

게임 중독과 디지털 중독 예방을 위한 게이미피케이션 개발 요소 제언

박성진, 김상균
강원대학교 산업공학전공
{say121290, saviour}@kangwon.ac.kr

A Proposal of Gamification Design Elements to prevent Game and Digital Addiction

Sungjin Park, Sangkyun Kim
Dept. of Industrial Engineering, Kangwon National University

요 약

본 연구의 목적은 게임 중독을 개선하기 위한 게이미피케이션 개발 방법 방향 제언이다. 연구 진행을 위해 782개의 게이미피케이션 사례를 수집했다. 게이미피케이션 개발에 필요한 요소를 분석하기 위해 4F 프로세스를 기반으로 게임 메커닉스와 재미 경험을 분석했다. 분석한 사례를 기반으로 개발 요소 패턴을 분석하기 위해 아프리오리 알고리즘을 적용했다. 연구결과, 게임 메커닉스는 63개의 연관규칙이 발견됐다. 재미 경험은 37개의 연관규칙이 발견됐다. 본 연구 결과를 바탕으로 게임 중독 개선을 위한 게이미피케이션 개발 방향에 대해 제언한다.

ABSTRACT

The purpose of this study is to suggest ways to design gamification to improve the game and digital addiction. For the study, 782 of gamification cases were collected and game mechanics and fun experience were analyzed by 4F process which is to design the effective gamification. To find the specific pattern, apriori algorithm, which is to find associated rules in transaction is applied to the 782 cases. According to the results, 63 of game mechanics associated rules are found. In the fun experience, 37 of associated rules are found. Based on the result, this study suggest the direction of gamification design for game and digital addiction improvement.

Keywords : Game Addiction(게임중독), Digital Addiction(디지털중독), Game Mechanics(게임 메커닉스), PLEX Fun Experience(플렉스 재미 경험), Gamification(게이미피케이션)

Received: Sep. 19. 2018

Revised: Nov. 13. 2018

Accepted: Jan. 24. 2019

Corresponding Author: Sangkyun Kim(Kangwon National University)

E-mail: saviour@kangwon.ac.kr

※ 본 논문은 2018년 게임문화포럼 운영 사업의 일환으로 2018년 추계 한국게임학회·한국인상게임학회·공동 학술발표대회에서 발표한 논문을 수정 보완한 논문임을 밝힙니다.

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

2017 게임백서[1]에 따르면, 2016년 10조 8천 945억으로 전년 대비 1.6% 성장했으며, 2017년은 11조 원을 돌파할 것으로 예측됐다. 뿐만 아니라, 콘텐츠 사업 분야에서 게임이 상당부분을 차지했다. 해외 시장에서도 1천 428억 1천 4백만 달러로 세계 게임 시장의 5.7%를 차지했다.

하지만, 게임 중독과 관련된 정신적, 물질적 피해 사례가 지속적으로 보고 됐고, 세계보건기구(World Health Organization)는 이를 팔시하지 않고, 게임 중독(Game Addiction)을 질병으로 분류하기 위한 연구를 시작했다.

게임 중독 연구 진행과 동시에 게임 중독이 아닌 게임 과몰입 현상을 입증하기 위한 연구도 진행됐다. Kovess-Masfety et al.[2]는 동-서유럽 6세에서 11세 아이들과 학부모, 교사를 대상으로 실험적 연구를 진행했다. 해당 연구결과에 따르면, 1주일에 6 시간 이상 게임을 플레이 하는 아이들이 그렇지 못한 아이들보다 지적 능력이 1.75배 뛰어나며, 학교에서 진행되는 학습 활동의 성과물 점수가 1.85배 더 높은 것으로 나타났다. 또한, 주당 6 시간 이상 게임을 플레이한 어린이는 그렇지 못한 어린이 보다 우울증, ADHD, 정서 불안등과 같은 정신 건강 문제가 적은 것으로 나타났다. Granic, Lobel & Engels[3]은 게임이 가진 동기부여, 감정, 사회적, 기능적 관점에서 플레이어들의 능력을 향상시키고, 장시간 게임 플레이로 인해 발생하는 부정적인 가치 개선이 가능하다고 제언했다.

해외에서는 게임을 질병을 치료하는 치료제로 인정받기 위한 움직임이 포착됐다. 다음의 Fig. 1은 2018년 5월 9일에 올라온 기사이다. 내용은 미국 FDA 승인을 받기 위한 준비를 하고 있으며, 그에 관련된 투자를 받고 있다는 기사이다. 하지만 기사의 내용은 게임이다. 치료용 게임을 개발하고, 세계에서 첫 번째로 치료용 게임의 FDA 승인 절차 이행에 대한 기사였다[4]. 이처럼 게임의 부정적인 측면이 아니라, 긍정적 측면을 활용하여 게임의 새로

운 가치를 만들어내기 위한 움직임이 시작됐다.

Akili Grabs \$55M, Seeking FDA Approval of First Video Game Therapy



[Fig. 1] Video Game Therapy To ready for the FDA Approval

본 연구 역시, 이러한 세계적 움직임에 합류하여 게임을 이용하여 게임 중독 예방의 가능성을 확인하는 이열치열(以熱治熱)식 방법으로 게이미피케이션을 제시한다. 게임 중독 뿐만 아니라, 최근 스마트폰 기능 향상과 온라인 콘텐츠 사용의 시간적, 공간적 제약이 약화되고 접근성이 향상됐다. 그에 따라 디지털 중독(Digital Addiction) 증상까지 나타나기 시작했다.

이러한 게임 중독과 디지털 중독을 예방하고, 개선하기 위해 게이미피케이션이 주목받기 시작했다. Jiang et al.[5]에 따르면, 게임, 약물, 알콜, 도박등의 중독 증세를 보이는 사람을 관찰하여 공통적인 특징을 발견했으며, 다음의 4 가지로 요약했다.

