

데이터 클러스터링을 활용한 게이미피케이션 환경에서의 플레이어 유형 분석

박성진, 강범수, 김성수, 김상균

강원대학교 시스템경영공학과

{say121290, bumsoo93, kimss, saviour}@kangwon.ac.kr

An Analysis of Player Types using Data Clustering in Gamification

Sungjin Park, Bumsoo Kang, Sungsoo Kim, Sangkyun Kim

Dept. of System Management Engineering, Kangwon National University

요 약

본 연구의 목적은 데이터 클러스터링을 활용해 기존의 플레이어 유형 이론을 비교하고 검증하는 것이다. 연구 진행을 위해 A 대학교 2016년 2학기에 진행된 초대형 강의 수강생의 결과 데이터 235개를 활용했다. 본 연구에서는 K-평균(Means)과 적절한 클러스터 수를 결정하기 위해 실루엣(Silhouette) 평가기법을 적용했다. 적용한 플레이어 유형은 바틀의 2차원, 3차원 플레이어 유형, Ferro의 5 가지 유형, 브레인헥스이다. 연구결과에 따르면, 바틀의 2차원 플레이어 유형이 데이터 클러스터링 관점에서 가장 적합한 것으로 나타났다. 각 플레이어 유형 별 특성 분포도 해석했다. 본 연구결과는 게이미피케이션을 적용하거나 개발 프로세스를 연구할 때 사용되는 플레이어 분석 부분에 영향을 미칠 것으로 예상된다.

ABSTRACT

The purpose of this study is to compare existing player type theories using data clustering. For the study, 235 result data of the gamified class in second semester of A university at 2016 used. This study applied K-means and Silhouette to decide the appropriate number of clusters. The player types applied in this study are Bartle's 2-D and 3-D player types, Ferro's five types, and BrainHex. According to the results, Bartle's 2D player type was found to be the best in perspective of data clustering. This study also analyzed the distribution of characteristics for each player types. The results of this study are expected to have an impact on player analysis, which is used in the application of gamification or in the development process.

Keywords : Gamification(게이미피케이션), Data clustering(데이터 클러스터링), Bartle's Player Types(바틀의 플레이어 유형), Ferro's player types(Ferro의 플레이어 유형), BrainHex(브레인헥스)

Received: Nov. 10. 2017

Revised: Dec. 13. 2017

Accepted: Dec. 19. 2017

Corresponding Author: Sangkyun Kim(Kangwon National University)

E-mail: saviour@kangwon.ac.kr

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

4차 산업혁명과 관련된 기술개발이 가속되고 있다. 주요 기술로 빅 데이터, IoT(Internet of Things), 기계 학습(Machine Learning), 블록체인(Block Chain) 등이 포함된다. 글로벌 컨설팅 업체인 가트너 그룹(Gartner Group)은 매년 8월 경 ‘신기술 열풍주기(Hype Cycle)’를 발표한다. 그 중 빅 데이터는 2011년부터 언급됐다[1]. 빅 데이터는 분석적 발전(Analytical Advances)으로 초기 데이터를 가공하고, 유의미한 결과를 도출하기 위한 분석기술의 진화에 영향을 미친 기법 중 하나로 언급됐다.

빅 데이터와 비슷한 시기에 주목받기 시작한 것이 게이미피케이션이다. 게임의 요소를 게임이 아닌 영역(Non-Game Context)에 적용하여 개인의 참여, 동기부여, 다자협력을 이끌어내는 기법이다[2]. 게이미피케이션이 적용된 분야에서 효과성을 입증하기 위한 연구가 지속되면서, 게이미피케이션 콘텐츠를 개발하기 위한 연구도 병행됐다. 게이미피케이션 개발 프로세스는 학술적 관점부터 비즈니스 모델 관점, 기존 환경 분석부터 프로토타입 개발 까지 다양한 방법으로 개발됐다. 특히, 사용자 중심적 콘텐츠를 개발하기 위해 플레이어 유형 분석이 중요하다.

하지만 기존에 개발된 플레이어 유형 이론은 최근 게임 세대와 맞지 않거나, 정량적인 검증절차의 부재가 문제로 제기됐다. 많은 연구자들이 정량적 검증을 시도하고 있지만, 아직 이론적으로 검증된 플레이어 유형 검증 기법은 드물다. 본 연구는 이러한 문제를 해결하고, 4차 산업혁명에 대한 적용 가능성을 확인하기 위해 빅 데이터 분석기법을 활용했다. 총 세 가지의 위해 연구 질문(Research Question)을 설정하고 연구를 진행했다.

연구 질문 1: 현존하는 플레이어 유형 이론은 어떤 것들이 있는가?

연구 질문 2: 데이터 클러스터링을 적용한 결과

에서 어떤 플레이어 유형이 가장 유의미한가?

연구 질문 3: 데이터 클러스터링 관점에서 각 플레이어 유형은 어떻게 해석되는가?

