

온라인 게임 내 최고 레벨 유저의 이탈 분석 (Churn Analysis of Maximum Level Users in Online Games)

박 건 우 [†] 차 미 영 ^{**}
(Kunwoo Park) (Meeyoung Cha)

요 약 대규모 다중 사용자 온라인 롤플레이팅 게임 유저들은 시나리오를 따라 주어진 임무들을 수행하며 최고 레벨을 향해 캐릭터를 성장시킨다. 최고 레벨 유저를 보유하는 것이 온라인 게임의 성공적 운영에 중요함에도 불구하고 이들에 대한 연구는 크게 이루어지지 않았다. 이 연구에서는 5만여명 유저들에 의해 기록된 약 6천만 건의 게임 내 로그 데이터 분석을 통해 유저들이 최고 레벨에 도달하는 과정과 그 이후 게임 이탈 현상을 분석하며, 최고 레벨 유저의 이탈에 영향을 미치는 요인을 이해하고자 한다. 분석 결과, 최고 레벨 이전의 행동 패턴을 이용해 최고 레벨 유저의 이탈을 예측할 수 있으며, 최고 레벨 이전에 사회적으로 활발하고 많은 사람들과 대화하는 게이머가 덜 떠난다는 것을 발견하였다($p < 0.05$). 이 연구는 유저간 소통 패턴이 최고 레벨에 도달한 유저들의 지속적인 사용에 주요한 요인임을 확인하며, 엘리트 유저의 지속적인 게임 이용을 유도하는 실무적 시사점을 제공한다.

키워드: 온라인 게임, 최고 레벨, 유저 이탈 문제, 소통 패턴

Abstract In MMORPG (Massively Multiplayer Online Role-Playing Game), users advance their own characters to get to the maximum (max) level by performing given tasks in the game scenario. Although it is crucial to retain users with high levels for running online games successfully, little efforts have been paid to investigate them. In this study, by analyzing approximately 60 million in-game logs of over 50,000 users, we aimed to investigate the process through which users achieve the max level and churn of such users since the moment of achieving the max level, and determine possible indicators related to churn after the max level. Based on the result, we can predict churn of the max level users by employing behavioral patterns before the max level. Moreover, we found users who are socially active and communicate with many people before the max level are less likely to leave the service ($p < 0.05$). This study supports that communication patterns are important factors for persistent usage of the users who achieve the max level, which has practical implications to guide elite users on enjoying online games in the long run.

Keywords: online games, maximum level, user churn problem, communication patterns

[†] 학생회원 : 한국과학기술원 전산학부 웹사이언스대학원
kw.park@kaist.ac.kr
^{**} 종신회원 : 한국과학기술원 문화기술대학원 교수(KAIST)
meeyoungcha@kaist.ac.kr
(Corresponding author)

논문접수 : 2016년 8월 5일
(Received 5 August 2016)
논문수정 : 2016년 12월 2일
(Revised 2 December 2016)
심사완료 : 2016년 12월 5일
(Accepted 5 December 2016)

1. 서론

온라인 게임은 고수익의 고부가가치 산업으로 2015년 기준으로 전세계 기준 263억 달러의 산업 규모를 이루었고, 꾸준히 그 규모가 상승하고 있다[1]. 온라인 게임의 수익 모형은 크게 유저가 지속적인 사용료를 지불하는 구독 방식과 게임은 무료로 제공되나 게임 내 아이템을 비롯한 콘텐츠 구입 혹은 광고 수익에 의존하는 비 구독 방식으로 나뉜다. 이러한 수익 모형은 단순 유저의 수뿐만 아니라 유저들의 지속적인 사용이 증가할수록 수익이 늘어나는 구조를 지니며, 따라서 게임 유저의 수 증가 못지 않게 그들의 지속적인 사용을 증진시키는 방안을 다루는 연구의 필요성이 대두되어 왔다[2,3].

대규모 다중 사용자 온라인 롤플레이 게임은 온라인 게임의 한 종류로, 레벨(level)을 통해 유저로 하여금 디자이너가 설계한 시나리오를 따라 게임을 진행하도록 유도한다[4]. 유저는 시나리오를 따라 가상세계에서 주어진 임무를 수행하고 경험치를 쌓아 게임 캐릭터를 성장시키고 도전과제를 수행한다. 레벨업을 통해 얻는 성취감은 온라인 게임의 몰입과 지속적인 이용의 주요한 동기이다[5]. 유저들은 게임 내 도전과제를 해결하기 위해 다른 유저들과 협력하며 사회관계망을 이루게 되며[6], 다른 유저들과의 상호작용을 통해 얻게 되는 소속감, 사회적 인정, 의사소통 등 또한 게임 이용의 중요한 동기이다[7].

이 연구에서 우리는 최고 레벨에 도달한 유저는 어떤 행동 패턴을 보이는가에 집중한다. 최근 온라인 게임은 최고 레벨 이후 콘텐츠를 제공하지만, 최고 레벨 이후 유저들은 캐릭터를 성장시킬 수 없다. 이는 성취감을 얻기 위해 게임에 접속하는 많은 유저로 하여금 게임을 플레이할 동기를 상실하게 하고, 그 결과 유저는 최고 레벨 상태를 이탈하여 새로운 캐릭터를 생성해 게임을 재시작하거나 게임 이용 자체를 중단한다[4,8].

반면 최고 레벨 유저들이 이탈하지 않고 계속해서 게임을 이용한다면 다음과 같은 중요한 기여를 할 수 있다. 첫째, 숙련된 유저들은 새로 게임을 시작하는 유저들이 게임에 적응할 수 있도록 도와주며, 게임 내 유저 생태계에서 중요한 역할을 한다[9]. 둘째, 최고 레벨에 도달한 유저들은 희귀한 아이템에 관심이 많으며, 일반 유저에 비해 평균적으로 아이템 구입에 더 큰 비용을 소비하므로 게임 회사의 주요한 수익 원이다[4]. 마지막으로, 게임 유저 중 일부만이 최고 레벨에 도달하기 때문에, 이러한 소수의 엘리트 유저 이탈은 더욱 치명적이다. 그러나 최고 레벨 유저의 이탈 예방이 중요한 문제임에도 불구하고 아직까지 최고 레벨 유저들의 행동 패턴과 이탈 원인을 로그 데이터에 근거해 관찰한 연구는

없었다.