- 중독자는 같은 중독자 그룹에 소속되어 조언을 듣고, 아이디어를 공유하는 계층 구조 기반의 치료 방법을 선호하지 않는다.
- 중독자는 자신에게 이익(Benefit)이 되는 활동이어도 일반적으로 통제 받는 것을 선호하지 않으며, 자신이 의사결정권을 갖길 원한다.
- 중독 치료를 눈에 띄지 않는 것을 선호한다. 특히 소셜 네트워크와 게임 중독은 중독 치료는 자연스러운 치료 방법을 선호한다.

- 중독 치료는 일반적으로 긍정적인 작용을 유도해야 하며, 치료를 위한 조연은 반드시 보상이 존재해야 한다.

Jiang et al.은 위의 4 가지 조건을 갖추기 위해서는 기본 프로그램 보다 소프트웨어 기반의 치료법을 개발해야 할 것을 제안했으며, 해당 조건 충족이 가능한 방법으로 게이미피케이션을 제시했다. 게이미피케이션은 포인트, 레벨, 배지, 리더보드와 같은 게임 요소(Game Elements)를 게임이 아닌 영역(Non-Game Context)에 적용하여 게임적 경험(Gameful Experience)을 제공하여 참여자에게 재미와 몰입을 제공하고, 동기를 부여하고, 협업과 협력을 촉진하는 기법(Technique)이다[6, 7]. Jiang et al.은 게임 메커닉스인 진척도나 아바타를 사용하여 플레이어의 과도한 게임사용을 제한하고, 디지털 중독을 경험하는 사람들에게 새로운 소프트웨어 기반 동기부여 접근법이 중독자들의 욕구 및 요구 사항 충족이 가능한 방법이라고 언급했다.

또한, 게이미피케이션이 정의된 2011년 이후, 성공적인 게이미피케이션 사례가 발표되기 시작했으며, 효율적인 게이미피케이션을 개발하기 위해서 개발 방법론도 함께 연구되기 시작했다. Mora et al.[8]은 2011년부터 2015년까지 발표된 게이미피케이션 개발 방법론에 대한 경험적 연구(Empirical Research)를 진행했다. 해당연구에 따르면, 기존에 발표된 게이미피케이션 개발 방법론들은 공통적으로 5 가지로 구분되며, 다음과 같다.

- 경제적 지표(Economics): 목적(Objectives), 실행가능성(Viability), 위험(Risk), 투자대비수익률(Return of Investment), 관계자 구조(Stakeholders)
- 논리적 구조(Logic): 루프(Loop), 종료조건과 특별한 승리 조건(End Game/Epic Win), 온보딩(On-Boarding), 규칙(Rules)
- 측정요소(Measurement): 성과측정지표(Metrics), 분석기법(Analytic)
- 정신적요소(Psychology): 재미(Fun), 동기부여(Motivation), 바람직한 행동(Desired Behaviours),

사회적 장치(Social), 윤리적 장치/요소(Ethics)

- 상호작용(Interaction): 내러티브(Narrative), UI/UX, 기술(technology)

Park, Kim[9]는 스타트업에서 사용하는 아이디어 구체화 기법인 린 캔버스(Lean Canvas)를 기반으로 게이미피케이션 개발 방법론인 4F 프로세스를 개발했다.

기존에 발표된 게이미피케이션 개발 방법론들은 효율적인 게이미피케이션을 개발하기 위해 반드시 개발 방법론의 절차를 따를 것을 제안한다. 본 연구도 마찬가지로 개발 방법론의 절차를 따르는 것이 옳다고 판단했다. 이처럼, 게임 중독, 디지털 중독을 예방하기 위해 게이미피케이션이 적절하며, 효과적인 게이미피케이션을 개발하기 위해 기존에 발표된 개발 방법론의 필요성을 확인했다.

하지만, 개발 방법론의 절차에 의거하여 게이미피케이션을 개발하지만, 게임 메커닉스나 재미 경험 설정은 특정 수준 이상의 게이미피케이션 지식을 가진 전문가만 가능하다. 게이미피케이션을 많이 접하지 못했거나, 처음 접하는 사람도 쉽게 게이미피케이션 개발 단계 중 게임 규칙, 메커닉스 설정, 재미 경험 설정 단계에서 어려움을 겪게 된다[10].

이러한 문제점들을 해결하기 위해 본 연구는 머신러닝 알고리즘 중 하나인 아프리오리 알고리즘(Apriori Algorithm)을 활용하여 게임 메커닉스와 재미 경험 설정에 대한 문제를 일부 해결하는 것이 목적이다. 체계적인 연구를 진행하기 위해 다음의 연구 질문(Research Question)을 설정하여 순차적으로 연구를 진행했다. 세 가지 연구질문에 대한 답을 찾아가면서 게임 중독 및 디지털 중독 예방을 위한 게이미피케이션 개발 방향을 제시하고, 적절한 게임 메커닉스와 재미 경험을 제시한다.

RQ 1: 기존 게이미피케이션 사례에 적용된 게임 메커닉스의 공통적인 사용 규칙(Associated Rules)은 어떻게 되는가?

RQ 2: 기존 게이미피케이션 사례에 적용된 재미 경험의 공통적인 사용 규칙(Associated Rules)은 어떻게 되는가?

RQ 3: 게임 메커닉스의 기본 구조인 PBL(Point, Badge, Leaderboard or Level) 시스템 없이 사용 규칙 생성이 가능한가?

