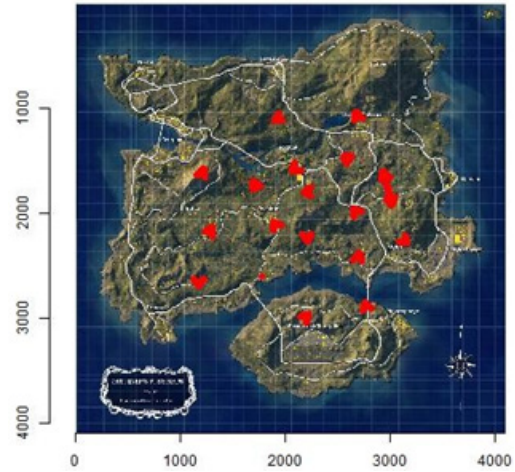
## 5.2 Result of Mapping of a Vantage Points

사살자(killer)와 사망자(victim)의 위치와 사례 수 데이터를 활용하여, 사살자와 사망자가 가장 빈번하게 나타나는 포지션 19개를 선정하였다. [Fig. 3]은 클러스터별 killer & victim 좌표와 사례수의 일부를 나타낸다.

coordinate	Killer_x	Killer_y	Victic_X	Victim_y	cases
17,1	440721.7	454626.7	440737.3	455230.3	447796
2,3	682785	455927.6	686165.5	458799.4	259345
3,4	644893.9	344054.1	646287.2	366335.8	403963
8,6	542614.8	255156.8	527764.2	244630.9	732372
11,7	182577.2	540864.9	329822.3	540787.9	500338
...					
6,19	206879.5	421547.2	403010.5	281903.8	497657
15,20	174194.8	562682.6	430363.9	334222.9	891931

[Fig. 3] Coordinate of killer & victim position

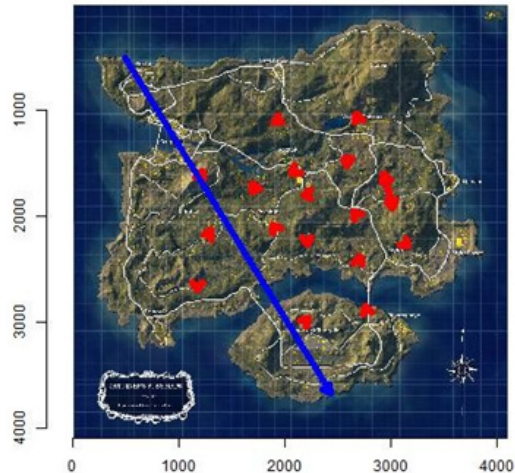
위의 killer의 좌표와 victim의 좌표를 이용하여 교전이 빈번하게 일어나는 곳을 'Erangel'맵에 직접 시각화하고자 하였다. [Fig. 4]는 군집분석의 결과를 시각화한 것을 나타낸다. 빨간색 화살표로 표시된 포인트는 교전이 가장 빈번하게 일어나는 19개 포지션을 나타낸다. 화살표를 통해 공격이 이루어진 방향을 나타냈으며, 화살표의 굵기는 교전이 발생한 빈도가 높을수록 굵어진다.



[Fig. 4] Attack and Death position on Erangel map

## 5.3 Result of Outlier Detection

연구문제 3에 따른, 분석 결과는 [Fig. 5]과 같다.



[Fig. 5] Example of outlier hack point

지도에 나타난 빨간색 화살표는 일반적인 사용자들의 근거리 교전을 나타내며, 파란색 화살표가 펀치 핵을 사용한 공격이다. 정상적인 게임 플레이 상황에서는 펀치(주먹을 사용한 공격)로 닿을 수 없는 거리에서 공격이 가해졌으므로, 핵(hack)을 사용한 비정상 플레이, 즉 이상 징후라고 볼 수 있다.

## 6. Conclusion

본 연구에서는 배틀그라운드 게임 데이터를 활용하여 세 가지 연구문제를 바탕으로 사례분석을 실시하였다.

첫 번째로, 팀 랭킹을 예측할 수 있는 요인을 파악하였다. 분석 결과에 따르면 상대방을 죽인 횟수 → 상대방을 기절시킨 횟수 → 걸어서 이동한 총 거리 → 같은 팀을 도와준 횟수 → 차량으로 이동한 총 거리 순으로 부적인 영향력을 가지는 것으로 나타났다. 종속변인이 팀 랭킹이기 때문에 독립변인이 부적인(-) 영향력을 크게 가지면 가질수록 상위권 랭킹에 영향을 미친다고 할 수 있다. 특히, 같은 팀의 플레이어를 도와준 횟수를 나타내는 변인인 'player\_assists'는 랭킹에 양적인 영향력을 보였다. 즉, 같은 팀 플레이어를 도와주는 것이 팀의 상위권 랭킹을 저해시킬 수 있는 요소가 된다는 것이다. 게임 플레이어 시에 같은 팀을 도와주다가 함께 죽는 경우가 많으므로 이러한 결과가 나타난 것으로 보인다.

