

로그 데이터의 유형분석 및 인지심리적 특성 추출을 이용한 모바일 게이머 유형화 연구 (Mobile Gamer Categorization with Archetypal Analysis and Cognitive-Psychological Features from Log Data)

전 지 훈 [†] 윤 두 밍 [†] 양 성 일 ^{††} 김 경 중 ^{†††}
(Jihoon Jeon) (Dumim Yoon) (Seongil Yang) (Kyungjoong Kim)

요 약 데이터 분석 영역에 있어 게이머의 유형을 분류하거나 게이머의 특성을 분석하는 연구는 데이터 분석 연구자들이 많은 관심을 가지는 분야 중 하나이다. 과거부터 현재까지 게이머 유형화나 게이머 분석에 대해 많은 연구가 진행되어 왔다. 하지만, 대부분의 연구는 설문조사나 생체신호를 이용하고 있는데, 이는 많은 데이터를 얻기 힘들어 실용적이지 못한다. 또는 게임로그를 이용하더라도 단순히 통계적인 수치만을 추출하여 게이머를 유형화하고 분석하고 있어 게이머의 심리분석에 어려움이 있다. 하지만 기본적인 게임 로그로부터 게이머의 인지심리정보를 추출할 수 있다면, 게이머 분석을 보다 직관적이고 손쉽게 할 수 있다. 본 논문에서는 모바일 Role Playing Game(RPG) 게임인 크레이지 드래곤의 게임로그를 이용하여 게이머의 행동과 심리정보를 나타내는 8개의 인지심리특성을 추출하였다. 그 후, 이를 기반으로 게이머의 유형을 분류하였으며, 각 유형별 특징을 추출한 인지심리특성으로 분석하였다. 그 결과, 대부분의 게이머가 1~2가지 유형과 높은 연관성을 가지고 있는 것으로 확인되었다.

키워드: 로그 데이터, 인지심리특성, 유형화, 유형분석

Abstract The study of classifying gamer types or analyzing the characteristics of gamers is a field of interest for data analysis researchers. From the past to the present, much research has been done on gamer categorization and gamer analysis. However, most studies use surveys or bio-signals, which is not practical because it is difficult to obtain large amounts of data. Even if the game log is used, it is difficult to analyze the psychology of the gamer because the gamer is categorized and analyzed by extracting only statistical values. However, if we can extract the cognitive psychology information of the gamer from the basic game log, we can analyze the gamer more intuitively and easily. In this paper, we extracted eight cognitive psychological features representing the behavior and psychological information of the gamer using Crazy Dragon's game log, which is a mobile Role-Playing-Game (RPG). In addition, we classified gamers based upon cognitive psychological features and analyzed them using eight cognitive psychological features. As a result, most gamers were highly correlated with one or two types.

Keywords: log data, cognitive psychological features, categorization, archetype analysis

- 본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2017년도 문화기술 연구개발 지원사업으로 수행되었으며, 2017년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(2017R1A2B4002164).
- 이 논문은 2017 한국컴퓨터종합학술대회에서 '로그 데이터의 전형분석 및 인지심리적 특성 추출을 이용한 모바일 게이머 유형화 연구'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임

[†] 비 회 원 : 세종대학교 컴퓨터공학과
rh00513@gmail.com
krad@hanmir.com

^{††} 비 회 원 : ETRI 한국전자통신연구원 차세대콘텐츠연구본부 책임연구원
siyang@etri.re.kr

^{†††} 정 회 원 : 세종대학교 컴퓨터공학과 교수(Sejong Univ.)
kimkj@sejong.ac.kr
(Corresponding author)

논문접수 : 2017년 7월 28일
(Received 28 July 2017)

논문수정 : 2017년 12월 18일
(Revised 18 December 2017)

심사완료 : 2017년 12월 19일
(Accepted 19 December 2017)

Copyright©2018 한국정보과학회 : 개인 목적이거나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.
정보과학회논문지 제45권 제3호(2018. 3)

1. 서론

데이터 분석 영역에 있어 게이머의 유형을 분류하거나 게이머의 특성을 분석하는 연구는 데이터 분석 연구자들이 많은 관심을 가지는 분야 중 하나이다. 이는 학술적인 목적뿐만이 아니라 산업적으로도 매우 유용하다. 게임 회사들은 게이머의 유형과 특징에 맞는 적절한 게임 서비스를 할 수 있을 것이며, 이는 게이머들의 게임에 대한 흥미와 충성도를 높이는 결과를 낳는다. 결국 게이머의 이탈은 줄어들고, 게임 회사의 수익성은 증대될 것이다.

게임 로그분석 전문 업체인 GameAnalytics는 모바일 게임을 포함한 다양한 게임에 대한 게이머 행동 분석 툴과 서비스를 이용하여 중국인 게이머들에 대한 분석을 하였으며, 또 다른 게임 전문 분석 기업 Quantic Foundry는 220,000명 이상의 게이머를 대상으로 한 설문조사를 바탕으로 12가지의 게이머 동기의 경험적 모델을 제시하였다[1,2]. 이 결과에 따르면 게이머들은 주로 3개의 성향이 나타나는 것으로 확인되었으며 이는 외향성과 성실성, 개방성이었다[3].