2. 플레이어 유형과 데이터 클러스터링

2.1 플레이어 유형 분류

다양한 게이미피케이션 개발 프로세스가 제안되고 있다. 최근 발표된 개발 프로세스는 4F 프로세스[3], 6D 프로세스[4], 13가지 게이미피케이션 콘텐츠 요구사항[5], 게임화 개발 프레임워크 툴킷[6], 옥달리시스[7]이다. 각 개발 프로세스는 플레이어 분석 단계를 필수로 적용했다. 사용자 중심 콘텐츠를 개발하기 위해서다. 대표적인 플레이어 유형 분류로 바틀의 2차원 플레이어 유형[8], 3차원 플레이어 유형[9], Ferro의 5 가지 유형[10], 브레인헥스[11]가 존재한다.

2.1.1 바틀의 플레이어 유형

바틀의 2차원 플레이어 유형[8]은 1996년에 개발됐다. 1990년도에 유행하던 MUD(Multi User Dungeon)게임의 사용자 유형을 연구하여 개발한 플레이어 유형이다. [8]은 플레이어의 관점을 가상 세계와 다른 플레이어를 놓고 이분했으며, 개인플레이어와 다른 플레이어와의 상호작용의 관점으로 나눴다. 바틀은 추가 연구를 통해 2차원 플레이어 유형을 3차원 플레이어 유형으로 확장했다. 기존의 관점에서 플레이어 행동 패턴에 대한 관점을 추가했다[9]. 게임 속 플레이어의 행동이 즉각적이고 무의식적이거나, 계획적이고 신중함을 보이는 관점으로 이분했다.

2.1.2 Ferro의 5 가지 유형

[10]은 플레이어 유형, 재미 유형, 성격 유형과 관련된 선행연구를 분석하여 5 가지의 플레이어

유형 분류를 개발했다. 해당 연구에서는 플레이어 유형, 성격 유형, 게임 요소(Game Elements & Mechanics)와 관련된 선행연구를 통해 플레이어 유형을 5 가지로 구분하여 각 유형 별로 선호하는 게임 요소와 성격 유형을 제시했다.

2.1.3 브레인넥스 모델

브레인넥스[11]는 인간의 좌뇌와 우뇌, 도파민과 같은 신경계 물질과 관련된 신경 생리학적 관점에서 개발된 플레이어 유형이다. 게임을 플레이하면서 느끼는 감정에 따라 다른 신경계 물질을 분비하거나 다른 뇌의 영역이 활동하며, 그에 따라 선호하는 게임 요소가 달라진다는 점을 근거로 플레이어 유형을 7 가지로 구분했다.

2.2 데이터 클러스터링

웨어러블 기기의 발전과 IoT 기술이 상용화되면서 짧은 시간에 대량의 데이터가 생성됐다. 데이터의 적절한 사용 및 분석을 통해 유의미한 가치를 창출하는 것이 빅데이터 분석의 목적이다. 본 연구진은 빅데이터를 분석하는 방법 중에서 데이터 클러스터링에 집중했다. 데이터 클러스터링은 개체의 특성을 이용하여 데이터를 여러 개의 클러스터로 나누는 것이다[12].

데이터 클러스터링을 적용할 경우 K-means는 군집된 데이터 사이의 유클리드 거리(Euclidean distance)만을 고려하기 때문에 사전에 클러스터의 수를 결정해주어야 하며, 클러스터의 수가 늘어날수록 거리의 총합이 줄어들기 때문에 적절한 클러스터의 수를 탐색할 수 없다. 따라서 본 연구에서는 K-평균(means)을 사용하여 주어진 클러스터 수의 유클리드 거리 최적해를 구한 후 최종적으로 적절한 클러스터 수를 결정하기 위해 실루엣(silhouettes) 으로 해를 재평가했다.

2.2.1 K-평균(Means) 클러스터링

K-평균 알고리즘은 클러스터에 소속된 데이터의 평균(Means)을 기반으로 데이터를 군집하는 알고리즘이다[12]. 각 클러스터의 평균을 중심으로 설정해 데이터를 유클리드 거리가 가장 짧은 중심점의 클러스터에 할당하며 클러스터를 중심점이 변화가 없을 때까지 최적값을 찾는 알고리즘이다.

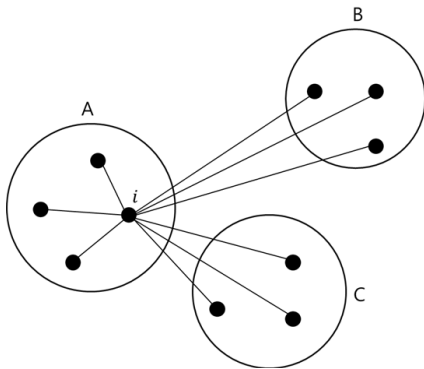
2.2.2 적절한 클러스터 수를 위한 실루엣 평가

실루엣 평가함수는 군집된 데이터 사이의 거리뿐만 아니라 다른 군집의 데이터 사이의 거리도 고려한다. 즉 군집된 내부의 데이터들은 조밀하게 모이고 외부의 데이터와는 명확하게 구별이 되는지 평가하는 함수이다.[13]