Park, Kim[10]에 따르면, 게이미피케이션을 상업화(Commercialization), 교육(Education), 인적자원관리(Human Resource Management), 생활(Life Style), 사회 문제(Social Issue), 훈련(Training)으로 구분하여 게이미피케이션 사례754개를 수집했으며, 4F 프로세스[9]를 기반으로 게임 메커닉스와 재미 경험을 분석했다. 해당 연구에 따르면, 각 카테고리 별 적용된 게임 메커닉스와 재미 경험은 비슷한 방향성을 보였다. 본 연구에서는 선행연구를 기반으로, 적용 분야와 상관없이 게임 메커닉스와 재미 경험의 적용 패턴을 분석하여 개발자가 겪는 어려움을 일부 해소하는 것이 목적이다.

게임 메커닉스 사용과 관련하여 Werbach, Hunter[11]은 자주 사용되는 게임 메커닉스인 포인트, 배지, 리더보드(레벨)을 합쳐 PBL 시스템이라고 정의했다. 본 연구에서 수집한 사례에서 PBL 시스템을 제외한 게임 메커닉스 중에서 연관 규칙이 발생하는지에 대해 알아본다.

세 가지의 연구 질문에 대한 해답을 찾아가는 이유는 게이미피케이션이 가진 특징 중 하나인 행동유도성(Affordance)를 효율적으로 활용하기 위함이다. 게이미피케이션에서 행동유도성은 게임적 경험과 경쟁 구조를 통해 동기를 부여하는 과정에서 게이미피케이션 설계자가 바라는 행동으로 유도되는 것을 의미한다[12]. 또한, 게임 메커닉스나 게임 규칙을 통한 바람직한 행동 유도가 가능하다. 본 연구에서는 게이미피케이션을 통한 행동유도성 자극이 게임 중독 및 디지털 중독 예방에 효율적일 것으로 판단했다. 그렇기 때문에 기존에 발표된 개발 방법론 기반으로 게이미피케이션을 개발할 때, 효율적인 게임 메커닉스와 재미 경험 설정을 위해 빅데이터 분석 알고리즘으로 적용 패턴을 찾아서 기초적인 배경 및 틀을 제시하는 것이 목적이다.

2. 연구 방법

2.1 데이터 수집

연구 진행을 위해 782개의 게이미피케이션 사례를 수집했다. 적용된 게임 메커닉스와 재미 경험을 분석하기 위해 4F 프로세스[9] 절차를 적용했다. 게임 메커닉스는 Kim et al. [13]의 기준을 적용했다. Kim et al.은 게임 메커닉스와 관련된 선행연구를 정리하여 25 가지 게임 메커닉스를 제안했다. 본 연구에서는 제안된 25 가지 게임 메커닉스 중에서 분석이 가능한 18개의 게임 메커닉스를 적용했으며, 다음의 Table 1과 같다.

[Table 1] Applied Game Mechanics Summary

Game Mechanics	Description
Authority	The Power to control other players, town, item ships, etc. in the game
Avatar	Displaying the player's character visually in the game
Badge	Displaying something that player's achievement visually
Co-discovery	Completing the quest(mission) using collective ability or collaboration with others
Competition	Competing with other players records or competing with their own shadow, NPC
Count down	A time when player must complete a specific quest(mission)
Leader board	Showing the player's level, point, ranks, etc. and providing the feedback
Level	Displaying player's achievement, ability and power to number in the game
Lottery (Luck)	The way in which the winner, the course, score and item acquisition by probability
Point	Rewarding about player's action such as quest(mission) success
Progress (bar)	Providing real-time information about the player's current play situation

Quest (Mission)	A specific goal for the player growth and providing reward when solved
Real Goods	Rewarding in the real world about the achievement in the game
Scaffolding	A device that reduces difficulty when faced with difficulties
Social Network	Linking player to player and displaying other's progress
Unlocking	Providing new contents, function when player clear quest(mission) or level up
Virtual Goods	The item that can be purchased, acquired and traded
Virtual Money	The currency used in the game

재미 경험은 PLEX(PLAYful EXperience) 모델을 적용했다. PLEX 모델은 시판중인 게임을 분석하여 인간이 경험 가능한 22가지 재미를 이론으로 정리한 모델이다[14]. 22 가지 재미는 다음의 Table 2와 같다.

[Table 2] Applied PLEX Fun Factors

PLEX Fun Factors	Description
Captivation	Forgetting about one's surroundings and flow in it
Challenge	Testing one's ability in specific tasks
Competition	Competing him(her)self or other player (or non-play character)
Completion	Finishing what want to do
Control	Dominating the surroundings with one's ability
Cruelty	Causing other's mental or physical pain
Discovery	Finding something new information of unknown
Eroticism	Feeling personal feelings for others
Exploration	Investigating a new event or situation
Expression	Manifesting oneself using item or object
Fantasy	An imagined experience in the game

Fellowship	Communicating with others and to make friend in the game
Humor	Fun, joy, joke, gags etc.
Nurture	Taking care of oneself or to help others to be growing
Relaxation	Relaxing and healing their mental or body in the game
Sensation	Exciting by play using five senses
Simulation	Testing or making something that's impossible in real world
Submission	Being part of a large group of people
Subversion	Breaking social rules or laws
Suffering	Anger, loss and frustration etc.
Sympathy	Sharing their emotional feelings
Thrill	Exciting derived from risk, danger

게이미피케이션 사례는 구글 검색과 엔터프라이즈 게이미피케이션 위키(Enterprise Gamification Wiki) 페이지를 참고했다. 본 연구진이 수집한 사례 중, 일회성 사례는 제외했다. 게이미피케이션과 관련된 선행 연구 사례도 제외했다. 본 연구에서 수집한 사례는 직접 플레이가 가능하거나, 현재 진행 중인 사례, 인터넷에 플레이 영상 또는 스크린샷이 존재하는 사례만 수집했다. 사례 수집 기간은 2017년 12월부터 2018년 6월까지이다. 총 782개의 사례를 수집했다. 또한, 학술적 분석 결과가 아닌 해당 사례를 개발한 기업 또는 개인이 분석한 결과, 언론이나 외부에 노출된 결과가 존재한 사례만 취급했다. 선행연구에서 소개된 사례는 특정 집단, 인원을 대상으로 개발했기 때문에 불특정 다수에게 반드시 효과적이라고 언급할 수 없기 때문이다.