이와 같이 게이머 분류를 시도하는 이유는, 다양한 성향의 게이머들을 기획자가 의도한 방향으로 이끌어 나가기 위함이다. 이를 위해 게이머에 대한 이해가 필요로 하며, 게임 내에서 게이머가 할 수 있는 제한된 일들을 상세히 분석하고 게이머들의 방향성을 파악하고자 한다. 최종적으로 방향성이 비슷한 플레이어들을 발견하고 유사한 성향의 게이머들을 함께 대응하도록 한다.

대부분의 기존 연구들은 설문조사를 이용하거나 로그 데이터를 이용하여 게이머의 행동양식을 분석하였다[4,5]. 또는, 각종 생체신호를 센서로 측정하여 게이머들을 분석하기도 하였다[6]. 하지만, 설문조사나 생체신호를 이용한 분석은 로그데이터를 이용한 추론보다 비교적 정확하지만, 많은 수의 데이터를 얻기 어렵고, 실제로 상업용 게임에 적용하는 것은 아직은 비현실적이다. 따라서 실용적인 응용을 목적으로 하는 대부분의 연구는 게임의 로그데이터에서 게이머가 어떤 행동을 했는지를 추출하고, 이를 이용해 게이머들의 유형을 분류한다. 또한, 대부분의 연구는 주로 PC 온라인 게임을 대상으로 연구가 진행되어 왔다. PC 온라인 게임은 모바일 게임에 비해 게임내 제한이 비교적 자유로워 게이머 간 상호작용 및 사교활동을 비롯한 다양한 행동을 비교적 상세하게 로그데이터로 남길 수 있었다. 하지만 모바일 게임에서 게이머의 행동은 비교적 제한되며, 모바일 기기나 네트워크의 제약 때문에 상세한 로그데이터를 남기긴 쉽지 않다.

본 논문에서는 위와 같은 문제를 해결하기 위하여, 비교적 제한된 정보인 모바일 게임의 로그데이터를 이용하여 특정 게임에만 사용 가능한 두 가지 인지심리속성과 다른 모바일 게임에도 적용이 가능한 일반화된 여섯 가지 인지심리속성을 추출하여 게이머를 유형화 하였다. 이를 통하여, 게임 기업들은 제한된 모바일 로그데이터를 이용하여 인지심리기반 하에 게이머를 유형화할 수 있으며, 각 유형의 특징 및 특성 등을 추론할 수 있다. 게이머의 유형과 특성에 맞는 게임 서비스를 제공할 수 있다.

2. 인지심리기반 게이머 모델링

게이머 개인으로부터 추출할 수 있는 다양한 데이터가 있다. 게이머가 실제 수행한 행동, 이를 기록한 게임 로그, 게이머의 행동의 근거가 되는 게이머의 플레이스타일, 전략, 행동양식, 그리고 그 뒤편에 있는 인지심리 요소들이 있다. 이들 사이의 관계는 그림 1과 같다. 게이머의 모든 행동의 기저에는 인지심리적인 요소가 숨어있다. 이것이 실제 게임의 문맥에서 플레이스타일, 전략 또는 행동양식으로 발현된다. 그러나 우리는 보통 이것을 직접 관측할 수 없으며, 관찰 가능한 게이머의 행동 또는 게임 로그로부터 추론해야 한다. 게임로그는 게이머의 행동을 기록한 데이터로서 보통 게이머를 분석하기 위한 기본 자료로 사용된다. 게이머의 행동을 가능한 구체적으로 자세히 기록하는 것이 향후 분석에 도움이 될 가능성이 높지만, 다양한 이유 때문에 구체적으로 기록하는 과정에서 정보의 손실이 일어날 수 있다. 인지심리요소로부터 게이머의 행동과 게임로그에 이르기까지 각 단계를 내려갈수록 데이터는 구체적으로 변한다. 단순한 인지심리 요소에서 시작하더라도, 구체화되면서 다양한 양상으로 발현될 수 있다. 반대 방향으로로는 구체적인 정보가 보다 추상적인 정보로 추상화가 이뤄진다.

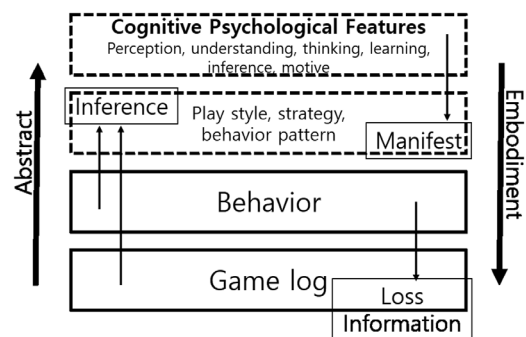


그림 1 인지심리요소와 게임로그의 관계
Fig. 1 The relationship between cognitive psychological factors and the game log

추상화 과정에서 구체적인 정보는 사라지지만, 게이머의 행동 기저에 깔려있는 숨겨진 인지심리요소를 찾아낼 수 있다면, 게이머의 미래행동을 예측하는데 도움이 될 가능성이 높다. 이런 관점에서 게이머를 분석하기 위해 인지심리 요소를 사용할 경우 크게 세가지 장점을 얻을 수 있다.