이 연구에서는 5만명 이상의 유저가 참여하는 온라인 롤플레이 게임의 로그 데이터에 통계학적 방법론을 활용하여 유저들이 어떻게 최고 레벨에 도달하게 되는지 그 과정을 이해하고, 도달 이후 게임 이탈 여부를 예측한다. 이를 통해 이탈에 영향을 미치는 유의미한 변수를 파악한다. 이는 게임 디자이너들에게 최고 레벨 유저들의 지속적인 이용을 유도하는 게임 시나리오의 효과적인 설계를 가능케 하며, 비즈니스적 측면에서 실무적 시사점을 제공한다.

2. 이론적 배경

2.1 게임 이용 동기에 관한 연구

유저의 게임 이용 동기에 대한 첫 연구는 1994년으로 거슬러 올라간다. Bartle[10]은 유저간 가상 세상에서 텍스트 형태로 진행되는 머드 게임(MUD, Multi-User Dungeon)에 기반하여 다음 네 가지 동기를 정의하였다: 성취형, 사회형, 모험형, 킬러형. 이 이론은 게임 유저 유형을 이용 동기에 기반하여 분류하고 정의한 의의가 있으나, 각각의 유형이 서로 독립적이라고 가정하였다는 한계가 있다. 이 한계를 해결하기 위해 Yee[5]는 Bartle의 유형에 대해 요인 분석을 통해 동기를 구성하는 세부적인 요소들을 발견하였다. 게임의 동기는 성취, 사회적 상호작용, 몰입의 세 가지로 나뉘며 각 동기 요소는 각각의 세부 요소들로 구성된다. 요소별 성별 차이를 분석한 결과 남성은 성취에 있어 여성보다 높은 동기를 가지고 게임을 이용하지만 사회적 상호작용 동기에 관련해서는 성별 차이가 없으며, 사회적 상호작용 동기의 세부 요소인 관계 요소만 여성 유저에게서 더 많이 관찰됨을 발견하였다[5]. 이외에도 게임 내 즐거움의 요소를 감각적 즐거움, 콘텐츠의 즐거움, 성취의 즐거움, 상호작용의 즐거움 등의 요소로 정의하고 모바일과 온라인 게임에 따라 즐거움을 느끼는 요소가 달라짐을 밝힌 연구가 있었다[7].

2.2 유저 이탈 관련 연구

온라인 게임 고객 유지의 핵심인 유저 이탈 문제는 지식 기반 커뮤니티[11], 건강 관리 서비스[12]를 비롯한 다수의 온라인 서비스에서 해결해야 할 문제이다[13,14]. 온라인 게임에서 또한 유저 이탈 문제 해결을 위한 많은 시도가 있었다[4,15-17]. 이러한 연구는 데이터 수집 방법에 따라 설문 기반[15], 제3자 어플리케이션 기반[4], 게임 로그 기반[16]의 세 가지로 분류되며, 각 수집 방식의 장단점은 아래와 같다.

첫번째 방법인 설문 기반 방법은 게임 유저들을 대상으로 설문을 실시하여 이탈 여부를 비롯하여 검증하고 싶은 변인들을 측정한다. 대표적으로 World of Warcraft

게임 유저에 대한 연구가 있으며[15], 이 연구는 게임 이용 동기 및 인구통계학적 정보에 따라 유저의 이탈 비율이 어떻게 달라지는 지 조사하였다. 분석 결과 성취 동기가 강한 유저가 이탈률이 낮으며, 반면 사회적 동기가 강한 유저는 이탈률이 높은 경향을 보였다. 이런 설문조사 기반 방법은 게임 유저의 동기, 인구통계학 정보 등 유저에 대한 상세한 정보를 얻을 수 있는 장점이 있지만, 유저의 응답에 의존하기 때문에 자기 보고 편향의 위험이 있다. 또한 유저가 어떻게 게임에서 성장하고 누구와 대화하는 지 자세한 게임 내 행동에 관한 정보를 관측할 수 없는 단점이 있다.

두 번째 방법인 제3자 어플리케이션 기반 방법은 게임 클라이언트에서 제공하는 API(Application Programming Interface)를 활용하여 애드-온 형태의 어플리케이션을 구축하고 데이터를 수집하는 방법이다. 서버에 캐릭터 정보를 수집하는 질의를 반복적으로 요청함으로써 유저 이탈을 측정하기 위해 필요한 접속 정보, 레벨 정보 등을 수집할 수 있다. 대표적인 예로 제3자 어플리케이션으로 World of Warcraft 게임 서버에 현재 접속한 유저 정보를 'who' 질의를 통해 수집한 연구가 있다[4]. 수집한 데이터를 이용해 특정 유저의 게임 이탈 확률을 로지스틱 회귀로 분석하였고 유저의 레벨, 이용 시간 등이 유의미한 변수로 발견되었다. 제3자 어플리케이션 기반 방법은 서버에서 제공해 주는 객관적인 데이터에 기반하기 때문에 자기 보고 편향의 위험은 없지만, 서버가 외부에 제공하지 않은 상세한 행동 정보의 측정이 어렵다는 한계가 여전히 존재한다.