실루엣 평가함수를 계산하기 위해 [Fig. 1]에서 데이터 i 와 데이터 i 가 속한 클러스터 A의 다른 데이터 사이의 거리 평균($a(i)$)을 구한다. 또한 데이터 i 와 다른 클러스터(B, C)에 속한 데이터 사이의 거리 평균($d(i, B, C)$)을 구한다. 그리고 구한 $d(i, B, C)$ 중 가장 작은 평균을 $b(i)$ 로 설정한다. [Fig. 1]에서 $b(i)$ 는 클러스터 C에 속한 데이터와 거리를 계산한 평균이다. 데이터 i 에 대한 실루엣 평가 식은 다음의 [EQ. 1]과 같다.

$$[EQ. 1] \quad s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}}$$

또한 모든 데이터에 대해 $s(i)$ 를 구해 평균을 구하면 실루엣 평가 값이 된다[14]. 실루엣 평가 값은 -1과 1 사이의 값이 나오며 1에 가까울수록 데이터 클러스터링이 잘된 것이다. 데이터를 분석 시 실루엣 값이 1에 가장 가까운 클러스터 수를 적절한 클러스터 수로 판단할 수 있다.



[Fig. 1] Silhouette process for data I

3. 연구 방법

3.1 데이터 수집 및 적용 범위

본 연구에 활용된 데이터는 2016년 2학기 A 대학교에서 진행된 게이미피케이션 강의 수강생 250명 중 연구에 참여한 235명, 9개 단과대학 학생을 대상으로 진행했으며, 다음의 [Table 1]과 같다.

[Table 1] Information of Participants

Category		#	Total
Gender	Male	162	235
	Female	73	
Grade	1	13	235
	2	87	
	3	70	
	4	65	

해당 강의는 절대평가로 진행됐다. 수강생은 교수진이 설정한 특정 활동에 따라 포인트 획득이 가능하다. 획득한 포인트로 수업 진행에 유리한 아이템이나 권한을 얻을 수 있는 구조이다. 데이터는 종강 시점을 기준으로 포인트(Point), 1차 팀 프로젝트 점수(1st), 2차 팀 프로젝트 점수(2nd), 기말고사 점수(Final)이다.

3.2 데이터 분석 방법 및 절차

데이터 클러스터링을 적용하기 위해 군집의 개수(K)를 설정했다. 군집의 개수는 다음의 [Table 2]와 같이 설정했다. 군집의 개수는 각 플레이어 유형 이론이 구분한 유형의 개수와 같다. 데이터 클러스터링 관점에서 가장 적합한 플레이어 유형을 선별하기 위함이다. 해당 군집의 개수를 토대로 K-평균 기법을 적용하고, 해당 결과에 실루엣 평가기법을 적용했다. 원활한 연구진행을 위해 각 유형별 표기도 설정했다.

[Table 2] # of Cluster and matched types

# of K	Player Types	Mark
4	• Bartle's 2-D Types	B4
5	• Ferro's Player Types	F5
7	• BrainHex	B7
8	• Bartle's 3-D Types	B8

3.3 분석 방법 별 도구

데이터 수집 및 정리를 위해 Microsoft Excel 2010을 사용했으며, 데이터 클러스터링 적용을 위해 Microsoft Visual C++ 2015를 사용했다. R Studio Version 1.0.143의 기본 패키지와 FBSM 패키지를 이용해 각 플레이어 유형 결과 값에 대한 가지적인 결과를 산출했다.

4. 연구 결과

각 플레이어 유형 별 데이터 클러스터링을 적용한 결과는 다음의 [Table 3],[Table 4]와 같다. 실루엣 평가 값을 기준으로 바틀의 2차원 플레이어 유형 0.291361, Ferro의 5 가지 유형 0.242839, 브레인헥스 0.210035, 바틀의 3차원 플레이어 유형 0.202301을 기록했다.

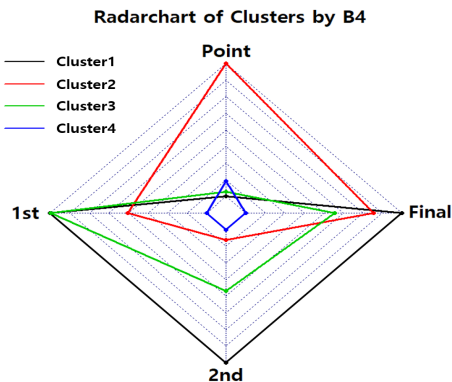
[Table 3] Results of data clustering

	Euclidean	Silhouette
B4	1079.583	0.291361
F5	1001.06	0.242839
B7	923.1073	0.210035
B8	880.4368	0.202301