2.2 아프리오리 알고리즘

아프리오리 알고리즘[15]은 빅데이터 분석 기법 중 하나이다. 장바구니 분석 알고리즘(Market Basket Analysis Algorithm)이라고 불린다. 아프리오리 알고리즘의 초기 사용처는 대형 마트의 소비자 분석에서 시작됐다. 특정 소비자의 구매이력 데이터를 분석하여 제품 판매 유도 및 매장 구조 설정이 목표였다. A라는 고객이 “라면을 샀다면,

계란을 살 가능성도 높다”라는 결과를 확률적으로 도출하는 알고리즘이다. 여기서 “라면을 구매한다면”은 조건절에 해당되며, “계란을 구매할 가능성이 높다”는 결과절로 구분된다. 항목 집합인 트랜잭션(Transaction) 항목간의 연관성을 확인하고, 최소 설정 지지도 이상의 항목 집합들이 빈발항목 집합을 찾아내어 연관규칙을 생성하는 알고리즘이다[16]. 아프리오리 알고리즘은 지지도(Support, S), 신뢰도(Confidence, C), 향상도(Lift, L)로 평가되며, 다음의 식 (1), (2), (3)과 같다. 지지도는 데이터 집합 트랜잭션 내에서 해당 규칙이 발생한 비율이다. 신뢰도는 해당 사건에 대한 신뢰도이며, 1과 가까울수록 높은 신뢰도를 나타낸다. 향상도는 상관관계와 비슷한 개념이다. 1을 기준으로 가까워질수록 조건절과 결과절이 독립적임을 나타내며, 1과 멀어질수록 종속적임을 나타낸다.

$$\text{식(1) 지지도: } S_{(X \Rightarrow Y)} = P(X \cap Y)$$

$$\text{식(2) 신뢰도: } C_{(X \Rightarrow Y)} = \frac{P(X \cap Y)}{P(X)}$$

$$\text{식(3) 향상도: } L_{(X \Rightarrow Y)} = \frac{P(X \cap Y)}{P(X)P(Y)}$$

다음과 같은 트랜잭션(Transaction)을 가정했을 때, 지지도는 전체 트랜잭션으로부터 각 구성원의 발생사건 수에 비례한다. 위의 식(1), (2), (3)을 통해 사건을 비율로 표시한다.

[Table 3] Example of Apriori Algorithm

Transaction 1		Item	Support
{1,2,3,4}	⇒	{1}	4
{1,3}		{2}	4
{1,2,4}		{3}	2
{1,2,5}		{4}	3
{2,4,5}		{5}	2

Item	Support		Item	Support
{1,2,3}	1	⇐	{1,2}	3
{1,2,4}	2		{1,3}	2
{1,2,5}	1		{2,3}	1
{2,4,5}	1		{2,4}	3
			{3,4}	1
			{4,5}	1

3. 연구 결과

3.1 수집 데이터 기본 통계

다음의 Table 4는 본 연구진이 수집한 782개의 게이미피케이션 사례에 대한 기술 통계 결과이다. 사례 분포 년도는 총 7개로, 2012년 이전~2017으로 구분했다. 게이미피케이션 유형은 소프트웨어, 하드웨어, 빅게임/대체현실게임(Alternative Reality Game)으로 구분했다. 게이미피케이션 유형에서 소프트웨어 형태가 619개로 가장 많았으며, 하드웨어 98개, 빅게임/대체현실게임이 65개 순으로 많은 비중을 차지했다. 출시 년도는 2014년이 291개로 가장 많은 사례가 발표됐으며, 그 다음으로 2015년 210개, 2016년 89개, 2012년 이전 86개, 2013년 55개, 2017년 51개로 나타났다. 수집된 사례의 게임 메커닉스 분포는 진척도가 774개로 가장 많은 비중을 차지했으며, 리더보드, 포인트, 배지, 가상물품, 퀘스트(미션), 공동발견, 아바타, 경쟁, 카운트다운, 레벨, 언락킹, 권한, 복권(운), 비계, 가상화폐, 소셜 네트워크, 실제물품 순이었다. PLEX 재미 경험은 도전이 779개로 가장 많은 비중을 차지했다. 그 다음으로 완성, 발견, 자기표현, 시뮬레이션, 동료의식, 양육, 휴식, 경쟁, 감각, 공감, 탐험, 판타지, 통제, 매혹, 유머, 전율, 복종, 고통, 에로티

시즘, 가학, 전복 순으로 적용된 것으로 나타났다. 게임 메커닉스와 PLEX 재미 경험 모두 Park, Kim[10]의 선행연구와 비슷한 분포를 보였다. 게이미피케이션 유형과 분포도 비슷한 결과를 보였다.

[Table 4] Results of Descriptive Statistics

Gamification Type			Published Year		
Software	619		Before 2012	86	
Hardware	98		2013	55	
Biggame-ARG	65		2014	291	
			2015	210	
			2016	89	
			2017	51	
Total	782		Total	782	
Distribution of Game Mechanics			Distribution of PLEX Fun Experience		
Index	Unit	Ratio	Index	Unit	Ratio
Authority	189	0.242	Captivation	102	0.130
Avatar	354	0.453	Challenge	779	0.996
Badge	536	0.685	Competition	258	0.330
Co-Discovery	363	0.464	Completion	773	0.988
Competition	260	0.332	Control	108	0.138
Countdown	253	0.324	Cruelty	1	0.001
Leaderboard	760	0.972	Discovery	461	0.590
Level	213	0.272	Eroticism	3	0.004
Lottery (Luck)	178	0.228	Exploration	171	0.219
Point	704	0.900	Expression	393	0.503
Progress	774	0.990	Fantasy	165	0.211
Quest (Mission)	399	0.510	Fellowship	334	0.427
Real Goods	124	0.159	Humor	58	0.074
Scaffolding	169	0.216	Nurture	328	0.419
Social Network	131	0.168	Relaxation	287	0.367
Unlocking	198	0.253	Sensation	243	0.311
Virtual Goods	414	0.529	Simulation	373	0.477
Virtual Money	157	0.201	Submission	7	0.009
			Subversion	0	0.000
			Suffering	5	0.006
			Sympathy	218	0.279
			Thrill	18	0.023