마지막으로 게임 내 로그 기반 방법은 서버에 저장되는 행동 로그에 접근하여 유저의 행동과 이탈 여부를 측정하고, 이에 기반하여 이탈을 예측하는 방법이다. 자동화된 형태로 서버에 저장되는 로그에 기반하므로 데이터의 편향 위험이 없으며, 다양한 행동 패턴을 면밀히 관측하여 활용할 수 있다는 장점이 있다. 대표적으로 Sony Everquest II 게임의 로그 분석 연구에서는 앙상블 기법을 적용하여 유저 이탈을 예측하였다[16]. 그 결과 설문조사를 통해 성취 동기를 가진 유저의 이탈 확률이 낮음을 밝힌 연구[15]의 결과와 유사하게 성취 동기에 관련된 특징들이 이탈 모형에서 높은 예측력을 가진 것으로 밝혀졌다.

2.3 연구 문제 및 가설 설정

위와 같이 게임 이용 동기에 기반하여 유저 이탈을 예측하기 위한 다양한 시도가 있었으나, 현재까지 최고 레벨에 도달한 유저에 집중한 이탈 연구는 이루어지지 않았다. 최고 레벨에 도달한 이들은 레벨업을 통해 더 이상 성취감을 얻을 수 없기에 기존과는 다른 경험을 한다. 즉 “최고 레벨이 되고 나서 게임을 이용하는 것은

그 이전의 경험과 현저히 다르다”[4]. 또한 이들의 이탈 예측은 게임 회사 입장에서 게임 생태계를 유지시키고 수익을 최대화하기 위해 해결해야 할 중요한 문제이다. 따라서 이 연구에서는 최고 레벨 이전과 이후의 행동 패턴의 변화를 이해하고, 그 이후의 이탈 현상을 게임 로그에 기반하여 예측하는 것을 목적으로 한다.

구체적으로 앞선 연구에서 제시된 게임 동기[5] 중 사회적 상호작용 동기에 집중한다. 앞서 기술된 바와 같이 최고 레벨 유저는 레벨업을 통한 성취감을 얻지 못하지만, 다른 유저들과 사회적 관계를 맺고 대화하는 것은 레벨의 제약없이 이뤄지므로 상호작용의 즐거움[7]을 얻으며 사회적 상호작용 동기를 충족시키는 것은 최고 레벨 이후에도 가능하다. 따라서 이 연구에서는 최고 레벨 도달 이전에 성취 동기 보다는 사회적 상호작용 동기에 의해 게임을 이용하는 유저들이 최고 레벨 도달 이후에도 게임을 지속적으로 이용하며 결과적으로 이탈할 확률이 낮을 것이라는 가설을 설정하였다.

가설. 최고 레벨 이전에 사회적으로 활발한 유저일수록 덜 이탈할 것이다.

3. Fairyland Online

3.1 게임 개요

분석된 Fairyland Online 게임은 대만의 Larger Network Technologies에 의해서 제공되는 서비스로 2003년 2월 대만에서 론칭한 이후 홍콩, 중국, 태국, 대한민국 등에서 서비스되었으며, 현재까지 서비스되고 있는 전세계에서 역사가 가장 긴 대규모 다중 사용자 롤플레이 게임 중 하나이다.

Fairyland Online은 동화에 기반한 판타지 세상으로 구현되어 있으며 인간, 난쟁이, 요정의 3가지 종족과 남/여 성별이 각각 선택 가능하다. 일반적인 대규모 다중 사용자 롤플레이 게임이 주로 성인들에 의해 이용되는



그림 1 Fairyland Online 게임(분석대상)

Fig. 1 Fairyland online (target game)

것에 비해[18], 분석된 게임은 그림1에서 보여지듯이 다채로운 색감의 이용 환경을 제공하며 10대 연령대의 유저들에 의해 주로 접속된다[19].

대규모 다중 사용자 롤플레이 게임은 많은 유저들이 게임에 접속하여 가상의 세상을 이루는 사회적인 게임이다. 따라서 다른 유저들과 상호작용할 수 있는 다양한 방법을 제공하며, Fairyland Online에서도 다음의 5가지 대화 유형을 제공한다: (1) 일반 대화 유형은 가상 세계 내 일정 반경 내에 있는 모든 유저에게 메시지가 전달되는 일대다 형태의 브로드캐스트 소통으로, 반경 안에 있는 누구나 메시지를 볼 수 있다. (2) 귓속말 대화 유형은 일대일 형태의 소통으로 송신/수신 유저 간에만 메시지가 보여진다. (3) 가족 대화 유형은 ‘가족’으로 등록된 유저간의 소규모 일대다 소통이며, (4) 파티 대화 유형은 임무 성취를 위해 일시적으로 맺어지는 그룹 간 일대다 소통을 제공한다. 마지막으로 (5) 라디오 대화 유형은 일대다 형태의 대화로 다른 유저들을 대화방에 초대하여 소통할 수 있다. 귓속말 대화 유형은 일대일 유형의 대화로 화자와 수신자를 명확히 알 수 있지만, 나머지 대화 유형은 일대다 형태의 소통으로 수신자를 명확히 식별하기 어렵다.

3.2 데이터 셋

게임 내 유저의 모든 행동들은 시간 정보와 함께 로그로 서버에 저장되며, 성취 유형과 사회적 유형의 로그로 나뉜다. 성취 유형 로그는 몬스터 처치, 퀘스트 완료 등 경험치를 쌓아 레벨업을 하는 과정에 관련된 로그들로 구성된다. 사회적 유형 로그는 다른 유저와 관계를 맺고 대화하는 것에 관련된 행동들로 구성되며, 대화의 종류에 따라 다른 정보가 저장된다. 예를 들어 일반 대화 유형의 경우 시간 정보와 메시지 내용만 저장되는 반면, 귓속말 대화 유형의 경우 대화에 참여하는 상대 유저의 식별자가 함께 저장되게 된다.

이 연구에서는 Larger Network Technologies로부터 제공받은 Fairyland Online의 실제 데이터를 분석하였다. 데이터셋은 2003/04/21부터 2004/05/31까지 51,961명 유저의 기록을 담은 60,215,819 개의 로그로 구성되어 있다. 그 중 레벨업 정보는 2003/04/21부터 2003/07/08의 기간만을 포함한다.