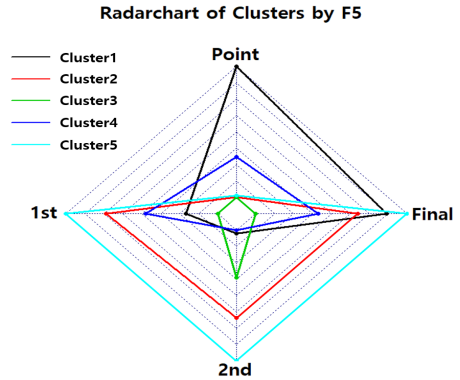
[Table 4] # of data in each clusters

	# of data								T
	50	31	110	44					
B4	50	31	110	44					235
F5	30	82	27	47	49				
B7	33	29	40	26	37	16	54		
B8	29	21	19	40	41	21	39	25	

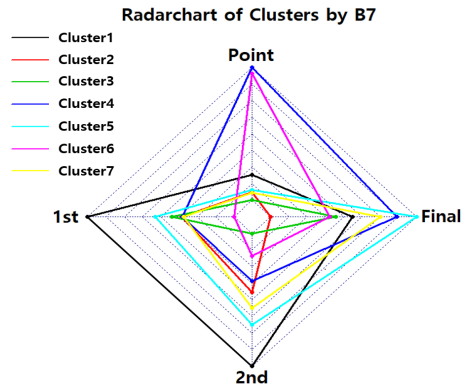
다음의 [Fig. 2,3,4,5]는 각 클러스터 별 특성 분포도이다. 해당 분포는 포인트, 1차 팀 프로젝트 평가, 2차 팀 프로젝트 평가, 기말고사 점수를 기준으로 각 클러스터별로 어떤 분포를 보이는지에 대한 것이다. 각 차트는 R Studio에서 제공하는 'FBSM' 패키지에서 'Radarchart' 함수를 사용하여 작성됐다. 'Radarchart'는 각 클러스터에 해당되는 데이터의 평균을 정규화(Normalization)하여 그래프로 나타내는 데이터 시각화 방법 중 하나이다. 각 플레이어 유형 및 특성을 파악하기 위해 사용했다.



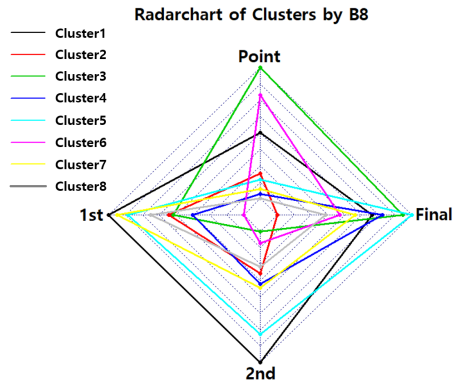
[Fig. 2] Radarchart of B4



[Fig. 3] Radarchart of F5



[Fig. 4] Radarchart of B7



[Fig. 5] Radarchart of B8

B4의 군집별 특성은 다음과 같다. 1번 군집은 1차, 2차 팀 프로젝트 점수와 기말고사에 집중하는 것으로 나타났다. 반면 포인트는 낮은 점수를 기록했다. 2번 군집은 포인트와 기말고사에 집중하는 것으

로 나타났다. 반면 1, 2차 팀 프로젝트는 낮은 점수를 기록했다. 3번 군집은 1차 팀 프로젝트 점수는 높으나, 2차 팀 프로젝트와 기말고사는 낮은 점수를 기록했다. 4번 군집의 경우, 모든 활동에서 낮은 점수를 기록했다.

F5의 군집별 특성은 다음과 같다. 1번 군집은 포인트와 기말고사 점수가 높았으며, 팀 프로젝트 점수는 둘 다 낮은 점수를 기록했다. 2번 군집과 5번 군집은 1, 2차 팀 프로젝트와 기말고사에서 높은 점수를 기록한 반면 포인트는 낮았다. 3번 군집의 경우, 2차 팀 프로젝트에 일부만 높은 점수를 기록한 것으로 나타났으며, 나머지 특성은 낮은 점수를 기록했다. 4번 군집의 경우, 2, 5번 군집보다 낮지만 2차 팀 프로젝트보다 포인트에 신경 쓴 것으로 나타났다.

B7의 군집별 특성은 다음과 같다. 1, 2번 군집은 1, 2차 팀 프로젝트 점수로 기록됐으나, 2번 군집이 매우 낮은 점수를 기록했고, 기말고사 점수도 높긴 하지만 다른 군집에 낮은 것으로 나타났다. 3번 군집의 경우, 포인트와 기말고사 점수에 집중한 것으로 나타났다. 4번 군집은 1, 2차 팀 프로젝트, 기말고사에 집중한 것으로 나타났다. 5, 7번 군집은 1, 2차 팀 프로젝트, 기말고사에 높은 점수를 기록했다. 하지만 두 군집간의 학습 태도에 일부 차이를 보인 것으로 나타났다. 6번 군집은 포인트를 얻는 활동에 집중한 것으로 나타났다.

