

Access Record를 활용한 게임 봇과 유저 이탈의 상관관계 분석

김영환*, 양성일**, 김휘강*
고려대학교 정보보호대학원*, 한국전자통신연구원**
jamesck@korea.ac.kr, siyang@etri.re.kr, cenda@korea.ac.kr

Correlation Analysis between Game Bots and Churn using Access Record

Young Hwan Kim*, Seong Il Yang**, Huy Kang Kim*
Graduate School of Information Security, Korea University*,
SW · Content Research Laboratory, Electronics and Telecommunication Research Institute**

요 약

게임 봇은 게임에서 사용되는 재화 또는 아이템 등을 대량으로 유통시키며 게임 재화 및 아이템의 가치를 하락시키는 한편 아이템을 획득하기 위해 봇끼리 몰려다니면서 몬스터를 사냥하고 아이템을 채집하므로 일반 유저들이 정상적으로 콘텐츠를 즐기는 활동을 방해해 왔다. 그러나 봇의 증가가 구체적으로 어떤 유형의 유저에게 영향을 미치는지, 그리고 어떤 활동 유형을 감소시키는지에 대한 연구는 알려진 바가 없었다. 이에 따라 본 연구에서는 게임 유저들의 접속 데이터를 토대로 유형을 분류하고 봇의 증가에 따른 유저 이탈과의 상관관계를 분석함으로써 유저들의 게임 이용을 유도하는 실무적인 시사점을 제공한다.

ABSTRACT

Game bots distribute a large amount of goods or items used in a game, thereby lowering the value of game goods and items. Also, a large number of game bots hunt monsters and collect items, which hinders ordinary users from enjoying content normally. However, no research has been done on the type of user and the type of activity that the increase in bots specifically affects. Therefore, this study provides a practical implication to encourage users to use games by classifying types based on the game users' access data and analyzing the correlation with user departure due to the increase of bots.

Keywords : Game Bot(게임 봇), User Churn Analysis(유저 이탈 분석), Correlation(상관관계 분석)

Received: Aug. 7. 2018 Revised: Oct. 12. 2018
Accepted: Oct. 16. 2018
Corresponding Author: Huy Kang Kim(Korea University)
E-mail: cenda@korea.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. 서 론

한국콘텐츠진흥원(KOCCA)에서 발표한 「2017년 대한민국 게임백서」에 따르면 2016년 국내 게임 시장 규모는 10조 8,945억 원으로 2007년 이후로 지속적인 성장세를 보이고 있으며 2017년에는 11조원으로 전망하고 있다[1]. 이 중 큰 비중을 차지하는 분야는 MMORPG이다. MMORPG는 대규모 다중 사용자 온라인 역할 게임(Massively Multi-player Online Role Playing Game)의 약어로, MMORPG 환경에서는 게임 유저가 가상 세계에서 유저 간 상호작용을 한다. 그렇기 때문에 게임 유저들은 게임회사에 의해 만들어진 여러 가지 콘텐츠들을 통해 즐거움을 얻는 것을 넘어서, 다른 유저들과의 상호작용을 통해 게임에 더욱 몰입하고 즐거움을 느낄 수 있다.

게임 산업 성장의 주춧돌은 유저이다. 따라서 게임회사에서는 유저들의 흥미를 돋우고, 게임에 끌어들이기 위해 게임 출시 전부터 블로그나 Youtube, TV 등을 통해 광고를 하고, 사전 예약자에게만 혜택이 주어지는 사전 예약 서비스를 제공하는 등 게임 유저들을 끌어들이기 위해 다각도로 노력할 뿐만 아니라, 게임회사들은 유저들을 확보하는 것만큼이나 유저들의 이탈에도 민감하게 반응한다. 게임회사들은 유저들의 이탈을 방지하기 위해 유저 이탈 예측 모델을 설계하거나 유저들의 이탈을 분석하는데 많은 노력을 기울이고 있다.

그러나 이와 같은 게임 회사들의 노력에도 불구하고 다양한 이유로 게임 유저들이 게임에서 이탈하는 현상이 나타난다. 게임에서 유저들의 이탈의 원인 중 하나로 게임 붏을 꼽는다. 게임 붏이 게임 상에서 지나치게 증가할 경우, 게임 유저들은 게임에 흥미를 잃고 게임을 떠나게 되고 이는 게임 산업의 성장에 걸림돌이 될 수 밖에 없다. Kang 등[2]은 온라인 게임에서 게임 붏은 일반 유저들의 만족도를 줄이고 떠나가게 만들며, 온라인 게임의 수명을 단축시키고 개발 비용을 증가시킬 뿐만 아니라 보안 도구 배포나 게임 모니터링을 위한 직원

채용 등에 따른 보안 비용을 증가시킨다는 점을 지적한 바 있다. 이와 같이 붏의 증가가 게임 유저들을 게임에서 이탈하게 만든다고 일반적으로 인지하고 있지만, 붏의 증가가 구체적으로 어떤 유형의 유저에게 영향을 미치며 어떤 활동 유형을 감소시키는지와 관련된 연구는 알려진 바가 없었다.

이에 따라 본 연구에서는 유저들의 접속 데이터를 토대로 유저들의 유형을 저레벨 유저와 고레벨 유저로 분류하고, 유저들의 활동 유형을 8가지로 분류하여 피어슨 상관계수와 스피어만 상관계수를 활용한 게임 붏의 증가에 따른 게임 유저들의 이탈과의 관련성을 확인하고자 하였다.

이를 위해 본 연구는 2장에서 관련 연구들을 살펴보고, 3장에서는 실험을 위한 세부 분석방법을 제시한다. 4장에서는 아이온의 로그 데이터를 기반으로 붏과 일반 유저들 간의 데이터를 분류하고 상관관계를 분석한다. 그리고 5장에서는 본 연구의 결론 및 향후 연구 방향에 관하여 기술하였다.