4. 최고 레벨 전후 게임 내 행동 특성의 이해

게임을 시작하면 모두가 레벨 1에서 시작하지만 실제 최고 레벨에 도달하는 경우는 드물다. 분석된 51,961명 중 오직 712명(1.3%)만이 최고 레벨인 50에 도달하였다. 최고 레벨 유저들은 어떤 행동 패턴을 보이고, 그 패턴은 최고 레벨 전/후로 어떻게 달라질까? 그들은 어떤 유저들과 주로 대화하는 걸까? 위 문제에 답하기 위

해 최고 레벨 도달 전/후의 유저 행동 패턴을 분석하였다. 레벨 업 로그의 시작 시간으로부터 적어도 2주 이후, 레벨 업 로그의 마지막 시간으로부터 적어도 2주 이전에 최고 레벨에 도달한 540명의 로그를 분석하여 최고 레벨 전/후의 행동 패턴을 측정하였다.

4.1 최고 레벨 전후 행동 패턴의 변화

로그는 성취 유형과 사회적 유형의 로그로 나뉘며, 시간에 따른 로그의 양을 비교하여 유저들이 어떤 유형의 행동을 더 많이 하는 지 이해할 수 있다. 그림 2는 최고 레벨에 도달하기 이전과 이후의 일별 로그 사용량의 분포를 나타낸다. X축은 유저 별로 최고 레벨을 달성한 시점을 0일 0시0분으로 기준으로 두고 해당 시점의 이전 및 이후 2주간을 나타내며, Y축은 모든 유저에 대해 해당 날짜에 기록된 로그의 총 수를 나타낸다. 예를 들어, -1는 최고 레벨 달성 직전의 24시간을 의미하며 해당 시점에 기록된 로그가 가장 많음을 알 수 있다. 최고 레벨이 가까워짐에 따라 게임 이용이 증가하고, 그 이후로 로그의 양이 점점 감소한다.

같은 통계를 로그의 종류별로 분석해 보면 보다 흥미로운 현상이 관찰된다. 최고 레벨 이전에 성취 유형 행동은 시간에 따라 큰 변화가 없는 반면 사회적 유형의 행동은 점점 더 증가한다. 또한 최고 레벨 이후에 성취 유형의 행동은 점점 감소하지만 사회적 유형의 행동은 최고 레벨을 성취하더라도 일정량 유지되는 경향을 보인다. 관찰된 최고 레벨 전후 유형별 행동 변화를 paired t-test로 검증한 결과, 성취 유형의 변화는 차이가 보이지 않았지만 사회적 행동의 양은 통계적으로 유의미하게 증가한다(평균 차이=100.96, p<0.001). 이는 최고 레벨이 되면서 유저들이 게임 내 사회적 교류에 있어 더 활발해진다는 기존 연구[4]의 결과를 뒷받침한다.

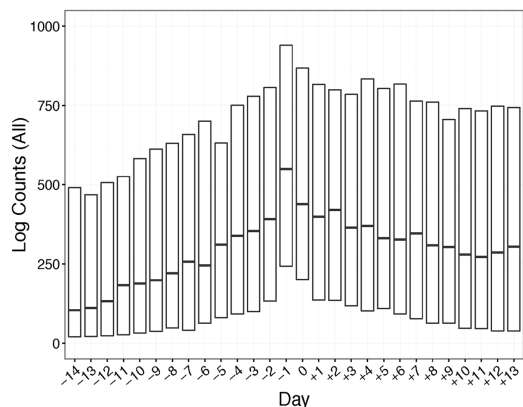


그림 2 최고 레벨 전후의 일별 행동 패턴
Fig. 2 Daily behavioral patterns before and after the max level

4.2 사회적 행동의 변화

행동 패턴의 변화 분석을 통해 최고 레벨이 됨에 따라 유저들이 사회적으로 활발해짐을 확인하였다. 그렇다면 유저들이 맺는 사회적 관계는 레벨이 증가함에 따라서 어떻게 달라지며, 그들은 어떤 유저들과 대화하고 친목 관계를 형성하는 것일까?

앞서 단순히 로그 수 변화를 측정된 것에서 더 나아가 게임 유저들의 사회적 행동을 상세히 이해하기 위해 컷속말 대화 유형에 집중한다. 컷속말 대화 유형은 일대일 형태의 대화로 송신자와 수신자를 명시적으로 알 수 있기 때문에 대화 상대 간 레벨 차이뿐만 아니라, 해당 유저의 사회적 교류 참여도 및 친 사회적인 행동에 대한 이해를 제공한다. 컷속말 대화 유형의 로그를 이용하여 최고 레벨 이전과 이후 2주 동안 유저들이 어떠한 사회적 행동을 보이는지 분석하였다.

유저 별 사회적 행동은 대화 상대의 수, 응답률, 피응답률 세 가지의 척도로 측정되었다. 첫째로 대화 상대의 수는 한 유저가 얼마나 소통 관계망에서 활발한 지를 나타낸다. 둘째로 응답률은 처음 대화하는 상대 유저에게 메시지를 받은 이후 대답해줄 확률로, 해당 유저의 호혜성을 나타낸다. 마지막으로 피응답률은 상대방에게 처음으로 보낸 메시지에 답장을 받을 확률로, 이는 해당 유저가 받는 사회적인 대우를 의미한다. 그림 3에 나타난 예시의 경우 중앙에 위치한 타겟 유저의 대화 상대의 수는 총 5명이며 응답률 및 피응답률은 각기 1/3과 1/2으로 이 유저는 피응답률이 더 높음을 알 수 있다.