B8의 군집별 특성은 다음과 같다. 1, 5, 7, 8번 군집은 1, 2차 팀 프로젝트와 기말고사에 집중한 것으로 나타났다. 8, 7, 5, 1번 군집 순으로 높은 점수를 기록한 것으로 나타났다. 2번 군집은 1, 2차 팀 프로젝트에 높은 점수를 기록했다. 3, 6번 군집은 포인트와 기말고사에서 높은 점수를 기록했다. 3번 군집에 비해 6번 군집은 비교적 낮은 점수를 기록했지만 이는 학습 태도의 차이로 해석된다. 4번 군집은 1, 2차 팀 프로젝트와 기말고사에서 높은 점수를 기록했다.

5. 결 론

본 연구는 게이미피케이션 개발 프로세스에 필요한 플레이어 유형 분류에 대한 연구이다. 4차 산업혁명을 위해 빅 데이터 분석 기법 중 데이터 클러스터링을 활용하여 플레이어 유형 분류를 시도했다. 적용된 기법은 K-평균 기법과 실루엣 평가기법이다. 연구 초반에 제시한 연구 질문에 대한 답변을 기반으로 연구결과를 도출했다.

5.1 연구 결과 해석

연구 질문 1번에 해당되는 답변은 이론적 배경의 내용이다. 선행연구 조사를 통해 4 가지의 플레이어 유형 이론을 찾아냈다.

5.1.1 최적 플레이어 유형 탐색 결과

연구 질문 2번에 해당되는 답변은 연구결과에 도출한 [Table 3]과 같다. 해당 결과에 따르면, 바틀의 2차원 플레이어 유형이 가장 유의미한 유형인 것으로 나타났다. 분석 도구의 한계를 극복하기 위해 다른 평가기법을 적용했음에도 불구하고, 바틀의 2차원 플레이어 유형이 비교적 유의미한 유형인 것으로 나타났다. 하지만 본 연구의 결과는 절대적인 결과는 아니며, 추가 연구를 통해 다른 플레이어 유형과 보다 더 자세한 비교 분석을 진행해야 한다.

5.1.2 클러스터 특성 기반 결과 해석

연구 질문 3번에 대한 답변은 다음의 [Table 5]로 요약된다. 각 플레이어 유형 별 특징을 기반으로 각 군집이 어떤 유형에 해당되는지를 도출해냈다. 포인트(P), 1차 팀 프로젝트 점수(1st), 2차 팀 프로젝트 점수(2nd), 기말고사 점수(Fin)로 표기했다. 각 유형별 분포 수준은 상(H), 중(M), 하(L)로 표기했다. 레이더 차트 1 ~ 9 라인을 기준으로 상(7 ~ 9), 중(4 ~ 6), 하(1 ~ 3)를 표기했다. 각 플

레이어 유형 군집 해석을 위해 선행 연구사례를 참고하여 해석했다.

[Table 5] Summary of results

Bartle's 2-D Player Types					
Cluster	P	1st	2nd	Fin	Types
1	L	H	H	H	Socializer
2	H	M	M	H	Explorer
3	L	H	M	M	Achiever
4	L	L	L	L	Killer
Ferro's Player Types					
1	H	L	L	H	Objectivist
2	L	H	H	H	Humanist
3	L	L	M	L	Dominant
4	L	M	L	M	Creative
5	L	H	M	M	Inquisitive
BrainHex					
1	L	H	H	H	Socialiser
2	L	M	M	L	Daredevil
3	L	M	L	M	Survivor
4	H	M	M	H	Seeker
5	L	M	H	H	Achiever
6	H	L	L	M	Conqueror
7	L	M	M	H	Mastermind
Bartle's 3-D Player Types					
1	M	H	H	H	Networker
2	L	M	M	L	Griefer
3	H	M	L	H	Politician
4	L	M	M	H	Scientist
5	L	H	H	H	Acheiver
6	H	L	L	M	Opportunity
7	L	H	M	M	Friendist
8	L	H	L	M	Hacker

5.1.3 바틀의 2차원 플레이어 유형 결과 해석

바틀의 2차원 플레이어 유형 결과에 대한 해석은 다음과 같다. 1번 군집은 포인트를 제외한 나머지 세 영역에서 높은 점수를 기록했다. 이러한 특징은 사회형(Socializer)으로 추측된다. 사회형은 다른 플레이어와의 상호작용을 중요시 여긴다. 1번 군집에 해당된 플레이어들은 팀 활동에서도 높은

점수를 기록 했으며, 기말고사에도 긍정적인 영향을 미친 것으로 추측된다. 2번 군집은 탐험가(Explorer)로 추측된다. 탐험가는 특정 사건이나 현상에 관심이 많고, 무언가에 대해서 연구하고 탐험하는 성향이 강하다. 팀 활동은 선호하지 않지만, 개인의 성적에 민감함을 보였다. 이는 [15]의 연구 결과와 같은 성향을 보였다. 해당 연구에 따르면, 교육 게이미피케이션 환경에서 바틀의 3차원 플레이어 유형 중에서 과학자형이 가장 높은 학습 성과를 기록한 것으로 나타났다. 본 연구에서 탐험가형은 포인트를 통해 기말고사에 도움이 되는 권한을 이용하는 전략을 구사한 플레이어가 많았을 것으로 해석된다. 3번 군집은 성취가형(Achiever)로 추측되나, 진취적이거나 특정 조건을 달성하기 위해 활동한 결과를 찾을 수 없었다. 4번 군집은 킬러형(Killer)으로 추측된다. 수업에 전혀 관심이 없으며 자신의 흥미를 위해서만 움직였기 때문에 점수 측면에서 큰 특징을 보이지 않은 것으로 해석된다.