첫째, 더욱 단순하며, 성능이 높은 모델을 설계할 수 있는 가능성이 높아진다. 실제 관찰 가능한 행동 중 많은 것은 드러난 성분은 실제로는 인지심리적인 요소로부터 발현한 것이기 때문에, 인지심리 요소는 일종의 잠재변수(Latent Variables)로 볼 수 있다. 잠재변수는 실제 존재하지만 관찰 불가능한 성분을 나타내기도 하지만, 카테고리나, 정신 상태처럼 실제 존재하지 않은 추상적인 개념을 담기도 한다. 잠재변수를 사용할 경우 얻을 수 있는 가장 큰 장점 중 하나는 데이터의 차원을 줄일 수 있다는 점이다. 관측 가능한 서브-심볼(Sub-symbolic) 데이터들을 통합하여 그 안에 내제되어 있는 이해하기 쉬운 심볼(Symbol)데이터로 변경할 수도 있다.

두 번째 장점은 게임에 독립적인 특성을 찾을 가능성이 높다는 것이다. 기존 연구에서는 사용한 데이터 중 상당수는 특정 게임에 종속적이었다. 로그인 횟수와 접속 시간처럼 게임에 독립적인 특성도 있지만, 대부분의 행동에 관한 데이터는 특정 게임 환경과 구체적인 상호작용에 대한 것이기 때문에, 다른 게임에서 얻은 데이터에 바로 응용하기는 힘들었다. 그러나 인지심리적인 요소는 개별 플레이어의 성격, 성향, 의도, 그리고 정보처리과정 같은 추상적인 요소를 잡아내기 때문에, 여러 게임에 공통적인 속성을 찾아낼 가능성이 높으며, 심지어 게임 이외의 다른 분야에 적용 가능한 공통적인 심리특성을 찾아낼 가능성도 있다. 한 게임에서 많은 양의 게임 로그 데이터를 수집하는 것은 매우 어려운 작업이기 때문에, 다양한 게임의 데이터를 설명할 수 있는 일반적인 모델을 만드는 것은 학술적인 목적 외에 산업적으로도 매우 유용하다.

마지막으로 인지심리적인 요소를 이용하면 보다 고차원적인 의사결정과정을 모델링 할 수 있는 장점이 있다. 현재 연구의 주류가 게이머의 이탈/구매 예측하는 것인데, 이러한 이유는 이 두 가지가 연구가 직접적인 실용성을 가지고 있다는 것이다. 그러나 연구의 궁극적인 목적은 이탈/구매 예측이 아니라, 게이머들의 흥미와 재미를 극대화 시키는 것에 있다. 단순한 이탈/구매 예측은 자칫 잘못하면 게이머가 이탈하는 것을 막기에는 너무 늦을 수 있지만, 게이머들이 게임에서 현재 어떤 경험을 하고 어떻게 느끼는지 정교하게 모델링 하고, 그 반응을 예측할 수 있다면, 보다 빠르고 능동적으로 게이머의 요구에 대응할 수 있을 가능성이 높다.

3. 기본 게임 로그 분석

3.1 Data

본 연구에서는 모바일 RPG 게임 중 하나인 크레이지드래곤의 로그를 기반으로 실험을 진행하였다. 크레이지드래곤이 서비스된 2016년 3월 21일부터 동년 7월 29일까지 총 130일간 수집된 로그 정보를 이용하였으며 이 기간 동안 총 295,107,602 개의 로그가 수집되었고 192,361 명의 게이머가 해당 게임을 플레이하였다. 전체 유저들 중 약 4.8%만이 게임 내에서 현금 결제하여 전형적인 모바일 게임의 수익 구조 및 매출의 형태를 보이고 있다.

3.2 결제 금액 별 게이머 분류

게이머를 분류하는 방법이나 기준은 그 목적이나 의도에 따라 천차만별로 달라진다. 주로 많은 게임회사들이 사용하는 기준은 수익성과 직결된 게임안에서 결제된 현금결제 금액의 양으로 게이머를 분류한다. 결제 금액을 기준으로 게이머를 분류하는 방법은 대표적으로 현재 시점을 기준으로 해당 게이머가 지금까지 결제한 총 금액의 합산을 기준으로 구분하는 방법이 있다.

본 연구에서는 "2015년 Google Play 게임 카테고리 총 결산 보고서"를 참고하여 로그를 수집한 마지막 날짜를 기준으로 유료 결제 게이머들을 고래(Whale) 게이머, 돌고래(Dolphin) 게이머, 피라미(Minnow) 게이머의 3 가지로 분류하였으며 각각 100만원 이상, 100만원 미만~10만원 이상, 10만원 미만의 금액을 기준으로 나누었다[7]. 이를 기준으로 결제를 한 게이머들을 분류할 경우 그림 2와 같이 각각 3.5%, 15%, 81.5%로 고래 유저들은 그 수가 매우 적지만, 매출에서는 큰 비중을 차지하는 것을 볼 수 있다.

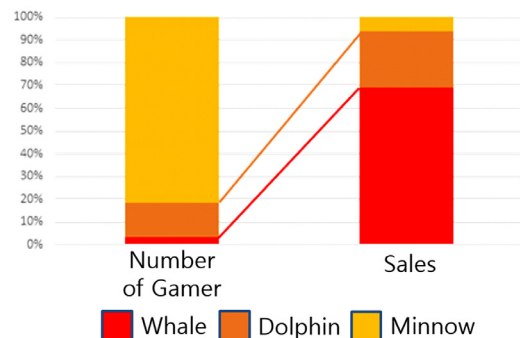


그림 2 고래/돌고래/피라미 게이머의 비율과 매출 비율
Fig. 2 Whale/Dolphin/Minnow gamer's ratio and sales ratio