그림 4는 최고 레벨 전후 적어도 한 번의 메시지를 주고받은 대화 상대 수를 나타낸다. 바(bar)는 평균값과 표준오차를 나타낸다. 분포의 형태를 가정하지 않는 비모수 기반 검정 기법인 맨 위트니 윌콕슨 테스트에 기

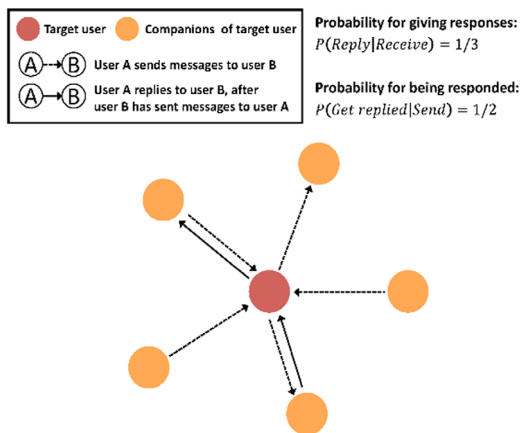


그림 3 사회적 행동 패턴 측정의 예
Fig. 3 An example of measuring social behavioral patterns

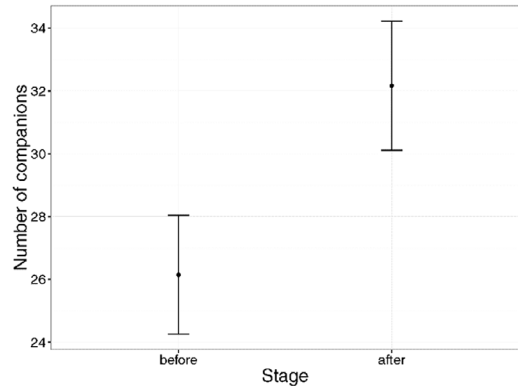


그림 4 대화 상대의 수의 변화
Fig. 4 Changes of number of companions

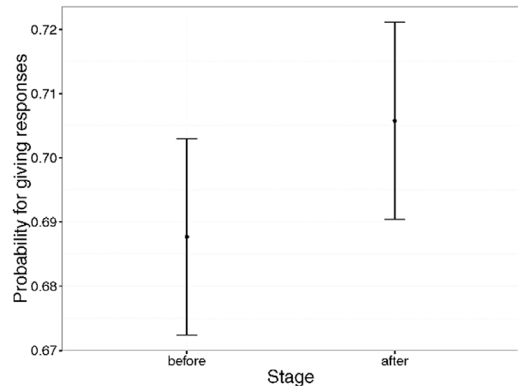


그림 5 응답률의 변화
Fig. 5 Changes of probabilities for giving responses

반하여 단계별 대화 상대의 수의 변화를 분석한 결과, 최고 레벨 이전보다 이후에 대화 상대의 수가 유의미하게 증가하는 것으로 나타났다(W=122370, p<0.001). 다시 말해 유저들은 최고 레벨을 성취하며 사회적으로 더 활발해지는 경향을 보인다.

이어서 최고 레벨 전후 대화 응답률의 변화를 측정한 결과(그림 5), 응답률 역시 최고 레벨 이후에 유의미하게 증가하는 것으로 나타난다(W=133430, p<0.05). 즉, 최고 레벨을 성취한 유저들은 처음 대화하는 상대방이 보내는 메시지에 응답할 확률이 증가한다. 이는 기존 한번 이상 교류한 적이 있는 유저를 제외하고 한번도 대화하지 않은 유저간의 대화들로부터 얻은 결과이기 때문에, 유저의 사회적 태도의 변화로 해석할 수 있다.

마지막으로 최고 레벨 전후 피응답률의 변화를 검증하였을 때(그림 6), 피응답률도 통계적으로 유의미하게 증가하는 경향을 보인다(W=133330, p<0.05). 한번도 대화한 적이 없는 다른 유저에게 메시지를 보냈을 때 최고

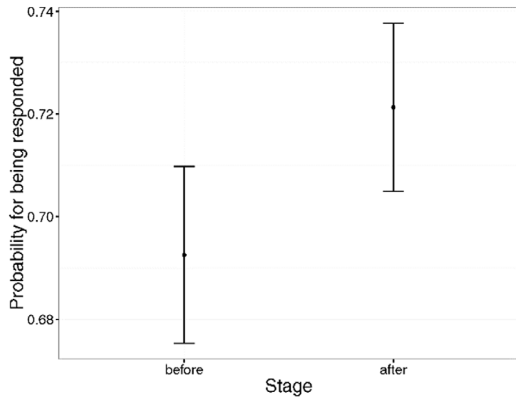


그림 6 피응답률의 변화

Fig. 6 Changes of probabilities for receiving responses

레벨 이후에 답장 받을 확률이 증가함을 보여주며 이는 최고 레벨 유저들이 사회적 교류 관계에서 더 나은 대우를 받게 됨을 암시한다.

4.3 요약

앞서 최고 레벨을 성취하면서 유저들의 행동 패턴이 어떻게 변하는 지 분석하였다. 성취에 관련된 행동의 변화는 크지 않지만, 유저들은 최고 레벨이 되면 사회적으로 더 활발해지는 경향을 보인다. 또한, 최고 레벨이 되면서 사회적으로 친절해지고, 더 나은 대우를 받게 되며 이는 레벨이 게임 세상에서 사회적 지위 역할을 하고 있음을 암시한다.

5. 최고 레벨 유저의 이탈 예측

전체 유저들 중 극소수만이 최고 레벨에 도달하는 만큼 그들이 이탈하지 않도록 하는 것이 중요하다. 따라서 어떤 유저들이 최고 레벨에 도달한 이후 게임을 그만두는지 이해하기 위해, 개별 유저가 최고 레벨에 도달하기 이전까지 보이는 행동 특징을 이용하여 최고 레벨 이후 이탈 여부를 예측 분석한다.

5.1 이탈 정의

이 연구에서는 Yang 등[11]이 사용했던 방법을 참고하여 다음과 같이 유저 이탈을 정의하였다.