5.1.4 Ferro의 5 가지 유형 결과 해석

Ferro의 5 가지 유형 결과에 대한 해석은 다음과 같다. 1번 군집은 목적형(Objectivist)로 추측된다. 목적형은 점수나 성적보다 자신의 목적을 달성하기 위해 움직이는 유형이다. 팀 활동이 많은 강의였기 때문에 팀 활동에선 다소 부진한 점수를 기록했으나, 포인트를 활용한 기말고사 유지 전략을 활용하여 자신의 목적을 달성한 것으로 분석된다. 2번 군집은 인간형(Humanity), 5번 군집은 탐구형(Inquisitive)로 구분된다. 두 유형은 차트 상 비슷한 분포를 보였으나, 5번 군집이 2번 군집보다 높은 점수를 기록했다. 이는 점수에 대한 태도의 차이인 것으로 해석된다. 인간형은 관계를 중점적으로 두는 유형이다. 탐구형은 현상, 증상, 기획에 민감하고 이것이 점수와 직결되기 때문에 두 군집간의 차이가 발생한 것으로 해석할 수 있다. 3번 군집은 정복자형(Dominant)이다. 정복자형은 경쟁

을 선호하고, 다른 플레이어보다 우위를 선점하기 위해 수단과 방법을 가리지 않은 유형이다. 본 연구에서는 자신의 우월함을 표출하기 위해 노력했으나, 다른 플레이어는 방해하는 것으로 여겨졌을 것이고, 성적이 부정적인 영향을 미쳤을 것으로 예상된다. 4번 군집은 창조형(Creative)으로 추측된다. 창조형은 무언가를 만들고 자신만의 콘텐츠 개발, 문제 해결을 선호한다. 본 연구에서는 팀 활동에서 창조적인 활동을 많이 하나, 의사결정 과정이나 의견을 수렴하는 과정에서 문제가 해결되지 않아 그것이 부정적으로 영향을 미쳤기 때문인 것으로 해석했다.

5.1.5 브레인헷스 모델 결과 해석

브레인헷스에 대한 해석은 선행연구[16]의 결과와 함께 해석 했으며, 다음과 같다. 1번 군집은 사회형(Socialiser)로 해석된다. 다른 플레이어와의 상호작용을 선호하며, 남을 돕는 활동이나 관련 메커니즘에서 재미를 경험하는 유형이다. 팀 활동에 유독 높은 관심을 보였을 것으로 추측된다. 2번 군집은 저돌형(Daredevil)으로 추측된다. 위태로운 순간이나 위기의 순간, 급박한 순간에서 재미를 느끼며, 다른 플레이어에게 직접적인 피해를 주는 유형은 아니다. 다만 그런 상황을 유도하는 성향이다. [16]은 저돌형이 시간과 관련된 메커닉스에 민감하며, 상호작용과 관련된 메커닉스엔 흥미를 갖지 않는다고 언급했다. 3번 군집은 생존형(Survivor)으로 추측된다. 생존형과 저돌형은 비슷하지만 다른 플레이어에게 부정적인 상황을 유도하거나 구성하지 않고, 그러한 상황 자체를 즐기는 유형이다. 공포 영화와 공포 게임을 선호하는 유형이다. 팀 내에서 아이디어가 불일치 될 경우 벌어지는 상황에 관심을 갖지만, 그 이외의 상황에는 관심이 없기 때문에 이러한 결과가 기록된 것으로 해석된다. 4번 군집은 선지자(Seeker)로 추측된다. 선지자는 지식, 정보를 추구하는 유형으로, 감각적으로 정보를 수집하거나, 그러한 방향으로 자신의 능력을 사

용한다. 4번 군집은 적절한 팀 활동과 포인트를 활용한 기말고사 유지전략을 사용하여 고득점을 기록한 것으로 추측된다. [16]에 따르면, 선지자는 지속성을 보유한 메커닉스나 정보습득과 관련된 메커닉스와 관련이 있다고 한다. 5번 군집은 성취가(Achiever)로 추측된다. 성취가는 목표지향적인 행동을 선호하고, 일정 기간 이상의 성취 활동에 의해 동기를 얻는다. 5번 군집은 포인트, 1, 2차 팀 활동, 기말고사 순으로 고득점을 기록했는데, 이는 시간의 흐름에 따라 동기에 작용된 것으로 해석된다. 6번 군집은 정복자형(Conqueror)으로 추측된다. 정복자형은 성취가랑 반대로 승리만을 목적으로 한다. 승리를 위해서는 다른 플레이어를 신경 쓰지 않는다. [16]에 의하면, 정복자형은 자신의 능력을 과시하는 메커닉스와 연관이 있다고 한다. 6번 군집의 경우, 포인트에 집착한 것으로 해석된다. 7번 군집은 전략가형(Mastermind)으로 추측된다. 전략가형은 어려운 문제를 해결하기 위해 전략을 수립하고, 가장 효율적인 의사결정만을 생각하는 유형이다. [16]의 연구에서도 대부분의 메커닉스와 평균정도 수치의 연관성을 보였다. 성적과 직결되는 기말고사 점수를 위해 다른 요소와 팀 활동에 자신의 전략을 투영시켰고, 기말고사에 긍정적인 영향을 미친 것으로 해석된다.