2. 관련 연구

본 연구와 관련한 기존 연구로 유저들의 게임 동기 관련 연구와 유저 이탈 관련 연구, 게임에서 유저들의 유형에 관해 살펴보았다.

2.1 게임 동기 관련 연구

게임에서 유저들이 이탈하는 가장 큰 원인은 게임에 흥미를 잃었기 때문이다. 이에 따라 유저들의 게임 동기에 관한 연구를 살펴보았다.

Bartle[3]은 게임 유저의 유형을 성취형, 관계형, 모험형, 킬러형으로 정의하고 게임 유저들의 동기를 파악하려 하였고, Yee[4]와 Borbora 등[5]은 성취감, 사회 활동, 몰입의 3 유형으로 나누어 게임 유저들의 동기를 이해하려고 하였다. Bauckhage 등[6]은 5가지의 게임에서 유저들의 특성을 토대로 패턴을 분석하여 유저들이 게임의 흥미를 잃는 원인에 대해 연구를 수행하였다.

2.2 유저 이탈 관련 연구

은행, 보험, 통신 등 사회 여러 영역에서의 고객 이탈과 관련된 사항은 중요하게 인식되어 지속적인 연구가 이루어졌다. Vafeiadis 등[7]은 통신 등 다양한 분야에서 이탈 예측을 위해 기계학습 알고리즘의 성능을 비교하는 연구를 하였고, Lu 등[8]은 통신 분야에서 이탈을 예측하기 위해 기계학습 알고리즘 중 하나인 부스팅 알고리즘을 제안하고 성능을 평가하였다.

게임 산업의 경우도 마찬가지로 게임 유저의 이탈을 중요한 문제로 인식하고 지속적으로 연구해왔다. Zoheb 등[9]은 온라인 게임에서 일반 유저들의 게임 로그 분석을 통해 Life Cycle 기반으로 이탈이 예상되는 유저들과 이탈하지 않은 유저들을 분류하였고 이들 사이의 활동 특성을 비교하였으며, Julian 등[10]은 2가지 온라인 게임 상에서 4가지 기계학습 알고리즘을 통해 유저들의 이탈을 예측을 비교하고 분석하였다. Oh 등[11]은 게임 사용자 유형을 분류하고 이를 기반으로 이탈을 예측하는 방법을 제안하였으며, 이탈자 분석을 위해 9가지의 피처를 나누고 6가지의 기계학습 알고리즘을 이용하여 이탈 예측 모델을 생성하고 성능을 분석하였다. Yim 등[12]은 악성코드의 이미지 시각화 탐지 기법을 적용하여 온라인 게임 상에서 이탈 유저를 탐지하기 위한 이탈 유저 탐지 모델을 제시하였다. Kawale 등[13]는 사회적 영향 기반 접근법을 통해 MMORPG에서 플레이어 간의 사회적 영향력과 게임의 개인적 참여도를 기반으로 한 이탈 예측 모델을 제안하였으며, Debeauvais 등[14]은 MMORPG인 World of Warcraft 에서 게임 이용의 동기와 인구통계학적 정보를 수집하여 유저의 이탈율이 어떤 관련이 있는지 조사한 결과를 바탕으로 성취동기가 강한 유저가 이탈율이 낮고, 사회적 동기가 강한 유저가 이탈율이 높다는 결과를 보여주었다. Park 등[15]은 최고 레벨 전후 유저들의 행동 특성을 Lasso 회귀 모델을 기반으로 분석하여 사회적으로 활발하며 많은 사람들과 대화하는 유저들이 덜 이탈하는 것을 증명

하였다. Hadden 등[16]은 게임 유저들의 불평을 기반으로 이탈 연구를 수행하였다. Moon 등[17]은 일정기간 내에 이탈한 유저와 지속적으로 게임을 이용한 유저를 분류하고 소셜 행위를 중심으로 두 그룹의 이탈 직전 활동로그를 분석하여 유저 이탈을 예측하는 모델을 제시하였다. Lee 등[18]은 게임 내 Action 유형 및 결제 금액에 근거해서 k-means 클러스터링을 통해 유저들의 충성도 등급을 9가지로 분류하고 이를 기반으로 게임사의 이익을 최적화하기 위한 이탈 예측 방법을 제안하였다.

모바일 게임 분야의 경우, Chawla 등[19]은 이탈 유저가 이탈하지 않는 유저에 비해 많은 모바일 게임의 데이터 불균형 문제를 SMOTE(Synthetic Minority Over sampling Technique) 기법을 활용하여 이탈을 예측하였다. Jeon[20]은 모바일 게임의 로그 데이터를 이용하여 게임 플레이어의 행동을 예측할 수 있는 속성들을 찾고, 해당 속성들을 이용하여 이탈을 예측하였다.

2.3 유저 유형 분석 관련 연구

Lee 등[21,22]은 게임 유저의 유형을 Action Log data를 기반으로 시퀀스를 추출하여 분류함으로써 일반 유저와 게임 봇을 구분하였다. Lee 등[23]은 일반 유저와 봇의 성장을 분류하는 피처를 선정하여 하드코어 유저와 게임 봇을 구분하였고, Choi 등[24]은 게임 내 행동 유형을 기반으로 일반 유저와 계정 도용 유저를 탐지하는 방법에 대한 연구를 제안하였다.

3. 방법론

이 장에서는 게임 봇과 유저 이탈의 상관관계를 분석하기 위한 세부 방법론을 기술한다. 절차는 1) 데이터 셋, 2) 게임 봇과 일반유저 Access Record 추출, 3) 유저 유형 및 Action 유형 분류, 4) 데이터 분석 방법으로 구성하였다.