3.2 연관 규칙 분석 결과

아프리오리 알고리즘 전체 분석 결과는 Appendix 1, 2에 기록했다. 아프리오리 알고리즘 분석을 위해 R Studio arules 패키지를 사용했다. 아프리오리 알고리즘 설정 단계에서 지지도는 최소 0.2 이상, 신뢰도는 0.6 이상인 규칙만 포함했다. 게임 메커닉스의 최소 포함 개수는 5개, PLEX 재미 경험의 최소 포함 개수는 4개로 설정했다. Park, Kim[17]은 머신러닝 알고리즘 중에서 강화 학습에 사용되는 이론인 마르코프 체인(Markov Chain)을 적용하여 게이미피케이션을 개발할 때, 적절한 개수의 게임 메커닉스와 PLEX 재미 경험 설정을 제안했으며, 그 개수가 게임 메커닉스는 5개 ~ 9개, PLEX 재미 경험은 4개 ~ 8개로 나타났다. 본 연구결과 역시 해당 결과를 반영했다.

782개 사례 중에서 게임 메커닉스의 연관 규칙은 63개, PLEX 재미 경험의 연관 규칙은 37개가 발견됐다. 가장 높은 지지도를 기록한 게임 메커닉스 연관 규칙은 포인트, 배지, 가상물품, 리더보드, 진척도였다. 가장 높은 신뢰도를 기록한 게임 메커닉스 연관 규칙은 진척도, 배지, 가상물품, 아바타, 리더보드로 나타났다. 가장 높은 향상도를 기록한 게임 메커닉스 연관 규칙은 포인트, 진척도, 리더보드, 카운트다운과 퀘스트(미션)으로 나타났다.

PLEX 재미 경험 연관 규칙에서 가장 높은 지지도를 얻은 연관 규칙은 도전, 완성, 시뮬레이션, 발견이다. 가장 높은 신뢰도를 기록한 PLEX 재미 경험 연관 규칙은 완성, 발견, 시뮬레이션, 도전이다. 가장 높은 향상도를 기록한 PLEX 재미 경험 연관 규칙은 도전, 완성, 휴식, 동료의식으로 나타났다.

연관 규칙 분석 단계에서 포인트, 배지, 리더보드, 레벨을 제외한 뒤, 나머지 게임 메커닉스로 연관 규칙 생성을 시도했으나, 관련된 규칙이 생성되지 않았다.

4. 결론 및 논의

본 연구는 게임 중독과 디지털 중독을 예방하고 개선하는 방법 중 하나로 게이미피케이션을 제언했다. 게이미피케이션의 특징 중 하나인 행동유도성을 통해 중독을 예방하고, 올바른 게임 및 디지털 기기 사용법을 제언하기 위한 연구이다.

4.1 결과 요약 및 활용 방안

본 연구결과는 Table 5과 같이 요약된다. 세 가지 연구 질문에 대한 해답으로, 게임 메커닉스와 재미 경험에 연관 규칙이 존재했으며, PBL 시스템을 제외했을 때는 게임 메커닉스 연관 규칙이 생성되지 않았다.

하지만, 본 연구는 지지도, 신뢰도, 향상도와 상관없이 본 연구결과를 활용할 것을 제언한다. 게이미피케이션 설계 단계에서 게임 메커닉스와 재미 경험 설정 단계는 아직 전문지식이 요구된다. 게임 메커닉스의 경우, 자주 사용된 게임 메커닉스에 대한 연구가 존재한다. Dicheva et al.[18]은 2010년부터 2014년 까지 교육 게이미피케이션 선행연구에 대한 경험적 연구를 진행했으며, 포인트, 배지, 레벨, 리더보드, 가상물품, 아바타가 가장 많이 적용되고 있는 것으로 나타났다. Park, Kim[10]의 연구도 비슷한 결과를 보였다. 하지만, 단일 게임 메커닉스가 참여자에게 어떤 효과를 보이는지에 대한 연구가 부족하다. 배지와 관련된 게이미피케이션 효과성 분석 연구는 존재한다. Ostashevski, Reid[19]는 교육 환경에서 배지가 학습자에게 자신의 학습량, 지식과 스킬의 성숙도를 나타내는 지표로써 충분한 역할을 수행하며, 체계적인 배지 사용을 위한 방법도 제언했다.

하지만 그 외의 게임 메커닉스에 대한 연구는 현재 진행 중이다. 또한, 단일 게임 메커닉스 특성 연구는 찾기 힘들며, 게임 메커닉스간의 시너지를 통한 효과성 분석에 대한 연구 위주로 진행됐다.