5.1.6 바틀의 3차원 플레이어 유형 결과 해석

바틀의 3차원 플레이어 유형에 대한 해석은 다음과 같다. 1번 군집은 네트워크(Networker), 7번 군집은 친구추구형(Friendist)로 추측된다. 네트워크 형은 여러 사람들과 함께하는 활동을 즐기지만, 특성상 실익 관계만 고려한다. 관계적인 활동에선 높은 점수를 기록했고, 기말고사에 긍정적인 영향을 미친 것으로 해석된다. 반면 친구추구형은 자신과 정말 친한 관계만 유지하기 때문에 포인트와 기말고사도 낮고, 팀 활동도 눈에 띄게 높은 점수를 기록하지 못한 것으로 해석된다. 2번 군집은 휘방꾼(Griever), 3번 군집은 정치가형(Politician)으

로 추측된다. 웨방꾼은 다른 수강생을 직접적으로 방해하지 않지만, 무임승차와 같은 편법을 사용하여 참여했을 가능성이 높다. 반면 정치가형은 다른 사람과의 관계를 유지하면서 자신의 능력을 과시할 수 있는 포인트나 기말고사에 신경 쓴 것으로 해석된다. [15]에 따르면, 정치가형이 과학자형 다음으로 높은 학습 성과를 기록한 것으로 나타났다. 4번 군집은 과학자형(Scientist), 8번 군집은 해커형(Hacker)으로 추측된다. 과학자형은 이론에 관심이 많은 유형이기 때문에 다른 활동엔 크게 관심이 없지만, 기말고사 점수가 높다. 반면 해커형은 여러 가지에 관심이 많기 때문에 한 가지에 집중하지 못하고 다른 것에 관심을 두었기 때문에 전반적으로 낮은 점수를 기록한 것으로 해석된다. 5번 군집은 성취가형(Achiever), 6번 군집은 기회추구형(Opportunity)로 추측된다. 성취가형은 자신의 목표를 설정하고 움직이는 유형이다. 때문에 모든 활동에 적극적으로 참여하고, 기말고사에도 적극적으로 임했을 것이다. 반면 기회추구형은 포인트를 얻기 위한 기회포착 능력은 뛰어났으나, 해당 결과가 다른 부분에 긍정적인 영향을 미치지 않은 것으로 해석된다.

5.2 연구의 의의 및 활용도

본 연구결과의 활용도는 다음과 같이 요약된다. 각 요인별로 향후 게이미피케이션 콘텐츠 개발에 긍정적인 영향을 미칠 것으로 기대된다.

- 데이터 기반 플레이어 유형 분석 가능성 확인
- 사용자 중심의 콘텐츠 개발의 용이성 확보

연구결과에 따르면, 데이터 클러스터링 관점에서 바틀의 2차원 플레이어 유형이 제일 유의미한 플레이어 유형 분류인 것으로 나타났다. 해당 결과를 바탕으로 게이미피케이션 콘텐츠 개발 단계에서 플레이어 분석 단계에 유의미하게 활용될 것으로 기대된다.

바틀의 2차원 플레이어 유형에 맞는 콘텐츠 개

발의 중요 변수로도 작용될 것이다. 각 플레이어 유형별로 특징이 존재한다. 이전 데이터 분석을 통해 향후 개발 방향을 예측하고, 적용대상을 분석하는 과정에서 플레이어 유형을 예측이 가능하다. 이를 기반으로 플레이어 유형의 특징을 반영한 콘텐츠 개발이 가능할 것으로 예상된다.

5.3 연구의 제한점 및 향후 연구 방향

본 연구의 한계점은 다음과 같다. 추가 연구를 통해 한계점을 극복하고 더욱 유의미한 연구결과를 도출 할 계획이다.

- 체계적인 데이터 관리의 어려움
- 데이터에 적합한 분석 기법의 부재
- 데이터 클러스터링 결과의 신뢰도

본 연구에 활용된 데이터는 소프트웨어나 하드웨어를 사용하지 않고, 정성적인 평가 기준에 의해 수집된 데이터이다, 교수진 간의 협력을 통해 최대한 체계적으로 데이터를 수집했으나, 수강생의 행동을 100% 기록하는 것은 현실적으로 어렵다. 교수진 인원 보충을 통해 더욱 정교하게 데이터를 기록해야 한다.