유저 이탈=N일 연속 활동이 없음

N값을 크게 설정하면 유저의 이탈을 정확하게 판단할 수 있지만 실제로 이탈한 유저들을 많이 포함하지 못하는 2중 오류의 위험이 있고, N값이 작으면 실제 이탈한 유저들을 많이 포함할 수 있지만 이탈하지 않은 유저를 이탈로 판단하게 되는 1중 오류의 위험이 있다. 따라서 이탈을 정의하기 위해 적절한 크기의 N을 선택해야 하며, 우리는 유저 통계에 있어 주로 사용되는 값을 기준으로 N값을 30일로 설정하여 이탈을 측정하였다. 따라

서 특정 유저가 최고 레벨 이후 30일 동안 게임에 접속하지 않았다면 이후 플레이 유무와 관계없이 이탈한 것으로 판단한다. 한달의 기간 동안 게임에 접속하지 않은 것은 한동안 흥미를 잃고 게임 이용을 중단한 것이기 때문에 이들을 실제로 게임을 이탈한 유저들과 같은 그룹으로 보는 것에 무리가 없다.

독립 변수 측정을 위한 기간을 확보하기 위해 최고 레벨에 도달한 712명의 유저들 중 로그의 시작 시간으로부터 최소 2주 이후에 최고 레벨을 달성한 697명을 대상으로 이탈 분석을 수행하였다. 최고 레벨 유저의 과반수 이상인 508명(72.88%)이 게임을 30일 이상 접속하지 않은 높은 이탈률을 보였다.

5.2 방법론 및 사용된 변수

다음으로 최고 레벨 이후에 어떤 유저가 이탈하게 되는지 이해하기 위해, 라쏘 회귀[20]를 이용하였다. 이 연구의 목적이 유저의 이탈을 높은 정확도로 예측하는 것보다 이탈하는 유저 특성의 이해에 있기 때문에, 예측 성능이 높지만 해석력이 떨어지는 기계학습 기반의 앙상블 모형이나 깊은 신경망 보다는 적합한 선택이다. 해당 데이터에서 목표 변수인 이탈 여부는 2진 형태의 변수이기 때문에 로지스틱 회귀에 L-1 정규화를 적용한 형태의 라쏘를 활용한다. 라쏘 회귀 분석은 로지스틱 회귀 모형에 L-1 정규화를 적용하여 회귀 모형의 계수 크기를 감소시키기 때문에 과적합을 예방할 뿐 아니라 의미 없는 독립변수를 필터링하는 효과를 얻을 수 있다. 독립변수의 수가 많아지면 통계적 추론의 오류가 발생할 가능성이 높아지기 때문에 이는 라쏘 회귀의 효과적인 추론을 가능케 한다[21].

$$Y = A + S + NC + CL + RR_1 + RR_2$$

식 (1) 이탈 유저 추론 모형

Formula 1. Model for inferring churned users

4장에서 다룬 유저의 게임 내 행동 특성들 중 성취 행동 로그의 수(A), 사회적 행동 로그의 수(S), 대화 상대의 수(NC), 대화 상대의 레벨(CL), 응답률(RR₁), 피응답률(RR₂) 등을 활용하여 식 (1)과 같이 모형을 구축한다. 모든 변수는 각 유저의 최고 레벨 달성 시간을 기준으로 이전 2주간의 로그로 측정하였고, 성취 행동 로그의 수와 사회적 행동 로그의 수를 제외한 모든 변수는 깃속말 대화 유형의 로그를 이용하여 측정하였다. 모든 변수는 z-score를 이용하여 표준화하였다. 모형을 이용해 의미 없는 변수를 제거하고 이탈 유저에게서 나타나는 게임 내 행동 특성을 통계적으로 판단할 수 있다.

5.3 분석 결과

라쏘 회귀에 기반하여 이탈 여부를 예측 분석하였다.

표 1 이탈 예측 결과
Table 1 Results of churn prediction

	Estimate	SE	p-value
(Intercept)	1.012	0.087	***
<i>S</i>	-0.235	0.109	*
<i>NC</i>	-0.032	0.110	
<i>RR₂</i>	-0.172	0.094	

*:p<0.05, **:p<0.01, ***:p<0.001

라쏘는 정규화의 정도를 나타내는 람다(lambda)를 초매개변수로 가지며 변수 선택 결과는 람다 값에 영향을 받는다. 최적의 람다 값을 찾기 위해 5겹 교차 검증을 수행한다.

표 1은 이탈 예측 분석 결과를 나타낸다. 변수 선택 과정을 거쳐 사회적 행동 로그의 수(*S*), 대화 상대의 수(*NC*), 그리고 피용답률(*RR₂*) 3개의 변수가 이탈 예측을 위해 의미 있는 변수로 선택되었다. 선택된 각 변수들이 이탈과 어떤 관계를 가지는 지 이해하기 위해 맨 위트니 윌콕슨 테스트를 수행하였다. 분석 결과 이탈한 유저들과 계속해서 게임을 이용하는 유저들 간 사회적 행동 로그의 수(*S*)와 대화 상대의 수(*NC*)에 대해 유의미한 차이가 나타난다($p<0.05$). 즉, 최고 레벨 이전에 다양한 유저들과 많은 메시지를 주고받으수록 최고 레벨 이후에도 계속해서 게임을 이용하는 경향성이 나타난다. 다른 변수들이 이탈에 미치는 영향을 통제한 후 각 변수의 효과를 측정하기 위해 선택된 변수들로 로지스틱 회귀 분석을 수행하였고(표 1), 그 결과 사회적 행동 로그의 수가 여전히 통계적으로 유의미한 것으로 나타난다($p<0.05$). 즉 최고 레벨 유저들의 이탈에 관한 가설(H. 최고 레벨 이전에 사회적으로 활발한 유저일수록 덜 이탈할 것이다.)을 지지하는 결과를 발견하였다.