3.1 데이터 셋

엔씨소프트 社의 MMORPG 게임 중 하나로 2008년 11월 정식 서비스를 시작한 아이온의 2010년 12년 21일부터 2011년 3월 21일까지 약 13주의 기간 동안 수집된 9만 2,257개 계정에 대한 로그 데이터를 기준으로 실험을 수행하였다. 또한 해당 기간 동안 게임 붓으로 탐지되어 게임사로부터 제재된 총 1,866개의 계정들을 게임 붓으로 분류하였고, 이를 제외한 총 9만 391개의 계정들을 일반 유저로 분류하여 연구를 수행하였다.

3.2 Access Record 추출

본 논문은 개별 유저들의 이탈 여부를 파악하기보다 게임 붓의 증가가 일반 유저들에게 미치는 상관관계를 분석하므로 주어진 데이터 셋으로부터 게임 붓과 일반 유저의 접속 기록(Access Record)을 분리하여 데이터를 추출한 뒤 일일 단위 접속 계정 수를 수치화 하고, 7일 단위로 합산하여 표현하였다.

3.3 유저 유형 및 Action 유형 분류

게임 붓과 일반 유저들의 상관관계 분석을 위해 실험은 크게 2가지로 진행하였다.

첫 번째로 유저들의 유형을 분류하여 상관관계를 분석하였다. 실험을 위해 유저 유형을 저레벨 유저와 고레벨 유저로 분류하였으며, 분류 기준은 게임 레벨 20으로 설정하였다. 이는 당시 유료 게임이었던 아이온에서 게임 회사조차도 레벨 20을 저레벨로 분류하고, 레벨 20이 될 때 까지는 유저들이 무료로 게임을 즐길 수 있도록 기간제 이벤트를 여러 번 제공해왔기 때문에 레벨 20은 저레벨 유저의 기준으로 적절하다고 판단하였다.

두 번째로 유저들의 Action 유형을 분류하여 게임 붓과 일반 유저들의 상관관계를 분석하였다. Action 유형은 다른 MMORPG에서도 공통적으로 적용 가능하도록 [Table 1]과 같이 8가지의

유형으로 분류하였다. 기존의 유저들의 Action 유형 분류 관련 논문에서는 피처를 선정하고 K-평균 군집화 알고리즘을 사용하여 유저들의 유형을 분류[11, 21]하였으나 본 논문은 레벨 20을 기준으로 저레벨 유저와 고레벨 유저를 구분하고 이를 바탕으로 게임 붓의 증가에 따른 각 Action 유형별 활동량의 상관관계를 분석하므로 위 방식은 생략하였다.

[Table 1] Classification by user action type

Action type	Description
Quest	quest play actions
Instance dungeon	instance dungeon play actions
Party	party play actions
PvP combat	player vs. player combat actions
Personal trade	personal trade actions
Customize	Customizing player's appearance
Item gathering	item gathering actions
Item making	item making actions

3.4 데이터 분석 방법

추출한 데이터를 바탕으로 게임 붓과 유저들의 상관관계 분석을 위해, 산점도 및 피어슨 상관계수와 스피어만 상관계수를 활용하였다.

3.4.1 피어슨 상관계수(Pearson Correlation Coefficient)

산점도를 통해 붓의 접속 데이터와 유저의 접속 데이터 사이의 관련성을 가지적으로 확인할 수 있으며, 피어슨 상관계수를 통해 두 변수간의 상관관계의 정도를 수치로 나타내어 선형관계의 강도를 측정함으로써 객관적인 지표로 활용할 수 있다. 피어슨 상관계수의 경우, $-1 \sim +1$ 사이의 값을 가지며 $|1|$ 의 값에 가까울수록 상관관계의 강도가 강하다. 또한 $(-)$ 값의 상관계수는 붓이 증가함에 따라 유저의 수가 감소하는 부의 선형관계를 의미하며, $(+)$ 값의 상관계수는 붓이 증가함에 따라 유저의 수가 증가하는 정의 선형관계를 의미한다. 피어슨 상관계수의 값을 구하는 공식은 식 (1)과 같다.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \times \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$

3.4.2 스피어만 상관계수(Spearman's Rank Correlation Coefficient)

스피어만 상관계수는 데이터 값의 순위에 따라 순서형 변수의 연관성을 측정할 때 사용하며, 피어슨 상관계수와 같이 -1 ~ +1 사이의 값을 가진다. 이때, |1|의 값에 가까울수록 상관관계의 강도가 강하다. 이 실험에서는 봇의 접속 데이터와 유저의 접속 데이터 사이의 관련성을 두 데이터의 실제 값 대신 두 값의 순위 rank를 통해 상관계수를 계산하며, 계산결과 (-) 값의 상관계수는 봇의 접속 데이터 순위가 증가함에 따라 유저의 접속 데이터 순위가 감소하는 부정적인 연관성이 있음을 의미하며, (+) 값의 상관계수는 봇의 접속 데이터 순위가 증가함에 따라 유저의 접속 데이터 순위가 증가하는 긍정적인 연관성이 있음을 의미한다. 스피어만 상관계수를 구하는 공식은 식 (2)와 같다.

$$\rho = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

위 식에서 x_i 와 y_i 는 각각 변수 X 또는 변수 Y에서 i번째 데이터의 순위를 나타내며, \bar{x} 와 \bar{y} 는 각각 x_i 와 y_i 의 평균을 뜻한다.