데이터에 적합한 분석 기법을 활용해야 한다. 본 연구진이 적용한 분석 기법은 모든 분야에서 적용되고 있는 분석기법이긴 하지만, 알고리즘 관점의 한계를 극복하지 못하는 단점으로 인해 2 가지 방법을 동시에 적용한 것이다. 이러한 문제를 해결하여 추가 연구를 진행해야 한다.

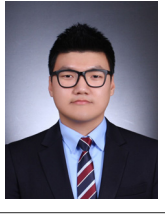
본 연구진은 데이터 클러스터링을 통해 플레이어 유형을 추측한 것이라고 볼 수 있다. 하지만 이는 실제 유형과의 신뢰도 문제가 발생하는 부분이다. 이러한 문제를 해결하기 위해 설문조사 또는 인터뷰를 통해 실제 플레이어 유형을 알아내고, 데이터 클러스터링 결과와 비교하여 신뢰도의 문제를 해결하고, 데이터 클러스터링과 실제 결과와의 상관성을 확인해보아야 한다.

ACKNOWLEDGMENTS

This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIP) (No. 2017R1A2B2002798)

REFERENCES

- [1] STAMFORD, Conn, "Gartner's 2011 Hype Cycle Special Report Evaluates the Maturity of 1,900 Technologies", Gartner Group Blog, 2011, Accepted on 2017/10/18
- [2] S. Deterding, D. Dixon, R. Khaled, L. Nacke, "From game design elements to gamefulness: defining gamification", In Proceedings of the 15th international academic MindTrek conference: Envisioning future media environments, pp.9-15, 2011, ACM
- [3] S. Kim, "Gamification in Learning and Education: Enjoy learning like gaming(Eng 1st edition, Kor 2nd edition), Hongrung Pub. 2014
- [4] K. Werbach, D. Hunter, "The Gamification Toolkit: Dynamics, Mechanics, and Components for the Win", Wharton Digital Press, 2015
- [5] B. Morschheuser, J. Hamari, K. Werder, J. Abe, "How to gamify? A Method for designing gamification", Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences 2017, pp1298-1307. 2017
- [6] A. Marczewski, "A Revised Gamification Design Framework", Gamified UK, 2017
- [7] Y.K. Chou. "Actionable gamification: Beyond points." Badges, and Leaderboards, Kindle edition, Octalysis Media. 2015
- [8] R. Bartle, "Hearts, Clubs, Diamonds, Spades: Players who suit MUDs.", Journal of MUD research, Vol.1 ,No. 1, 1996
- [9] R. Bartle, "Virtual worlds: Why people play", Massively multiplayer game development, Vol. 2, No. 1, 2005
- [10] L.S. Ferro, S.P. Walz, S. Greuter, "Towards personalised, gamified systems: an investigation into game design, personality and player typologies", In Proceedings of the 9th Australasian Conference on Interactive Entertainment: Matters of Life and Death, p. 7, 2013, ACM
- [11] L.E. Nacke, C. Bateman, R.L. Mandryk, "BrainHex: preliminary results from a neurobiological gamer typology survey", In international Conference on Entertainment computing., pp.288-293, 2011
- [12] L.X. Sun. F. Xu. Y.Z. Liang. Y.L. Xie. R.Q. Yu. "Cluster analysis by the K-means algorithm and simulated annealing". Chemometrics and intelligent laboratory systems. Vol. 25. No. 1. p51-60. 1994
- [13] P.J. Rousseeuw. "Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis". Journal of computational and applied mathematics. Vol. 20. pp53-65. 1987
- [14] S. Kim, J. Beak, B. Kang. "Group Search Optimization Data Clustering Using Silhouette". The Korea Operations Research and Management Science Society, Vol. 42, No. 3, pp.25-34. 2017
- [15] S. Park, S. Kim, "A Validation of Differences in Academical Achievement among Bartle's Player Types in Educational Gamification Environments", Journal of Korea Game Society, 17(4), pp25-36, 2017
- [16] B. Monterrat, M. Desmarais, E. Lavoue, S. George, "A player model for adaptive gamification in learning environments". In International Conference on Artificial Intelligence in Education, pp.297-306, Springer International Publishing, 2015



박 성 진(Sungjin Park)

약 력 : 강원대학교 시스템경영공학과 박사과정

관심분야 : 기술경영, 게이미피케이션



강 범 수(Bumsso Kang)

약 력 : 강원대학교 시스템경영공학과 석사과정

관심분야 : 빅 데이터, 데이터 클러스터링



김 성 수(Sungsoo Kim)

Arizona State University Ph. D(Industrial Engineering)
현재 강원대학교 시스템경영공학과 교수

관심분야 : 빅 데이터, 시스템 최적화



김 상 균(Sangkyun Kim)

연세대학교 인지과학(컴퓨터산업공학) 박사
현재 강원대학교 시스템경영공학과 교수
한국공학교육학회 편집위원

관심분야 : 기술혁신, 게이미피케이션