두 번째로, 게임 맵 내 교전 포인트를 k-평균 군집분석을 통해 파악하였고, 이해의 용이성을 높이기 위해 시각화하였다. 분석 결과에 따르면 배틀그라운드 Erangel 맵 내에서는 근거리 교전이 많으며, 원거리 교전은 주로 지형이 높은 곳에서 많이 일어나는 것을 알 수 있다. 또한 사망자 수는 맵의 중심, 즉 주요 도로에서 다수 발생하는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 배틀그라운드가 일정한 공격망을 계속해서 좁혀오면서 게임 유저를 압박하는 플레이어 방식도 함께 영향을 미쳤을 것이라 생각된다.

세 번째로, 비정상적인 게임 행위, 즉 핵을 탐지하고자 하였다. '펀치 핵'을  $\pm 9\sigma$  거리로 지정하여 분석한 결과, 이상치를 발견할 수 있었다. 이러한 결과를 볼 때, 펀치 이외에도 다른 무기를 사용한 핵의 탐지가 필요하다고 사료된다.

이와 같은 분석 결과를 통해 게임 입문자를 위한 사용 지침서 디자인과 게임 맵 디자인에 대한

실무적인 함의를 제공할 수 있다. 뿐만 아니라 게임 내 핵 예방 및 탐지를 제안할 수 있다. 개발사에서는 유저의 게이밍 패턴 분석을 통해 펀치뿐만 아니라 게임 내에서 사용하는 공격 및 방어 아이템 등에 대한 다양한 핵의 사용을 탐지 및 제거할 수 있을 것이다. 이렇게 축적된 데이터를 바탕으로, 일정 값 이상에서는 공격할 수 없게 하는 등의 핵 예방 시스템을 고안해 볼 수 있을 것이다.

본 연구는 배틀그라운드의 여러 맵 중 Erangel에 한정하여 분석하였다는 점에서 한계를 가진다. 따라서 추후 분석에서는 Erangel 맵 이외의 맵을 추가로 분석할 예정이다.

## ACKNOWLEDGEMENT

This research was supported by Hallym University (HRF-201903-008) Research Fund.

## REFERENCES

- [1] Korea Creative Contents Agency, "White Paper on Korean Games 2018", pp1-23, 2018.
- [2] Yong-Jae Im, Seon-Gyeong Baek, Seung-Jun Yeon, "Select and focus on securing competitiveness in the Big Data era", Information and Communications Magazine, Vol. 29, No. 11, pp3-10, 2012.
- [3] Magy Seif El-Nasr, Anders. Drachen, Alessandro. Canossa, "Game Analytics: Maximizing the Value of Palyer Data", Springer Science & Business Media, 2013.
- [4] Kun-Woo Park, Mee-Young Cha, "Churn Analysis of Maximum Level Users in Online Games, Korea Information Science Society, Vol. 44, No. 3, pp.314-322, 2017.
- [5] Jong-In Kim, Ji-An Hwang, Kee-Chul Jung, Cheeonn Wong, "Game Player Model Analysis with Time Time-series Data Mining", Korea Information Science Society, Vol. 34, No. 1, pp293-296, 2007.