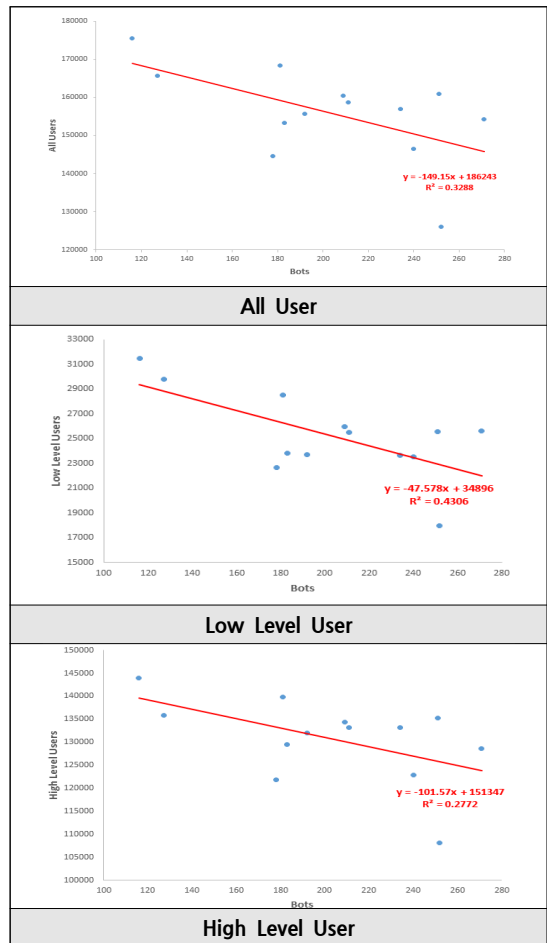
4. 실험

4.1 유저 유형별 상관관계 분석

앞서 언급한 기준에 의해 유저 유형을 저레벨 유저와 고레벨 유저로 분류하여 실험하였으며, 비교를 위해 전체 유저의 데이터도 추출하여 실험하였다. 그리고 봇의 접속자 수와 유저 접속자 수의 상관관계를 분석하기 위해 피어슨 상관계수와 스피어만 상

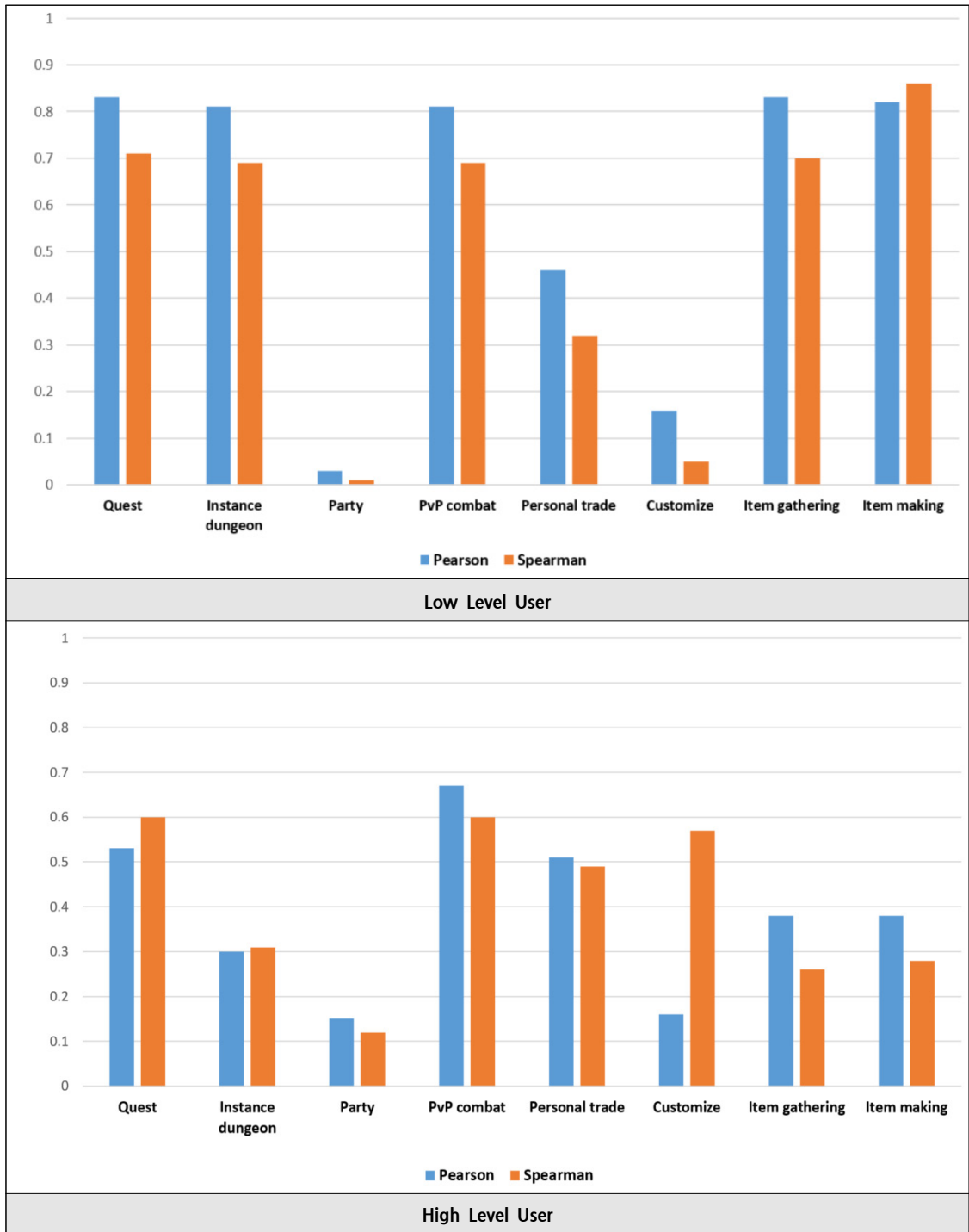
관계수로 비교 분석했다.