[Table 5] This Study Results Summary

RQ	Content	Solution
RQ1	Associated Rules of Game Mechanics	Support: <ul style="list-style-type: none"> • Point • Badge • Virtual Goods • Leaderboard, • Progress
		Confidence: <ul style="list-style-type: none"> • Progress • Badge • Virtual Goods • Avatar • Leaderboard
		Lift: <ul style="list-style-type: none"> • Point • Progress • Leaderboard • Countdown • Quest(Mission)
RQ2	Associated Rules of Fun Experience	Support: <ul style="list-style-type: none"> • Challenge • Completion • Simulation • Discovery
		Confidence: <ul style="list-style-type: none"> • Completion • Discovery • Simulation • Challenge
		Lift: <ul style="list-style-type: none"> • Challenge • Completion • Relaxation • Fellowship
RQ3	Associated Rules without PBL system	There is no associated rule without PBL system

그렇기 때문에 본 연구는 정량적 척도와 관계없이 본 연구에서 제언하는 게임 메커닉스 연관 규칙의 사용을 긍정적으로 고려할 것을 제언한다. 사용자마다 선호하는 재미 유형이 다르다. Kim[20]은 대학생을 대상으로 PLEX 재미 유형을 조사했으며, 학년, 성별에 따라 일부 선호하는 재미 유형이 다른 것으로 나타났다. 하지만, 본 연구진이 제

언하는 재미 경험 연관 규칙을 사용함으로써 재미 경험 부분에서 참여자가 경험하는 이질감 최소화가 가능할 것으로 기대된다.

이러한 특징을 바탕으로 게임 중독과 디지털 중독 예방을 위한 콘텐츠 개발에 본 연구결과가 적극 활용되어야 한다. Jiang et al.[5]이 제안한 중독자의 4 가지 특성을 고려하여 게이미피케이션 콘텐츠를 설계하고, 그들이 원하는 환경 구축 및 셀프 피드백 환경을 제공하기 위해서 게이미피케이션을 활용해야 한다. Kankanhalli et al.[21]은 효율적인 게이미피케이션 구성을 위해 게임 설계 원칙을 지키고, 게임이 아닌 맥락에 적용하며, 경쟁, 상호작용, 몰입을 통한 참여가 가능한 플레이어 행동을 유도하는 것이라고 제안했다. 중독 증상을 보이는 사람들에게 게이미피케이션을 통해 게임이 아닌 맥락에서 게임과 같은 경험 제공이 가능하다. 이를 통해 비슷한 부류의 사람들과 다양한 상호작용을 유도하고, 그들만의 해답을 찾아가게끔 유도해야 하는 것이다. 또한, 중독 증상 개선은 점진적으로 진행되어야 한다. 이러한 조건을 맞추기 위해서 체계적으로 게이미피케이션을 개발해야 한다. 본 연구 결과는 이러한 설계 원칙을 지킬 수 있도록 도와주는 역할 수행이 가능할 것으로 기대된다.

4.2 연구의 한계점 및 향후 연구 방향

본 연구의 한계점은 검증 절차의 부재이다. 빅데이터 분석 알고리즘을 통해 결과를 도출했으나, 실제 중독 현상 개선을 위한 게이미피케이션을 개발하고, 효과성 분석을 진행해야 본 연구결과의 신뢰성, 타당성, 일반화 가능성에 대한 언급이 가능하다. 하지만 본 연구에서는 적용에 필요한 요소를 분석 기법 기반의 제안에서 그쳤다. 하지만 추가 연구에서는 본 연구결과를 적용한 게이미피케이션을 개발하고, 실제 중독 또는 과몰입 증상을 보이는 사람들을 대상으로 효과성 분석 연구를 진행할 것이다.

ACKNOWLEDGMENTS

This work was supported by the Korea Creative Content Agency (KOCCA) funded by the Korean Government (2018)

REFERENCES

- [1] Korea Creative Content Agency(KOCCA), "The White Paper of Game in 2017," Kocca, 2017.
- [2] V. Kovess-Masfety et al, "Is time spent playing video games associated with mental health, cognitive and social skills in young children?" Soc. Psychiatry Psychiatr. Epidemiol., vol. 51, (3), pp. 349-357, 2016.
- [3] I. Granic, A. Lobel and R. C. Engels, "The benefits of playing video games." Am. Psychol., vol. 69, (1), pp. 66, 2014.
- [4] Jeff Engel, "Akili Grabs \$55M, Seeking FDA Approval of First Viedo Game Therapy," Xconomy, May 9th, 2018.
- [5] J. Jiang, K. T. Phalp and R. Ali, "Digital addiction: Gamification for precautionary and recovery requirements," 2015.
- [6] I. Bunchball, "Gamification 101: An introduction to the use of game dynamics to influence behavior," White Paper, vol. 9, 2010.
- [7] S. Deterding et al, "From game design elements to gamefulness: Defining gamification," in Proceedings of the 15th International Academic MindTrek Conference: Envisioning Future Media Environments, 2011, pp. 9-15.
- [8] A. Mora et al, "A literature review of gamification design frameworks," in 2015 7th International Conference on Games and Virtual Worlds for Serious Applications (VS-Games), 2015, pp. 1-8.
- [9] S. Park, S. Kim, "Gamification Development Methodology-Design and Comparative Analysis of 4F Process," Journal of Digital Contents Society, vol. 19, (6), pp. 1131-1144, 2018.
- [10] S. Park and S. Kim, "Patterns Among 754 Gamification Cases: Content Analysis for Gamification Development," JMIR Serious