5.4 요약

지금까지 최고 레벨에 도달하기 이전에 어떻게 게임을 이용하고 어떤 사회적 관계를 맺는 유저들이 최고 레벨에 도달한 이후 이탈하는 지 라쏘 회귀를 이용하여 예측하였다. 분석 결과 사회적으로 활발하며 많은 사람들과 대화하는 유저들이 덜 이탈하는 것으로 나타났으며, 사회적 로그의 수는 다른 변수의 영향을 통제하였을 때도 이탈을 예측하는데 있어 유의미한 변수로 나타났다.

6. 논의 및 결론

온라인 게임에서 최고 레벨 유저들을 유지시키는 것은 시스템의 성공적 운영에 있어 중요하기에, 대부분의 게임들에서는 최고 레벨 이후의 콘텐츠를 제공하는 등 최고 레벨 유저들의 이탈을 막기 위한 시도들이 이루어지고 있다[22]. 하지만 최고 레벨 이후의 콘텐츠는 일부

유저들에 의해서만 소비되고 있어[4] 효과적으로 이탈을 예방하지 못하고 있다. 이 연구에서는 이러한 최고 레벨 유저의 이탈 현상을 관찰하며 이들의 어떤 행동 패턴이 지속적인 사용과 연관되는지 로그 데이터를 기반으로 탐구하였다. 그 결과 최고 레벨 이전에 다른 유저들과 활발하게 상호작용하는 유저들의 경우 최고 레벨 이후에도 게임을 지속적으로 이용하는 것을 확인하였다. 반면 성취 위주의 행동 패턴은 최고 레벨 도달 이후의 지속적인 이용에 영향을 끼치지 않음을 확인하였다. 이러한 특징들은 엘리트 유저의 이탈을 막는 효과적인 게임 설계에 비즈니스적 측면에서 실무적 시사점을 제공한다. 6천만건의 로그 데이터 분석을 통해 얻은 이 논문의 주요 결과와 함의는 다음과 같다.

1. 최고 레벨이 되면 사회적 유형의 행동이 증가하는 경향이 있다.
2. 최고 레벨이 되면 처음 대화하는 다른 유저로부터 메시지를 받았을 때 답장할 확률이 증가한다.
3. 최고 레벨이 되면 처음 대화하는 다른 유저에게 메시지를 보냈을 때 응답 받을 확률이 증가한다.
4. 최고 레벨 이전의 행동 패턴을 이용해 최고 레벨 이후의 이탈을 예측할 수 있다. 최고 레벨 이전에 사회적으로 활발하고 많은 사람들과 대화할수록 덜 이탈하는 경향을 보인다.

게임 유저들은 최고 레벨이 되면서 더 많은 유저들과 대화를 하고 처음 대화하는 상대에게 이전보다 더 응답도 해주며 사회적으로 개방된 경향을 보인다. 이는 최고 레벨 이후에 게임 자체가 유저에게 “사회성이 매우 강조되는 공간”[4]이 되는 것을 뒷받침하는 결과이다. 또한 최고 레벨이 되면서 다른 유저들에게 무시를 받는 경우도 점점 줄어들게 되는데, 이는 레벨이 게임 내 가상 세상에서 사회 지위 역할을 하며 레벨이 가상 세상 내에서 사회적 관계를 맺는 것에 영향을 미치고 있음을 암시하고 있다.

이러한 사회적 요소들은 유저들이 게임을 계속해서 이용하는 데에도 관련이 있는 것으로 나타난다. 최고 레벨 이전에 사회적으로 활발하고 더 많은 사람들과 대화한 사람일수록 이탈하지 않고 게임을 지속적으로 이용한다. 즉 사회적 상호작용 동기를 가지고 이용하는 유저들은 최고 레벨을 성취하더라도 다른 유저들과 사회적 관계를 맺고 대화하며 계속하여 게임을 즐기게 됨을 암시한다.

위의 발견들은 유저가 최고 레벨 도달 이전부터 성취에만 집중하지 않고 적정 수준의 사회적 관계를 맺고 게임을 이용한다면 최고 레벨을 성취한 이후에도 게임을 지속해 이용하는데 영향을 미칠 수 있음을 암시한다. 하지만 위 결과들은 행동 로그에 기반한 관측 연구를

통해 도출된 것으로 변수들 간의 상관 관계를 설명하며 인과 관계를 말할 수는 없다. 다시 말해 최고 레벨을 달성하고 나서 이탈하지 않는 유저들이 원래 사회적으로 활발한 것인지, 아니면 사회적으로 활발했기에 그 영향을 받아 지속적으로 게임을 이용하게 되었는지는 알 수 없다.

이 연구는 하나의 게임만을 대상으로 연구가 진행되었기에 결과를 조심스럽게 해석해야 한다. 게임 유저들의 성별[5,19,23], 국가[7], 게임 특성[24] 등에 따라 이용 동기와 사용 패턴 등이 달라질 수 있기 때문에 대만 유저들이 주로 이용하는 Fairyland Online을 대상으로 한 이 연구의 결과를 일반화하기 어렵다. 추후 여러 게임의 최고 레벨 유저들을 대상으로 한 통제 실험을 통해 인과 관계를 검증한다면, 게임의 전반적인 시나리오 개발을 통해 유저가 성취감을 느낄 뿐만 아니라 전반적인 사회적 관계에서도 즐거움을 찾도록 유도하여 그 결과 최고 레벨 유저들이 지속적으로 게임을 이용하는 유저 생태계를 만들 수 있을 것으로 기대한다.

또한, 미래 연구에서 최고 레벨 유저들의 이탈 예측 모형을 구축할 수 있을 것이다. 이 연구의 목적은 최고 레벨에 도달한 이후 이탈하는 유저들의 특징을 이해하기 위한 통계학 기반의 추론 분석 연구로 의미 있는 변수들을 통계학적 유의미성에 기반하여 파악하며, 다양한 모형들의 성능을 비교하는 기계학습을 이용한 인공지능적 방법과 구분된다. 미래 연구에서는 베이지안 네트워크, 앙상블 모형, 깊은 신경망 모형 등의 기계학습 기반 방법을 이용하여 실제로 온라인 게임 내의 이탈 고객을 탐지하는 모형을 구축할 수 있을 것으로 기대한다.