실험 결과, [Fig. 1]과 같이 x축을 봇 접속자 수로, y축을 유저 접속자 수로 하여 산점도를 통해 나타냈을 때 분류한 유저들의 유형 모두 봇의 증가에 따라 유저들의 접속자 수가 감소하는 부의 선형관계를 나타내고 있음을 확인하였으며, [Table 2]와 같이 피어슨 상관계수 값과 스피어만 상관계수 값 모두 |0.5|에 근접하거나 초과하는 값을 보이므로 봇과 유저 간의 상관관계가 있음을 확인하였다. 그러나 위 실험만으로는 저레벨 유저들이 봇에 고레벨 유저들보다 더 강한 상관관계를 갖는다는 것을 알 수 있을 뿐, 어떤 영역에서 더 강한 상관관계를 갖는지 확인할 수 없으므로 두 번째 실험을 수행하였다.



[Fig. 1] Scatter plot according to bots and user

type



[Fig. 2] Comparison of Pearson and Spearman coefficients

[Table 2] Analysis of correlation between bots and user types

Method		Mean	Std Dev	Median	Min	Max
All User (Pearson : - 0.57) (Spearman : - 0.47)	bot	203.46	47.20	209	116	271
	user	155897	12276	156918	126032	175496
Low Level User (Pearson : - 0.66) (Spearman : - 0.45)	bot	203.46	47.20	209	116	271
	user	25216	3422	25480	17969	31455
High Level User (Pearson : - 0.53) (Spearman : - 0.51)	bot	203.46	47.20	209	116	271
	user	130682	9106	133227	108063	144041

4.2 활동 유형별 상관관계 분석

앞서 분류한 8가지의 활동 유형을 바탕으로 저레벨 유저와 고레벨 유저로 구분하고 피어슨 상관계수와 스피어만 상관계수를 활용하여 각 활동 유형에 대한 봇과의 상관관계를 분석하고자 하였다. 실험은 각 활동 유형에 대해 봇과 일반 사용자의 일일활동 여부를 바탕으로 수치화하여 실험하였으며, [Fig. 2]와 [Table 3]은 활동 유형에 따른 봇과 유저 유형별

상관관계를 정리한 결과이다. [Fig. 2]의 경우, 상관관계의 세기를 식별하기 용이하게 표현하기 위해 각각의 상관계수 값을 절대값 크기로 표현하였다.

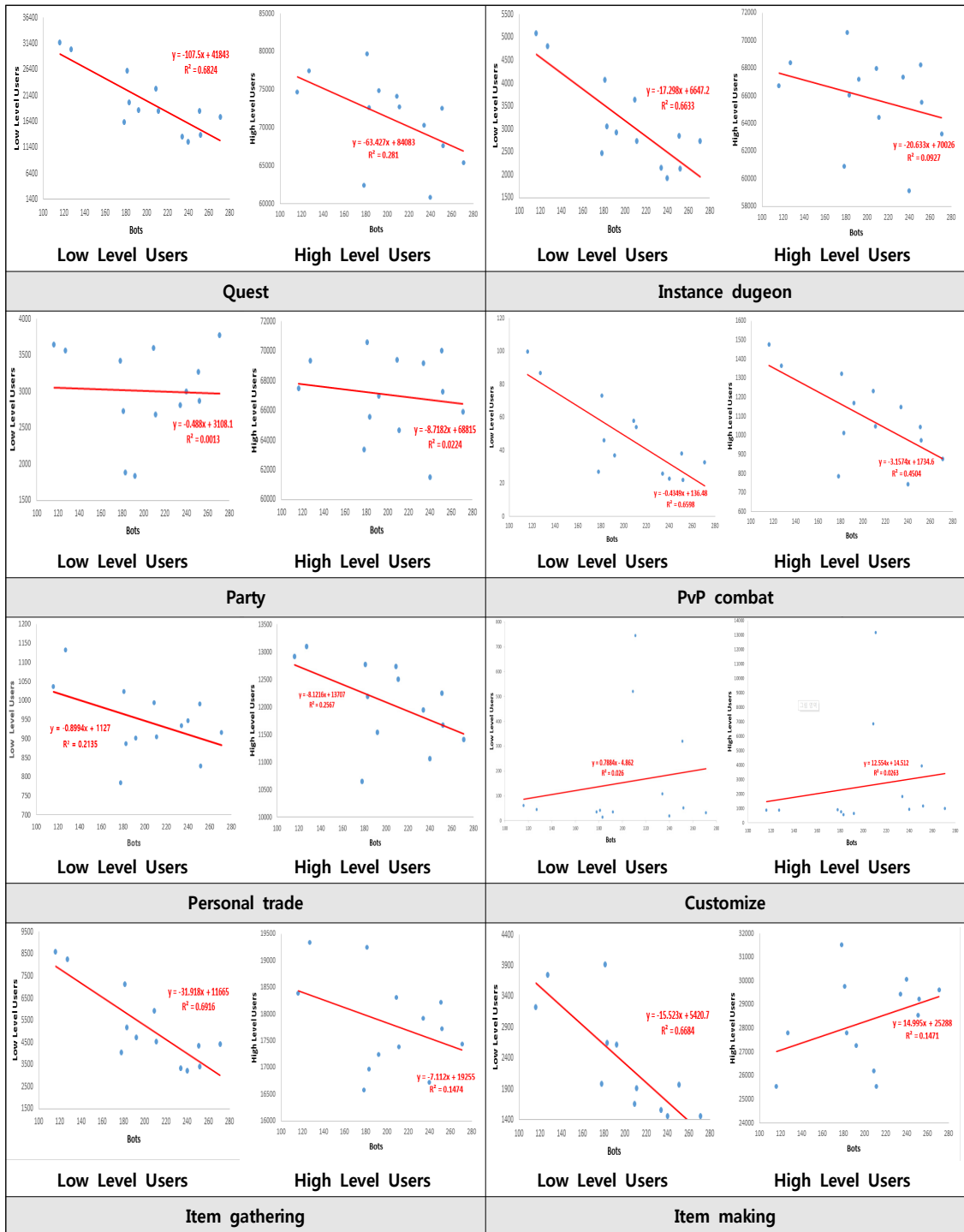
실험결과, [Fig. 2]와 [Table 3]과 같이 각각의 활동 유형에 대해 대부분의 활동유형에 대해 피어슨 상관계수와 스피어만 상관계수는 유사한 크기를 가지지만 고레벨 유저들의같은 상황에서 보다 정확히 상관관계를 파악하기 위해, 각각의 활동 유형을 저레벨 유저들의 접속자 수와 고레벨 유저들의 접속자 수로 구분하여 [Fig. 3]과 같이 산점도로 나타내었다.