4. 인지심리 기반의 분석

4.1 게이머별 특징 추출

게이머의 인지심리속성 추출을 위해 96종의 RAW로

그데이터를 사용하였다. 모바일 게임은 PC용 온라인 게임에 비해 게이머간 사교활동을 비롯한 다양한 행동이 제한되며, 모바일 기기나 네트워크의 제약 때문에 비교적 상세한 로그데이터를 남기긴 쉽지 않다. 이로 인해 기록되는 모바일 게임의 로그의 수와 종류는 PC용 온라인 게임에 비해 상대적으로 적을 수밖에 없다. 이러한 이유로, 모바일 게임의 특징에 맞는 정보를 인 게임 로그로부터 추출할 필요가 있다. 게이머의 인지심리 분석을 위해 게이머 심리와 관련 있을 것으로 고려되는 부분과 모바일 게임에서 측정하기 어려운 게이머의 활동을 측정하는 정보를 추가하여 ‘몰입’, ‘활기’, ‘성향’의 3가지로 구분하여 게이머 분류를 위한 특징을 추출하였다. ‘몰입’은 게이머가 얼마나 게임에 몰입하는지를 나타내는 요소로써 게이머가 게임에 집중할수록 활동량이 높아질 것으로 추정되어 이를 추출하기 위해 분당행동 횟수(APM)를 추출하였다. ‘활기’는 게이머의 활발한 활동 정도를 나타내는 요소들로, 게이머의 활동성을 측정하기 위하여 매일 평균 접속시간(MPD)과 전체 게임 플레이 기간 동안의 로그인 비율(LR)을 추출하였다. 마지막으로, ‘성향’은 게이머의 성향을 나타내는 요소로써, 현대 심리학에서 널리 인정받고 있는 성격이론 중 하나인 BIG5모델의 다섯가지 요소 중 게이머에게서 주로 나타나는 3가지 요소인 외향성, 성실성, 개방성에 해당하는 특성을 추출하였다[3,8]. 기존의 BIG5모델은 주로 설문조사를 통하여 사람의 성격을 모델링하고 있기 때문에, 모바일 게임로그로부터 게이머에 맞는 요소들을 추정하여 추출해야만 했다. 성실성을 나타내는 속성으로 게이머가 지금까지 플레이하면서 나타난 평균 부가 임무 완료 횟수(MCPD)를 추출하였고, 외향성으로 싱글 게임 비율(INT), 경쟁 게임의 비율(COM)을 추출하였다. 또한, 개방성으로 주요 캐릭터 투자 비율(AF)을 추

출하였다. 추가적으로 앱 결제와 관련된 구매 횟수(PAY)를 포함시켰다. 게이머 분석을 위해 사용된 8개의 특징 중 2개의 특징(MCPD, AF)은 게임에 특화된 특징이고 나머지 6개의 특징들은 다른 게임에서도 적용 가능한 일반화된 특징들이다(표 1). 이와 같이 추출된 속성들은 대부분 100분위 값으로 나타나거나 두드러지는 수치가 없어 따로 정규화 과정을 거치지 않고 실험이 진행되었다. 대리서명 방식은 원서명자가 자신의 부재중에 자신을 대신해서 서명을 할 수 있는 대리 서명자를 지정하여 대신 서명하도록 하는 서명 방식으로 기업의 대표가 과도한 업무나 또는 출장 등과 같은 이유로 제한된 기간 내에 반드시 서명을 해야하는 계약서나 문서에 서명을 못하게될 상황에 대한 해결책으로 유용하게 활용되고 있다. 대리서명 방식은 1996년 M. Mambo, K. Usuda와 E. Okamoto[1]에 의해서 처음 소개되었고, 그 후 많은 사람들에게 의해서 연구되었다[2-7].

4.2 유형(archytype) 분류

본 연구에서는 게이머 분류에 유형 분석(Archetypal Analysis) 알고리즘을 사용하였다[9]. 일반적으로 분류에는 케이-평균(K-means)와 같은 군집화 기법이 주로 사용되나 본 연구에서는 게이머 유형 분류를 목적으로 가상의 게이머 전형을 생성하고 이를 통해 분류하기로 하였다. 본 연구에서는 해당 게임에서 각 게이머들이 본인의 성향에 따라 어떠한 유형을 띠고 있을 것으로 고려하고 있으나 게임로그가 수집되는 장기간(본 로그에서는 130일)에 걸쳐 단 하나의 유형만을 지속적으로 유지하고 있을 거라고 추정하지는 않았다. 그러한 이유로 케이-평균 같은 단 하나의 유형으로 군집화되는 기법은 적합하지 않다고 보았다. 게이머들의 극단적인 유형들을 각각의 유형으로 가정하고 이에 대한 포함 정도를 통해 게이머를 분류하는 유형 분석이 본 연구에 더 적합한

표 1 게이머 인지심리속성 추출
Table 1 Extract gamer's cognitive psychological features

factor	feature	explain	method
unique number	ID	gamer's unique number	-
engagement	APM	the number of actions per minute	total action count / total gameplay time(minute)
activity	MPD	daily average play time (minute)	total play time(minute) / total game play day
	LR	log-in rate	total gameplay day / (last gameplay day - first gameplay day)
personality	MCPD	daily average completing sub-mission (Conscientiousness)	total complete sub-mission count / total gameplay day
	INT	single game ratio (Extraversion)	total single play count / total fight count (PK, guild war, single, etc..)
	COM	competitive game ratio (Extraversion)	total multi-play count / total fight count (PK, guild war, single, etc..)
	AF	main character investment ratio (Openness)	total main character log / total character log
payment	PAY	the number of purchases	total purchase in-app payment count