References

[1] Statistica (2016), "Facts and figures on the 2016 MMO market," [Online]. Available: <http://bit.ly/294bmlp>

[2] B. Kim, J. Lee, and Y.S. Kang, "A Study of a User's Continuous Usage Behavior in a Mobile Data Service Platform: The Roles of Perceived Fee and Perceived Anxiety," *Information Systems Review* 12.1 (2010): 209-227. (in Korean)

[3] H-C. Kim, S. Huh, and J-H. Choi, "Factors affecting the continuous use intention of smartphone Social Network Games: With a focus on the value model," *Journal of Korea Game Society* 12.3 (2012): 11-24.

[4] N. Ducheneaut, N. Yee, E. Nickell, R.J. Moore "Building an MMO with mass appeal a look at gameplay in world of warcraft," *Games and Culture* 1.4 (2006): 281-317.

[5] N. Yee, "Motivations for play in online games," *Cyber Psychology & behavior* 9.6 (2006): 772-775.

[6] A. Leavitt, B.C. Keegan, and J. Clark, "Ping to Win?: Non-Verbal Communication and Team Performance

in Competitive Online Multiplayer Games," *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, ACM, 2016.

[7] Y. Jin, J.W. Kim, and H.J. Lee, "User Enjoyment Elements on Mobile and Online Games: Comparative Study between China and Korea," *Journal of the Korea society of IT services* 12 (2013): 381-397. (in Korean)

[8] A. Leavitt, J. Clark, and D. Wixon, "Uses of Multiple Characters in Online Games and Their Implications for Social Network Methods," *Proc. of the Conference on Computer-Supported Cooperative Work & Social Computing*, ACM, 2016.

[9] B.A. Nardi, S. Ly, and J. Harris, "Learning conversations in World of Warcraft," *Proc. of the Hawaii International Conference on System Sciences*, IEEE, 2007.

[10] R. Bartle, "Hearts, clubs, diamonds, spades: Players who suit MUDs," *Journal of MUD research* 1.1 (1996): 19.

[11] J. Yang, X. Wei, M.S. Ackerman, and L.A. Adamic, "Activity Lifespan: An Analysis of User Survival Patterns in Online Knowledge Sharing Communities," *Proc. of the ICWSM*, AAAI, 2010.

[12] K. Park, I. Weber, M. Cha, and C. Lee, "Persistent sharing of fitness app status on twitter," *Proc. of the Conference on Computer-Supported Cooperative Work & Social Computing*, ACM, 2016.

[13] H-J. Kim, J-Y. Lim, and J-D. Sung, "Churn Management Minging Model based on Integrated Customer ID," *Proc. of the Korean Information Science Society Conference* 29.2III (2002): 58-60. (in Korean)

[14] Y-K. Han and Y-W. Koo, "Design and Implementation of Call Object Management mechanism for Customer Channel integration of Customer Relationship Management Environment," *KIISE Transactions on Computing Practices* 13.7 (2007): 520-533. (in Korean)

[15] T. Debeauvais, B. Nardi, D.J. Schiano, N. Ducheneaut, and N. Yee, "If you build it they might stay: Retention mechanisms in World of Warcraft," *Proc. of the 6th international conference on foundations of digital games*, ACM, 2011.

[16] Z. Bobora, J. Srivastava, K-W. Hsu, and D. Williams, "Churn prediction in mmorpgs using player motivation theories and an ensemble approach," *Proc. of the International Conference on Social Computing*, IEEE, 2011.

[17] K.B. Shores, Y. He, K.L. Swanenburg, R. Kraut, and J. Riedl, "The identification of deviance and its impact on retention in a multiplayer game," *Proc. of the conference on Computer supported cooperative work & social computing*, ACM, 2014.

[18] D. Williams, N. Yee, and S. Caplan, "Who plays, how much, and why? A behavioral player census of a virtual world," *Journal of Computer Mediated*

- Communication* 13.4 (2008): 993-1018.
- [19] J-K. Lou, K. Park, M. Cha, J. Park, C-L. Lei, and K-T. Chen, "Gender swapping and user behaviors in online social games," *Proc. of the international conference on World Wide Web*. ACM, 2013.
- [20] R. Tibshirani, "Regression shrinkage and selection via the lasso," *Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological)* (1996): 267-288.
- [21] Tibshirani, R., "Regression shrinkage and selection via the lasso: a retrospective," *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)* 73.3 (2011): 273-282.
- [22] N. Ducheneaut, N. Yee, E. Nickell, and R.J. Moore, "Alone together?: exploring the social dynamics of massively multiplayer online games," *Proc. of the SIGCHI conference on Human Factors in computing systems*, ACM, 2006.
- [23] M. Szell and S. Thurner, "How women organize social networks different from men," *Scientific reports* 3 (2013).
- [24] H. Jo, J. Roh, B.S. Hong, J.K. Lee, Influence of Characteristics on Continuance Intention in the Context of Mobile Social Network Game, *The Journal of Internet Electronic Commerce Research*, 15.4 (2015): 159-178. (in Korean)



박 건 우

2012년 광운대학교 컴퓨터소프트웨어학과(학사). 2014년 KAIST 웹사이언스공학전공(공학석사). 2014년~현재 KAIST 전산학부 웹사이언스대학원 박사과정. 관심분야는 소셜 컴퓨팅, 계산사회과학



차 미 영

2008년 KAIST 전산학과(공학박사). 2008년~2010년 독일 막스플랑크 연구소 박사후연구원. 2010년~현재 KAIST 문화기술대학원 부교수. 2015년~2016년 미국 페이스북 데이터사이언스팀 초빙교수. 관심분야는 소셜 컴퓨팅, 정보 전파 예측