활동 유형 중 quest, instance dungeon, item gathering의 경우, 저레벨 유저들은 피어슨 상관계수와 스피어만 상관계수 값 모두 -0.69 ~ -0.83 사이의 값을 가지므로 강한 상관관계를 보이는데 비해 고레벨 유저는 -0.33 ~ -0.59 사이의 값을 가지므로 약한 상관관계를 보인다. 이를 통해 봇 증가가 quest, instance dungeon, item gathering 활동에 미치는 영향을 저레벨 유저들이 고레벨 유저들에 비해 더 많이 받는다고 추론할 수 있다.

[Table 3] Analysis of correlation between bots and user action type

type	Method	Mean	Std Dev	Median	Min	Max	type	Method	Mean	Std Dev	Median	Min	Max		
Low Level User	Quest (Pearson : - 0.83) (Spearman : - 0.71)	bot	203.46	47.20	209	116	271	High Level User	Quest (Pearson : - 0.53) (Spearman : - 0.59)	bot	203.46	47.20	209	116	271
		user	19972	6142	18409	12454	31597			user	71178	5647	72629	60821	79682
	Instance dungeon (Pearson : - 0.81) (Spearman : - 0.69)	bot	203.46	47.20	209	116	271		Instance dungeon (Pearson : - 0.30) (Spearman : - 0.31)	bot	203.46	47.20	209	116	271
		user	3128	1002	2849	1927	5099			user	65828	3198	66739	57117	70586
	Party (Pearson : - 0.03) (Spearman : - 0.01)	bot	203.46	47.197	209	116	271		Party (Pearson : - 0.15) (Spearman : - 0.12)	bot	203.46	47.20	209	116	271
		user	3009	632.352	3006	1832	3781			user	67041	2752	67276	61531	70632
	PvP combat (Pearson : - 0.81) (Spearman : - 0.69)	bot	203.46	47.20	209	116	271		PvP combat (Pearson : - 0.67) (Spearman : - 0.60)	bot	203.46	47.20	209	116	271
		user	48	25.268	38	22	100			user	1092	222.04	1048	744	1477
	Personal trade (Pearson : - 0.46) (Spearman : - 0.32)	bot	203.46	47.20	209	116	271		Personal trade (Pearson : - 0.51) (Spearman : - 0.49)	bot	203.46	47.20	209	116	271
		user	944	91.87	933	784	1132			user	12054	756.51	12187	10644	13093
	Customize (Pearson : 0.16) (Spearman : 0.05)	bot	203.46	47.20	209	116	271		Customize (Pearson : 0.16) (Spearman : 0.57)	bot	203.46	47.20	209	116	271
		user	155.54	230.61	45	13	745			user	2569	3652	913	558	13177
	Item gathering (Pearson : - 0.83) (Spearman : - 0.70)	bot	203.46	47.20	209	116	271		Item gathering (Pearson : - 0.38) (Spearman : - 0.26)	bot	203.46	47.20	209	116	271
		user	5171	1811	4532	3227	8628			user	17808	874.20	17724	16589	19334
	Item making (Pearson : - 0.82) (Spearman : - 0.86)	bot	203.46	47.20	209	116	271		Item making (Pearson : 0.38) (Spearman : 0.28)	bot	203.46	47.20	209	116	271
		user	2262	896.13	1978	1223	3914			user	28339	1846	28544	25538	31524

— Access Record를 활용한 게임 붓과 유저 이탈의 상관관계 분석 —



[Fig. 3] Scatter plot according to bots and user action type

party play의 경우, 피어슨 상관계수와 스피어만 상관계수 값 모두 $-0.03 \sim -0.15$ 사이의 값을 갖는다. 이는 봇의 접속자 수와 사용자의 party play 활동 여부는 상관관계가 거의 없음을 의미하므로 봇의 증가는 유저들의 party play 활동에 영향을 미치지 않는다고 추론할 수 있다.

pvp combat의 경우, 저레벨 유저들과 고레벨 유저들 모두 피어슨 상관계수와 스피어만 상관계수 값이 $-0.60 \sim -0.81$ 사이의 값을 갖는다. 이는 봇의 접속자 수와 저레벨 유저들, 고레벨 유저들 간에는 강한 상관관계가 있음을 의미하므로 봇의 접속자 수 증가는 저레벨 유저들과 고레벨 유저들의 pvp combat 활동에 영향을 미친다고 추론할 수 있다.

personal trade의 경우, 피어슨 상관계수와 스피어만 상관계수 값 모두 $-0.32 \sim -0.51$ 사이의 값을 갖는다. 이는 봇의 접속자 수와 사용자의 personal trade 활동 여부는 상관관계가 있음을 의미하나, 강한 상관관계를 갖지 못함을 알 수 있다.