기법이라고 판단하였다. 유형 분석은 다른 군집화 방법과 유사하게 비교사 학습방법(unsupervised-learning)이기는 하나 일반적인 군집화 알고리즘은 군집화된 그룹의 유형이 군집의 중심에 위치하는 반면에 유형 분석은 전체 군집의 극단에 위치한다는 점을 가장 큰 차이점으로 볼 수 있다. 이는 다른 군집화 방법에서 경험하기 쉬운 회전 모호성(Rotational Ambiguity)을 자주 접하지 않으며 분류된 각각의 유형은 각 전형의 극단적인 특징을 나타낸다. 이를 통해 게이머들은 각 전형들의 포함도로 정의되며, 이는 비교적 게이머를 이해하고 분석하기 쉽게 만들어준다.

4.3 유형분석을 이용한 유형화

본 연구에서 게이머들의 유형을 분석하기 위해 상술한 특징 중 게이머를 구분하기 위해 사용되는 'ID'값을 제외하고 8개의 속성을 이용하였다. 8개의 속성은 게이머의 행동 및 성향과 관련있는 요소로써 이를 활용하여 게이머를 분류 하면 그 유형의 특징 또한 분석 가능할 것으로 예상되었으며, 이를 위해 유형 분석을 사용하였다.

유형 분석은 기본적으로 군집을 위해 사용하는 방법이 아니기 때문에 이를 활용하여 각각의 유형을 만들고 그 이후 가장 가까운 유형으로 군집화 하는 접근법을 사용한다. K-means 방법과 같은 경우 알고리즘을 통해 바로 군집화 되어 데이터들이 분류되지만, 유형 분석은 유형들을 찾아낸 뒤에 모든 유형에 대해 유사도를 구하기 때문에 Soft-Clustering으로 볼 수 있다[1]. (K-means 방법 또한 소프트 클러스터링이 가능하기는 하나 본 연구에서는 제외하였다). 따라서 본 연구에서 게이머를 분류하기 위해서는 한 게이머당 하나의 유형으로 할당할 필요성이 있었기 때문에 기본적으로 사용되는 방법인 유형 생성 후 가장 높은 관계성을 갖고 있는 유형으로 군집화 하는 과정을 거쳤다. 다만 이렇게 되면 유형 분석의 장점인 Soft-Clustering의 의미가 퇴색되는 경우가 많기 때문에 이를 비교/보완하기 위한 시각화 또한 같이 진행하였다.

군집화에 있어서 공통적인 주요 문제 중 하나는 군집화의 개수를 정하는 것이다. 비교사 학습 중 하나인 군집화는 몇 개의 군집으로 군집화할 것인지, 그 군집의 개수에 따라 결과가 매우 달라질 수 있기 때문에 민감한 주제이다. 여기서는 군집의 개수를 선택하는데 주로 사용되는 방법 중 하나인 Elbow-method[10]을 사용하였다. 이 방법을 사용했을 때, 적절한 유형(클러스터)의 개수를 계산하기 위한 요소로 유형 분석에서 주로 사용되는 잔여 제곱합(Residual Sum of Squares) 값(식 (1))의 비율과 유형별 게이머 수를 표준편차 값을 이용하여 Elbow-method를 수행하였다.

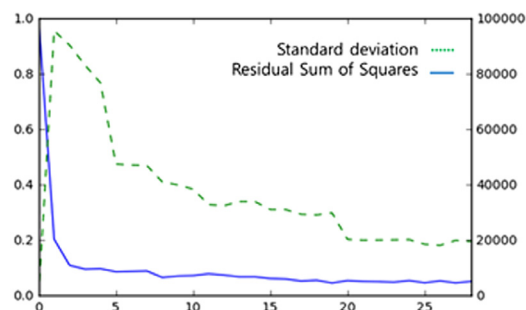


그림 3 유형의 개수를 1부터 30까지 변경했을 때 나타나는 잔여 제곱합 값(실선)과 표준편차 값(점선)의 그래프
Fig. 3 Graph of residual sum of squares (solid line) and standard deviation value (dotted line) when the number of types is changed from 1 to 30