- Games, vol. 6, (4), pp. e11336, 2018.
- [11] K. Werbach and D. Hunter, For the Win: How Game Thinking can Revolutionize Your Business. Wharton Digital Press, 2012.
- [12] J. Hamari, J. Koivisto and H. Sarsa, "Does gamification work?--a literature review of empirical studies on gamification," in 2014 47th Hawaii International Conference on System Sciences (HICSS), 2014, pp. 3025-3034.
- [13] S. Kim et al, "What is gamification in learning and education?" in Gamification in Learning and Education Anonymous Springer, 2018, pp. 25-38.
- [14] J. Arrasvuori, M. Boberg and H. Korhonen, "Understanding playfulness--an overview of the revised playful experience (PLEX) framework," in Proc. of Design & Emotion 2010 Conference, Design and Emotion Society, 2010,
- [15] R. Agarwal and R. Srikant, "Fast algorithms for mining association rules," in Proc. of the 20th VLDB Conference, 1994, pp. 487-499.
- [16] K. Cho and H. Park, "A study on insignificant rules discovery in association rule mining," Journal of the Korean Data and Information Science Society, vol. 22, (1), pp. 81-88, 2011.
- [17] S. Park, S. Kim, "An optimized Number of Game Mechanics and PLEX Fun Factors for the Gamification Development," Journal of Digital Contents Society, vol. 19, (10), pp. 2009-2017, 2018.
- [18] D. Dicheva et al, "Gamification in education: A systematic mapping study." Journal of Educational Technology & Society, vol. 18, (3), 2015.
- [19] N. Ostashevski and D. Reid, "A history and frameworks of digital badges in education," in Gamification in Education and Business Anonymous Springer, 2015, pp. 187-200.
- [20] S. Kim, "Analysis of engineering students' needs for gamification based on PLEX model," Journal on Knowledge and Data Engineering, vol. 1, (1), pp. 1-7, 2013.
- [21] A. Kankanhalli et al, "Gamification: A new paradigm for online user engagement," 2012.



박 성 진 (Sungjin Park)

약 력 : 2017- 강원대학교 시스템경영공학과 박사과정

관심분야 : 기술경영, 게이미피케이션



김 상 균 (Sangkyun Kim)

약 력 : 2005 연세대학교 인지과학(컴퓨터산업공학) 박사
2018 한국게임학회 게임리터러시분과 위원장
2007 강원대학교 산업공학전공 교수

관심분야 : 기술혁신, 게이미피케이션

APPENDIX 1. 게임 메커닉스 아프리오리 알고리즘 결과

lhs		rhs	support	confidence	lift	count
Point,Badge,Virtual Goods,Leaderboard	=>	Progress	0.380	1.000	1.010	297
Point,Progress,Badge,Virtual Goods	=>	Leaderboard	0.380	0.993	1.022	297
Progress,Badge,Virtual Goods,Leaderboard	=>	Point	0.380	0.940	1.044	297
Point,Progress,Virtual Goods,Leaderboard	=>	Badge	0.380	0.782	1.140	297
Point,Progress,Badge,Leaderboard	=>	Virtual Goods	0.380	0.616	1.164	297
Point,Badge,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Progress	0.315	1.000	1.010	246
Point,Progress,Badge,Quest(Mission)	=>	Leaderboard	0.315	0.992	1.021	246
Progress,Badge,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Point	0.315	0.921	1.023	246
Point,Progress,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Badge	0.315	0.689	1.005	246
Point,Virtual Goods,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Progress	0.288	1.000	1.010	225
Point,Progress,Virtual Goods,Quest(Mission)	=>	Leaderboard	0.288	0.991	1.020	225
Progress,Virtual Goods,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Point	0.288	0.945	1.050	225
Point,Progress,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Virtual Goods	0.288	0.630	1.190	225
Point,Badge,Leaderboard,Co-Discovery	=>	Progress	0.283	1.000	1.010	221
Point,Progress,Badge,Co-Discovery	=>	Leaderboard	0.283	0.991	1.020	221
Progress,Badge,Leaderboard,Co-Discovery	=>	Point	0.283	0.913	1.014	221
Point,Progress,Leaderboard,Co-Discovery	=>	Badge	0.283	0.697	1.017	221
Point,Badge,Leaderboard,Avatar	=>	Progress	0.280	1.000	1.010	219
Point,Progress,Badge,Avatar	=>	Leaderboard	0.280	0.991	1.020	219
Progress,Badge,Leaderboard,Avatar	=>	Point	0.280	0.936	1.040	219
Point,Progress,Leaderboard,Avatar	=>	Badge	0.280	0.691	1.008	219
Point,Virtual Goods,Leaderboard,Avatar	=>	Progress	0.258	1.000	1.010	202
Point,Progress,Virtual Goods,Avatar	=>	Leaderboard	0.258	0.995	1.024	202
Progress,Virtual Goods,Leaderboard,Avatar	=>	Point	0.258	0.931	1.034	202
Point,Progress,Leaderboard,Avatar	=>	Virtual Goods	0.258	0.637	1.204	202
Point,Leaderboard,Avatar,Quest(Mission)	=>	Progress	0.243	1.000	1.010	190
Point,Progress,Avatar,Quest(Mission)	=>	Leaderboard	0.243	0.995	1.024	190
Progress,Leaderboard,Avatar,Quest(Mission)	=>	Point	0.243	0.927	1.030	190
Point,Virtual Goods,Leaderboard,Co-Discovery	=>	Progress	0.242	1.000	1.010	189
Point,Progress,Virtual Goods,Co-Discovery	=>	Leaderboard	0.242	0.984	1.013	189
Progress,Virtual Goods,Leaderboard,Co-Discovery	=>	Point	0.242	0.950	1.055	189
Point,Leaderboard,Co-Discovery,Quest(Mission)	=>	Progress	0.235	0.995	1.005	184
Point,Progress,Co-Discovery,Quest(Mission)	=>	Leaderboard	0.235	0.989	1.018	184
Progress,Leaderboard,Co-Discovery,Quest(Mission)	=>	Point	0.235	0.906	1.007	184
Badge,Virtual Goods,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Progress	0.231	1.000	1.010	181
Progress,Badge,Virtual Goods,Quest(Mission)	=>	Leaderboard	0.231	0.995	1.023	181
Progress,Virtual Goods,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Badge	0.231	0.761	1.110	181