customize의 경우, 저레벨 유저들과 고레벨 유저들의 피어슨 상관계수와 스피어만 상관계수 값은 양의 값을 갖지만, 피어슨 상관계수 값은 0.16으로 매우 약한 상관관계를 보인다. 반면에 앞에서도 언급했듯이 고레벨 유저들의 customize 활동에서 스피어만 상관계수 값은 0.57로 피어슨 상관계수 값과 비교적 큰 차이를 보이는데 이는 [Fig. 3]의 산점도를 통해 상관관계를 확인할 수 있다. 산점도를 확인해보면 유의미한 상관관계를 찾을 수 없으므로, 이 경우에는 피어스만 상관계수 값에 따른다. 따라서 customize 활동에서는 봇의 증가가 저레벨 유저들과 고레벨 유저들에 미치는 영향이 적다고 추론할 수 있다.

item making의 경우, 저레벨 유저들과 고레벨 유저들의 상관계수 값이 다르게 도출되었다. 저레벨 유저들의 피어슨 상관계수와 스피어만 상관계수 값 모두 -0.8 이상으로 강한 상관관계를 가지므로 봇의 증가는 저레벨 유저들의 item making 활동에 영향을 미친다고 추론할 수 있다.

반면 고레벨 유저들의 피어슨 상관계수와 스피어만 상관계수 값 모두 $0.28 \sim 0.38$ 로 저레벨 유저들과는 달리 정의 선형관계를 보임을 확인하였다. 이를 통해 추론해보면 이는 봇의 증가에 따라 게임 내 많은 자원이 공급되면서 고레벨 유저들에게 보다 유리한 아이템 제작의 활동이 증가했다고 추론할 수 있다.⁴⁵

5. 결 론

본 연구에서는 현재 서비스 중인 MMORPG 게임인 아이온의 데이터 셋을 바탕으로 봇의 증가 어떤 유형의 유저와 상관관계가 있고, 또한 어떤 활동과 상관관계가 있는지에 관한 연구를 수행하였다. 세부적으로 사용자를 전체 유저와 저레벨 유저, 고레벨 유저로 나누어 봇에 증가에 따른 상관관계를 분석을 통해 전체 유저는 봇의 증가에 따른 상관관계를 가지며 특히 고레벨 유저보다 저레벨 유저가 봇의 증가에 따른 더 강한 상관관계를 가진다는 점을 확인하였다. 또한 게임 유저의 Action 유형을 총 8가지로 분류하여 봇의 증가에 따른 상관관계를 분석하였다. 실험을 통해 봇의 증가가 party play의 경우에는 거의 상관관계가 없음을 확인하였고, party play를 제외한 활동들에서 저레벨 유저는 고레벨 유저는 비해 더 강한 상관관계를 보이고 있음을 확인하였다.

그러나 상관관계를 통한 두 변수의 증명은 상관관계의 특성상 명확한 인과관계를 밝히지 못하고 상관관계만 알 수 있다. 따라서 봇의 증가에 따른 유저들의 감소 원인을 밝혀내는데 한계가 있으나, 현재까지 게임 봇의 증가가 유저들에게 어떤 영향을 끼치는지에 관련된 연구 사례는 알려진 바가 없었기 때문에 산점도와 상관계수를 통해 봇과 유저들의 상관관계를 분석하는 것은 의미 있는 연구라고 판단하였다. 또한 위 연구 결과 토대로 게임 회사 입장에서는 게임 봇의 차단도 중요하지만, 봇을 차단하는 업무와 병행하여 봇의 증가에 더 민감한 저레벨 유저에게 집중하는 전략이나 봇의 증

가에 민감한 특정 활동 영역에서 유저들의 활동을 더 유도할 수 있는 전략을 수립하는 등 실무적인 시사점을 제공하는데 의의를 갖는다.

향후에는 본 연구에서 분석기법을 다른 기간 및 게임 데이터를 이용하여 범용성을 검증할 계획이며, 분석된 데이터를 기반으로 저레벨 유저들의 이탈을 방지하기 위한 대응과 관련된 연구를 진행할 계획이다.

ACKNOWLEDGMENTS

This research is supported by the Ministry of Culture, Sports and Tourism (MCST) and Korea Creative Content Agency (KOCCA) in the Culture Technology (CT) Research & Development Program 2018