$$RSS(hratio) = \frac{RSS(i)}{RSS(1)}, \quad (1)$$

$$RSS(i) = \|X - XCS\|$$

그림 3에서 보여지다시피 최적의 군집(유형) 개수를 알아내기 위해서 1부터 30까지의 유형 개수를 기준으로 잔여 제곱합의 비율로 유형 분석을 수행하였다. 그 결과 0일 때(유형이 1개) 가장 높은 값인 1.0이 나오고 그 이후로 급격히 감소하는 형태의 그래프가 나타나는데, 이를 기준으로 Elbow 를 계산하면 그 값이 2인 것을 알 수 있다(유형이 3개일 때 잘 분류된 것으로 추정). 그러나 표 2에서 보다시피 이 경우 게이머들의 유형 별 분포를 확인해보면 두 번째 유형에 99.84%의 게이머들이 분류된 것을 볼 수 있다. 이는 본 연구에서 사용된 유형 분석 알고리즘의 특징에 의한 것으로, 게이머들은 각 유형에 대한 포함도로 정의되기 때문에, 부득이하게 하나의 유형으로 분류한다면, 가장 많이 포함되고 있는 유형으로 나타낼 수 밖에 없다. 그러한 결과 대부분의 게이머들은 유형2의 특징을 많이 보이고 있다고 나타나고 있다. 물론 게이머의 비율이 하나의 유형에 극단적으로 치우친 형태가 잘못되었다고 판단할 수는 없고, 해당 유형이 군집으로써 가장 적합한 결과일 수 있다. 그러나 본 연구의 목적인 게이머들의 유형을 분류 및 분석하는데 있어 상대적으로 더 많은 유형이 게이머 유형을 이해하는데 더 도움이 될 수 있다고 판단하였다. 따라서 이를 직접 비교하기 위해 다른 수치를 추가하여 또 다른 군집들을 만들어서 비교하고자 하였다. 추가로 입력한 수치는 분류된 게이머들 수의 표준편차 값으로 게이머들이 적당한 비율로 분산되면서 제곱합의 값이 낮은 위치를 찾아내고자 하였다. 그 결과 새로 계산된 값은 5로 유형을 6개로 분류할 때 잘 분류된 것으로 추정되었으며, 이 경우 표 2와 같이 게이머들을 3개의 유형으로 분류하였을 때와 비교하여 조금 더 안정적인 분포를

표 2 3개유형과 6개유형의 게이머 분포

Table 2 Three class and six class of gamers distribution

class	item	type1	type2	type3	type4	type 5	type6
3	person	11	192,054	296	-	-	-
	ratio	0.01	99.8	0.15	-	-	-
6	person	3	115	7	124	121,287	70,825
	ratio	0.00	0.06	0.00	0.06	63.05	36.83

가지고 있다. 이러한 결과를 바탕으로 최적의 군집화 개수는 3개와 6개로 가정을 하며, 각 유형의 개수가 3개, 6개일 때 실험을 진행한다.

5. 게이머 유형에 대한 인지심리적 분석

게이머의 행동을 기록한 게임 로그를 얻을 수 있다면, 이를 통해 게이머의 행동을 알 수 있고, 게이머들을 분석할 수 있다. 이러한 경우 유형 분석을 사용할 수 있는데, 비록 극단적인 형태이기는 하지만 게이머들의 유형을 만들 수 있기 때문이다. 유형 분석을 통해 획득된 유형들은 그 모델이 된 게이머들의 대표적인 행동 패턴을 나타내기 때문에 상대적으로 명확하게 분석과 이해가 용이하며, 게이머들은 각 유형들과의 사이에 연관성을 가지고 분포하고 있기 때문에 게이머들의 유형 사이의 위치를 통해 간접적으로 분석할 수 있게 된다.

5.1 3개 타입으로의 분류

유형 분석을 통해 게이머의 유형을 3개로 분류한 상태 하에 여러 가지 측면에서 관측을 할 수 있다. 먼저 고려할 수 있는 것은 게이머가 플레이 하면서 결제한 금액의 총량이 유형과 관계성을 보는 것이다. 표 3은 각 유형별 게이머의 분포를 보여주고 있는데, 해당 표에서는 한 게이머를 하나의 유형에만 종속시켰기 때문에 올바른 이해를 위해서는 표 3과 함께 그림 4를 참고해야 한다. 표 3에서 유형 1은 고래 게이머만을 포함하고 있고, 유형 2는 전체적으로 모든 게이머들을 포괄적으로 포함하고 있다. 특히 무과금 게이머가 거의 모두 포함되어 있는 것을 볼 수 있다. 마지막으로 유형 3은 그나마 유료 결제 게이머들이 무과금 게이머보다 상대적으로 많은 양을 포함하고 있다는 것을 알 수 있다. 다음으로 표 3과 그림 4를 함께 보면 좀 더 정확한 분석이 가능한데 이를 통해 유형 분석에서 하나의 데이터를 단 하나의 군집만으로 분류하는 것이 항상 옳은 방법은 아니라는 것을 알 수 있다. 그림 4를 보면 각 유형의 성격을 유추할 수 있는데, 결제를 한 금액이 낮은 게이머에서 높은 게이머들로 갈수록 타입0에 가까워지는 것을 볼 수 있고 이와 동시에 대부분의 게이머들이 타입1에 모여 있으면서 일부 게이머들이 타입2에 가까워지는 것을 볼 수 있다.

더 상세한 분석을 위해서 유형별 특징(표 4)을 가지

표 3 3개 유형의 결제 금액 기준 게이머 분포

Table 3 Gamer distribution based on three types of payments

type	whale	dolphin	minnow	No charge
1	11(3%)	-	-	-
2	270 (82%)	1,284 (92%)	7,454 (98%)	183,046 (100%)
3	47(15%)	111(8%)	119(2%)	19(0%)