lhs		rhs	support	confidence	lift	count
Progress,Badge,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Virtual Goods	0.231	0.678	1.280	181
Point,Badge,Leaderboard,Competition	=>	Progress	0.229	1.000	1.010	179
Point,Progress,Badge,Competition	=>	Leaderboard	0.229	0.989	1.018	179
Progress,Badge,Leaderboard,Competition	=>	Point	0.229	0.968	1.075	179
Point,Progress,Leaderboard,Competition	=>	Badge	0.229	0.740	1.079	179
Point,Badge,Virtual Goods,Quest(Mission)	=>	Progress	0.220	1.000	1.010	172
Progress,Badge,Virtual Goods,Quest(Mission)	=>	Point	0.220	0.945	1.050	172
Point,Progress,Virtual Goods,Quest(Mission)	=>	Badge	0.220	0.758	1.105	172
Point,Progress,Badge,Quest(Mission)	=>	Virtual Goods	0.220	0.694	1.310	172
Point,Badge,Virtual Goods,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Progress	0.219	1.000	1.010	171
Point,Badge,Virtual Goods,Quest(Mission)	=>	Leaderboard	0.219	0.994	1.023	171
Point,Progress,Badge,Virtual Goods,Quest(Mission)	=>	Leaderboard	0.219	0.994	1.023	171
Badge,Virtual Goods,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Point	0.219	0.945	1.049	171
Progress,Badge,Virtual Goods,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Point	0.219	0.945	1.049	171
Point,Virtual Goods,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Badge	0.219	0.760	1.109	171
Point,Progress,Virtual Goods,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Badge	0.219	0.760	1.109	171
Point,Badge,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Virtual Goods	0.219	0.695	1.313	171
Point,Progress,Badge,Leaderboard,Quest(Mission)	=>	Virtual Goods	0.219	0.695	1.313	171
Progress,Badge,Virtual Goods,Avatar	=>	Leaderboard	0.208	1.000	1.029	163
Point,Leaderboard,Countdown,Quest(Mission)	=>	Progress	0.208	1.000	1.010	163
Badge,Virtual Goods,Leaderboard,Avatar	=>	Progress	0.208	1.000	1.010	163
Point,Progress,Countdown,Quest(Mission)	=>	Leaderboard	0.208	0.988	1.016	163
Progress,Leaderboard,Countdown,Quest(Mission)	=>	Point	0.208	0.948	1.053	163
Progress,Virtual Goods,Leaderboard,Avatar	=>	Badge	0.208	0.751	1.096	163
Point,Progress,Leaderboard,Countdown	=>	Quest(Mission)	0.208	0.721	1.414	163
Progress,Badge,Leaderboard,Avatar	=>	Virtual Goods	0.208	0.697	1.316	163

APPENDIX 2. PLEX 재미 유형 아프리ורי 알고리즘 결과

lhs		rhs	support	confidence	lift	count
Challenge,Completion,Simulation	=>	Discovery	0.336	0.709	1.203	263
Challenge,Discovery,Simulation	=>	Completion	0.336	0.996	1.008	263
Completion,Discovery,Simulation	=>	Challenge	0.336	1.000	1.004	263
Challenge,Completion,Expression	=>	Discovery	0.324	0.657	1.115	253
Completion,Discovery,Expression	=>	Challenge	0.324	0.996	1.000	253
Challenge,Discovery,Expression	=>	Completion	0.324	0.981	0.992	253
Challenge,Completion,Fellowship	=>	Discovery	0.279	0.659	1.117	218
Challenge,Discovery,Fellowship	=>	Completion	0.279	0.995	1.007	218
Completion,Discovery,Fellowship	=>	Challenge	0.279	0.995	0.999	218
Challenge,Completion,Fellowship	=>	Expression	0.270	0.637	1.268	211
Challenge,Expression,Fellowship	=>	Completion	0.270	0.995	1.007	211
Completion,Expression,Fellowship	=>	Challenge	0.270	0.995	0.999	211
Challenge,Completion,Nurture	=>	Expression	0.269	0.646	1.286	210
Completion,Expression,Nurture	=>	Challenge	0.269	1.000	1.004	210
Challenge,Expression,Nurture	=>	Completion	0.269	0.991	1.002	210
Challenge,Completion,Relaxation	=>	Expression	0.257	0.718	1.428	201
Completion,Expression,Relaxation	=>	Challenge	0.257	0.995	0.999	201
Challenge,Expression,Relaxation	=>	Completion	0.257	0.976	0.987	201
Challenge,Completion,Nurture	=>	Discovery	0.251	0.603	1.023	196
Completion,Discovery,Nurture	=>	Challenge	0.251	1.000	1.004	196
Challenge,Discovery,Nurture	=>	Completion	0.251	0.985	0.996	196
Challenge,Expression,Simulation	=>	Completion	0.247	0.995	1.006	193
Completion,Expression,Simulation	=>	Challenge	0.247	1.000	1.004	193
Challenge,Completion,Relaxation	=>	Fellowship	0.231	0.646	1.513	181
Challenge,Fellowship,Relaxation	=>	Completion	0.231	0.995	1.006	181
Completion,Fellowship,Relaxation	=>	Challenge	0.231	0.995	0.998	181
Challenge,Completion,Relaxation	=>	Discovery	0.221	0.618	1.048	173
Completion,Discovery,Relaxation	=>	Challenge	0.221	0.994	0.998	173
Challenge,Discovery,Relaxation	=>	Completion	0.221	0.966	0.978	173
Challenge,Completion,Sensation	=>	Discovery	0.216	0.710	1.205	169
Completion,Discovery,Sensation	=>	Challenge	0.216	1.000	1.004	169
Challenge,Discovery,Sensation	=>	Completion	0.216	0.983	0.994	169
Challenge,Fellowship,Nurture	=>	Completion	0.207	1.000	1.012	162
Completion,Fellowship,Nurture	=>	Challenge	0.207	1.000	1.004	162
Challenge,Competition,Completion	=>	Discovery	0.203	0.624	1.058	159
Challenge,Competition,Discovery	=>	Completion	0.203	0.994	1.005	159
Competition,Completion,Discovery	=>	Challenge	0.203	1.000	1.004	159