REFERENCES

- [1] Korea Creative Content Agency, 2017 White paper on Korean games, Korea Creative Content Agency, 35, Gyoyukgil, Najusi, Jeollanamdo, Korea, 2017.
- [2] Kang, Ah Reum, J. Y. Woo, and Huy Kang Kim, "Data and text mining of communication patterns for game bot detection," Proceedings of the 3th International Conference on Internet, pp. 495-500, 2011.
- [3] Bartle, Richard, "Hearts, clubs, diamonds, spades: Players who suit MUDs," Journal of MUD research, vol. 1, no. 19, Jun, 1996.
- [4] Yee, Nick, "Motivations for play in online games," Cyber Psychology & behavior, vol. 9, no. 6, pp. 772-775, Jan. 2016.
- [5] Z. Borbora, J. Srivastava, K.-W. Hsu, and D. Williams, "Churn Prediction in MMORPGs using Player Motivation Theories and an Ensemble Approach," Proc. of the 2011 IEEE Third International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust(PASSAT) and 2011 IEEE Third International Conference on Social Computing (SocialCom), IEEE, pp. 157-164, Oct. 2011.
- [6] Bauckhage, C., Kersting, K., Sifa, R., Thuru, C., Drachen, A., & Canossa, A. "How players lose interest in playing a game: An empirical study based on distributions of total playing times," 2012 conference on IEEE In Computational Intelligence and Games(CIG), IEEE, pp. 139-146, Sep. 2012.
- [7] T. Vafeiadis, K. I. Diamantaras, G. Sarigiannidis, K. Ch. Chatzisavvas, "A comparison of machine learning techniques for customer churn prediction," Simulation Modelling Practice and Theory, Vol. 55, pp. 1-9, Jun. 2015.
- [8] N. Lu, H. Lin, J. Lu, and G. Zhang, "A Customer Churn Prediction Model in Telecom Industry Using Boosting," IEEE Transactions on Industrial Informatics, Vol. 10, No. 2, pp. 1659-1665, May. 2014.
- [9] Borbora, Zoheb H., and Jaideep Srivastava. "User behavior modelling approach for churn prediction in online games." Privacy, Security, Risk and Trust (PASSAT), 2012 International Conference on and 2012 International Conference on Social Computing (SocialCom). IEEE, Sep. 2012.
- [10] Runge, Julian, et al. "Churn prediction for high-value players in casual social games." Computational Intelligence and Games, 2014 IEEE Conference on. IEEE, Aug. 2014.
- [11] Sejoon Oh, Eunjo Lee, Jiyoung Woo, Huy Kang Kim, "Constructing and Evaluating a Churn Prediction Model using Classification of User Types in MMORPG," KIISE Transactions on Computing Practices, Vol. 24, no. 5, pp. 220-226, May. 2018.
- [12] Ha-bin Yim, Huy-kang Kim, Seung-joo Kim, "Using Image Visualization Based Malware Detection Techniques for Customer Churn Prediction in Online Games," Journal of the Korea Institute of Information Security & Cryptology, Vol. 27, no. 6, pp. 1431-1439, Dec. 2017.
- [13] Kawale, J., Pal, A., & Srivastava, J., "Churn prediction in MMORPGs: A social influence based approach," In Computational Science and Engineering, 2009. CSE'09. International Conference on Vol. 4, IEEE, Aug. 2009.
- [14] Debeauvais, T., Nardi, B., Schiano, D. J., Ducheneaut, N., & Yee, N., "If you build it the

y might stay : retention mechanisms in World of Warcraft,” In Proceedings of the 6th International Conference on Foundations of Digital Games, ACM, pp. 180-187, Jun, 2011.

[15] Kunwoo Park, Meeyoung Cha. “Churn Analysis of Maximum Level Users in Online Games.” Journal of KIISE, Vol. 44, no. 3, pp. 314-322, Mar. 2017.

[16] J. Hadden, A. Tiwari, R. Roy, and D. Ruta, “Churn Prediction using Complaints Data,” Proc. of World Academy Of Science, Engineering and Technology, Vol. 13, pp.158-163, May. 2006.

[17] Joo Yeon Moon, Huy Kang Kim, Jiyoung Woo, “Churn Prediction in Online Games through User Interaction Analysis,” KIISE Transactions on Computing Practices, Vol. 24, no. 9. pp. 433-441. Sep. 2018.

[18] E. Lee, B. Kim, S. Kang, B. Kang, Y. Jang and H. K. Kim, “Profit Optimizing Churn Prediction for Long-term Loyal Customer in Online games,” IEEE Transactions on Games, Oct. 2018.

[19] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer, “SMOTE:Synthetic Minority Oversampling Technique”, Journal of Artificial Intelligence Research, vol. 16, pp. 321-357, Jun, 2002.

[20] Jihoon Jeon, Hyunsoo Park, “Churn Prediction using Game Log Data in Mobile Game,” KIISE Transactions on Computing Practices, pp.696-698, Dec. 2016

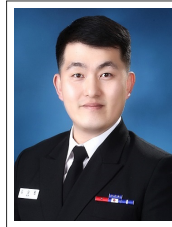
[21] J. Lee, J. Lim, W. Cho, and H. K. Kim, “In-Game Action Sequence Analysis for Game BOT Detection on the Big Data Analysis Platform,” Proc. of the 18th Asia Pacific Symposium on Intelligent and Evolutionary Systems, Vol. 2, pp. 403-414, 2015.

[22] J. Lee, J. Lim, W. Cho, and H. K. Kim, “I know what the BOTs did yesterday: Full action sequence analysis using Naïve Bayesian algorithm,” Proc. of the 2013 12th Annual Workshop on Network and Systems Support or Games (NetGames), IEEE, pp. 1-2, Dec. 2013.

[23] J. Lee, S. W. Kang, and H. K. Kim, “A study on hard-core users and bots detection using classification of game character’s growth type in online games,” Journal of Korea I

nstitute of Information Security and Cryptology, Vol. 25, No. 5, pp. 1077-1084, 2015.

[24] H. J. Choi, J. Y. Woo, and H. K. Kim, “Online Game Identity Theft Detection Model based on Hacker’s Behavior Analysis,” Journal of Korea Game Society, Vol. 11, No. 6, pp. 81-98, 2011.



김영환 (Kim, Young Hwan)

약력 : 2017 국방대학교 컴퓨터공학과 졸업(석사)
2018 ~ 현재 고려대학교 정보보호대학원 재학(박사).

관심분야 : 온라인게임보안, 네트워크 보안, 악성코드 분석



양성일 (Yang, Seong Il)

약력 : 1998 연세대학교 컴퓨터과학과(박사수료)
1998 ~ 2000 아시아나항공 SW 연구소 주임연구원
2000 ~ 현재 한국전자통신연구원 책임연구원

관심분야 : 기계학습, 게임 인공지능, 자연어처리



김휘강 (Kim, Huy Kang)

약력 : 2009 KAIST 산업및시스템공학과 졸업(박사)
2004 ~ 2010 엔씨소프트 정보보안실장, Technical Director
2010 ~ 2014 고려대학교 정보보호대학원 조교수
2015 ~ 현재 고려대학교 정보보호대학원 부교수

관심분야 : 온라인게임보안, 네트워크 보안, 네트워크 포렌식