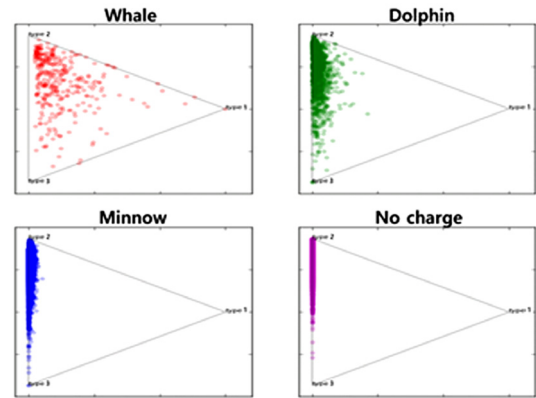


그림 4 3개유형과 게이머들의 연관성 그래프

Fig. 4 Graph of the association of gamers with three types

고 분석을 하였다. 단, 유형분석 알고리즘의 특성상 각각의 유형은 게이머들의 극단적인 특성을 3가지 가상의 유형으로 나타내며, 이러한 3가지 가상의 유형을 분석하는 것이기 때문에 해당유형에 게이머가 하나의 유형으로 할당되더라도 그러한 특징을 보이지 않을 수 있다. 보다 정밀한 분석을 위해선 각각의 게이머의 3가지 유형의 포함 정도를 통해 보다 복합적으로 분석해야 하지만, 많은 게이머들은 각각 포함정도가 다르기 때문에 개별적인 분석이 어렵다. 따라서, 3가지 극단적인 특징만을 분석한다. 먼저 고래 게이머만 가 가장 많이 포함되어있는 첫 번째 유형의 경우 다른 유형과 비교해 INT, COM, PAY 수치가 높는데 이것은 첫 번째 유형이 반복되는 싱글플레이를 통해 능력치를 키워 상대방과의 대전에 집중하며 결제를 통해 그 효율을 극대화시키는 게이머의 유형이라는 것을 알 수 있다. 두 번째 유형은 이와는 반대로 결제를 하지 않으며 게임에서는 짧은 시간 동안만 머무르는 로그인/로그아웃형 게이머의 유형이라고 볼 수 있다. 마지막 유형은 적은 비용만을 사용하면서 그로 인해 나타나는 격차를 활발한 활동을 통해 극복하는 게이머의 유형이라고 볼 수 있다(표 5). 유형 분석에서 주의할 점은 해당 유형으로 분류된 게이머는 그 유형과 동일한 특성을 지닌다는 것이 아니라 그와 가장 유사하다는 것을 의미한다는 것이다. 해당 유형이 존재한다고 해서 항상 그와 같은 게이머가 존재하는 것은 아니다.

표 4 3개 유형의 인지심리속성

Table 4 Cognitive psychological features of the three types

type	APM	MPD	LR	MCPD	INT	COM	AF	PAY
1	2.00	14%	100%	71.6	90%	96%	44%	218
2	1.83	0%	90%	0.32	0%	0%	25%	0.00
3	4.26	17%	100%	193	66%	81%	53%	7.73
평균	1.97	1%	89%	10.5	4%	4%	36%	0.19

표 5 3개 유형의 인지심리 분석

Table 5 Cognitive psychological analysis of the three types

type	Cognitive psychological analysis
1	This type is very competitive and invests a lot of money to get ahead of others.
2	This type does not have much interest in games
3	This type mainly fosters the main character and plays the game intensively. Also, they will try to go ahead of others by using as much effort as possible while using less money.

5.2 6개 타입으로의 분류

다음으로 6개의 유형에 대해서도 4.1과 동일하게 분석을 수행하였다. 3개의 유형 분석과 비교해 보았을 때, 여전히 결제 횟수가 주요한 분류 기준을 차지하듯 고래 게이머만으로 이루어진 유형이 있었고, 상대적으로 완화된 했지만 여전히 많은 무과금 게이머들이 적은 수의 유형에 모여 있다는 것을 알 수 있었다(표 6). 문제점 중 하나로 유형이 6개로 늘어나면서 시각화에 어려움이 생겼는데, 유형 분석에서의 연관성은 단일 유형을 대상으로 수치화되기 때문에 제대로 시각화를 하려면 (전체 유형의 개수-1) 차원으로 시각화를 해야 한다(3개의 유형은 2차원, 4개의 유형은 3차원 공간에 시각화 가능하다). 그러나 일반적으로 3차원 이상의 시각화는 만들기 어렵기 때문에 본 연구에서는 그림 5와 같이 다른 방법을 통해 2차원에 시각화 하였는데, 이로 인해 3개의 유형에서의 시각화와는 달리 2차원으로 투영되어 나타난 게이머의 위치가 각 유형과의 연관성을 직접적으로 보여주는 것은 아니라는 것에 유념해야 한다. 다만 이를 통해 알 수 있는 것은 투영된 게이머들의 분포 형

표 6 6개 유형의 결제 금액 기준 게이머 분포

Table 6 Gamer distribution based on six types of payments

type	Whale	Dolphin	Minnow	No charge
1	3	1%	-	-
2	-	-	2	0%
3	7	2%	-	-
4	33	10%	67	5%
5	156	48%	697	50%
6	129	39%	629	45%

태가 된다. 각 유형별 특징과 이를 바탕으로 한 인지심리 분석결과는 표 7과 표 8에서 보이고 있다.