- [6] Byung-II Kwak, Huy-Kang Kim, "A survey and categorization of anomaly detection in online games", *Korea Institute of information Security and Cryptology*, Vol. 25, No. 5, pp1097-1114, 2015.
- [7] <https://www.kaggle.com>
- [8] Ha-Na Kang, Hye-Ryeon Yong, Hyun-Seok Hwang, "A Study of Factors Influencing Helpfulness of Game Reviews: Analyzing STEAM Game Review Data", *Korea Game Society*, Vol. 17 No. 3, pp33-44, 2017.
- [9] Yi Wang, "Combining data mining and Game Theory in manufacturing strategy analysis", *Intelligent Manufacturing* Vol. 18, No. 4, pp505-511, 2007.
- [10] Liqiang Geng, Howard J. Hamilton, "Interestingness measures for data mining: A survey", *ACM Computing Surveys (CSUR)*, Vol. 38, No. 9, pp1-33, 2006.
- [11] Anders Drachen, Christian Thureau, Julian Togelius, Georgios N. Yannakakis, Christian Bauckhage, "Game data mining", *Game analytics*, pp205-253, 2013.
- [12] Ben G. Weber, Michael Mateas, "A data mining approach to strategy prediction", *2009 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Games*, pp140-147, 2009.
- [13] Jimin Ku, Jaehee Kim, "Development of game indicators and winning forecasting models with game data", *Korean Data and Information Science Society*, Vol. 28, No. 2, pp237-250, 2017.
- [14] Robert P. Jin, Byoung Chul Kim, Il Kyu Eom, Young-In Kim, "Prototype Development of a Mobile Baseball Pitching Prediction Game using Data Mining Techniques", *Advanced Information Technology and Convergence*, Vol. 12, No. 2, pp135-143, 2014.
- [15] Rafet Sifa, Fabian Hadiji, Julian Runge, Anders Drachen, Kristian Kersting, Christian Bauckhage, "Predicting purchase decisions in mobile free-to-play games", *Eleventh Artificial Intelligence and Interactive Digital Entertainment Conference*, pp79-85, 2015.
- [16] Anders Drachen, Rafet Sifa, Christian Bauckhage and Christian Thureau, "Guns, swords and data: Clustering of player behavior in computer games in the wild", *2012 IEEE conference on Computational Intelligence and Games (CIG)*, pp163-170, 2012.
- [17] Anders Drachen, Alessandro Canossa, Georgios N. Yannakakis, "Player modeling using self-organization in Tomb Raider: Underworld", *2009 IEEE symposium on computational intelligence and games*, pp1-8, 2009.
- [18] Ah Reum Kang, Huy Kang Kim, Jiyoun Woo, "Chatting pattern based game BOT detection: do they talk like us?", *KSII Transactions on Internet & Information Systems*, Vol. 6, No. 11, pp2866-2879, 2012.
- [19] Xi Long, Haiying Ni, Le An, "Churn analysis of online social network users using data mining techniques", *Proceedings of the international MultiConference of Engineers and Computer Scientists*, Vol. 1, 2012.
- [20] Cavusoglu, Huseyin, Srinivasan Raghunathan, Wei T. Yue, "Decision-theoretic and game-theoretic approaches to IT security investment", *Management Information Systems*, Vol. 25, No. 2, pp281-304, 2008.
- [21] Peter Laurens, Richard F. Paige, Phillip J. Brooke, Howard Chivers, "A novel approach to the detection of cheating in multiplayer online games", *12th IEEE International Conference on Engineering Complex Computer Systems (ICECCS 2007)*, pp97-106, 2007.
- [22] Cuong T. DO, Nguyen H. Tran, ChoongSeon Hong, Charles A. Kamhoua, Kevin A. Kwiat, Erik Blasch, Shaolei Ren, Niki Pissinou, Sundaraja Sitharama Iyengar, "Game Theory for Cyber Security and Privacy", *ACM Computing Surveys (CSUR)*, Vol. 50, No. 2, pp1-30, 2017.
- [23] Mohammad Hossein Manshaei, Quanyan Zhu, Tansu Alpcan, Tamer Basar, Jean-Pierre Hubaux, "Game theory meets network security and privacy", *ACM Computing Surveys (CSUR)*, Vol. 45, No. 3, pp1-25, 2013.
- [24] Jae-hyuk Lee, Sung Wook Kang, Huy Kang Kim, "Detecting malicious behaviors in MMORPG by applying motivation theory", *Korea Game Society*, Vol. 15, No .4, pp69-78, 2015
- [25] Jina Lee, Jiyoun Lim, Wonjun Cho, Huy Kang Kim, "In-game action sequence analysis for game bot detection on the big data analysis



platform”, Proceedings of the 18th Asia Pacific Symposium on Intelligent and Evolutionary Systems, Vol. 2, pp403-414, 2015.

- [26] Kuan-Ta Chen, Hsing-Kuo Kenneth Pao, Hong-Chung Chang, “Game bot identification based on manifold learning”, Proceedings of the 7th ACM SIGCOMM Workshop on Network and System Support for Games, pp21-26, 2008.



강 하 나 (Kang, Ha Na)

약 력 : 2015-2017 한림대학교 인터랙션디자인 대학원  
(인터랙션디자인 석사)  
2017-현재 한림대학교 인터랙션디자인 대학원  
박사과정

관심분야 : 빅데이터, 비디오게임, 데이터마이닝

---



용 혜 련 (Yong, Hye Ryeon)

약 력 : 2015-2017 한림대학교 인터랙션디자인 대학원  
(인터랙션디자인 석사)  
2015-2016 한림 ICT정책 연구센터 석사연구원  
2017-현재 한림대학교 인터랙션디자인 대학원  
박사과정

관심분야 : 빅데이터, 비디오게임, 데이터마이닝

---



황 현 석 (Hwang, Hyun Seok)

약 력 : 1998 POSTECH 산업경영 공학과(공학사)  
2000 POSTECH 산업경영 공학과(공학석사)  
2004 POSTECH 산업경영 공학과(공학박사)  
2004-현재 한림대학교 경영학부 교수,  
경영연구소 연구위원

관심분야 : 스마트 비즈니스, 빅 데이터, 인텔리전트 시스템

---