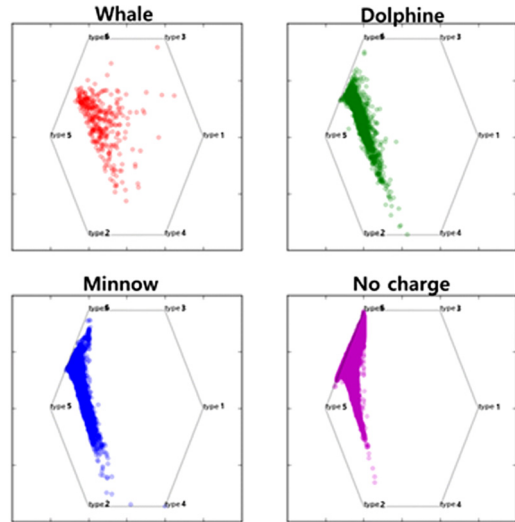


그림 5 6개 유형과 게이머들의 연관성 그래프

Fig. 5 Graph of the association of gamers with six types

표 7 6개 유형의 인지심리속성

Table 7 Cognitive psychological features of the six types

type	APM	MPD	LR	MCPD	INT	COM	AF	PAY
1	4.33	6%	95%	63.9	88%	107%	71%	202
2	4.49	15%	109%	174	51%	82%	53%	6.3
3	2.20	15%	110%	78.4	99%	105%	48%	239
4	2.59	21%	110%	242	86%	104%	60%	9.9
5	0.37	0%	61%	0.00	0%	0%	0%	0.0
6	3.74	0%	109%	0.91	0%	0%	43%	0.0
AV	1.97	1%	89%	10.5	4%	4%	36%	0.2

표 8 6개 유형의 인지심리 분석

Table 8 Cognitive psychological analysis of the six types

type	Cognitive psychological analysis
1	This type does not play games frequently, but when they play games, they concentrate. Also, they are very competitive and invest a lot of money in games.
2	This type does not access the game often, but plays the game enthusiastically and enjoys a variety of contents.
3	This type is very competitive and invests a lot of money to get ahead of others.
4	This type does not play the game enthusiastically, but often access to the game. Also, they will try to go ahead of others by using as much effort as possible while using less money.
5	This type does not have much interest in games
6	This type played the game, but they do not feel interesting in the game.

6. 결 론

본 연구에서는 모바일 게임 로그로부터 2개의 게임에 특화된 인지심리속성과 6개의 일반화된 인지심리 속성을 추출하고 게이머의 유형을 분류하였다. 또한, 분류된 유형들과 유료 결제 총량에 따른 분류와의 관계성을 보였다. 이에 더 나아가, 8개 인지심리속성의 수치로 나타나고 있는 유형별 특징을 분석하여 각 유형별 인지심리 분석을 진행하였다. 이러한 실험을 진행한 결과, 게이머들은 여러가지 유형으로 분류될 수 있고, 각 유형은 자신만의 독특한 특성을 보이고 있었다. 또한, 대부분의 게이머가 1~2가지 유형과 높은 연관성을 가지고 있는 것으로 확인되었다.

References

- [1] THIS IS GAME. (2016. March 29). game tell your personality [Online]. Available: <http://m.post.naver.com/viewer/postView.nhn?volumeNo=3904593&memberNo=24985926>
- [2] N. Yee. (2016. April 7). Our Gaming Motivation Data Distilled into a 20-Minute Talk [Online]. Available: <http://quanticfoundry.com/2016/04/07/gdc-talk/>
- [3] O. P. John, L. P. Naumann and C. J. Soto. handbook of personality, 3rd Ed., pp. 114-158. Guilford Press, New York, 2008.
- [4] A. K. Przybylski, C. S. Rigby and R. M. Ryan, "A motivational model of video game engagement," *Review of General Psychology*, Vol. 14, No. 2, pp. 154-166, 2010.
- [5] A. Drachen, C. Thureau, R. Sifa and C. Bauckhage, "A comparison of methods for player clustering via behavioral telemetry," *arXiv preprint arXiv:1407.3950*, 2014.
- [6] A. Clerico, C. Chamberland, M. Parent, P.-E. Michon, S. Tremblay, T. H. Falk, J.-C. Gagnon and P. Jackson, "Biometrics and Classifier Fusion to Predict the Fun-Factor in Video Gaming," *Computational Intelligence and Games (CIG)*, pp. 1-8, 2016.
- [7] J. Jayoung. (2016. February 18). 2015 Google Play Games category finalized report [Online]. Available: http://blog.igaworks.com/2015googleplay_datareport/
- [8] McCrae RR, Costa PT Jr, "Personality trait structure as a human universal," *American Psychologist*, Vol. 52, No. 5, pp. 509-516, 1997.
- [9] A. Cutler and L. Breiman, "Archetypal Analysis," *Technometrics*, Vol. 36, No. 4, pp. 338-347, 1994.
- [10] R. L. Thorndike, "Who belongs in the family?," *Psychometrika*, Vol. 18, No. 4, pp. 267-276, 1953.



전 지 훈

2016년 세종대학교 컴퓨터공학과 졸업(학사). 2016년~현재 세종대학교 컴퓨터공학과 석사과정. 관심분야는 인공지능, 기계학습, 데이터분석



윤 두 민

2010년 세종대학교 컴퓨터공학과 졸업(학사). 2012년 세종대학교 컴퓨터공학과 졸업(석사). 2013년~현재 세종대학교 컴퓨터공학부 박사과정. 관심분야는 인공지능



양 성 일

1998년 연세대학교 컴퓨터과학과(박사수료). 1998년~2000년 아시아나항공 SW 연구소 주임연구원. 2000년~현재 한국전자통신연구원 책임연구원. 관심분야는 기계학습, 게임 인공지능, 자연어처리 등



김 경 중

2007 연세대학교 컴퓨터과학과 졸업(박사). 2007년~2009년 코넬대학교 박사후연구원. 2009년~현재 세종대학교 컴퓨터공학과 부교수. 관심분야는 진화연산, 로봇 지능, 게임 지능, 3차원 프린터