

액션게임의 융합적 난이도보상에 관한 연구

이훈우[†], 조동민^{**}

A Study on the Converged Difficulty Rewards of Action Game

Li Xin Yu[†], Cho, Dong Min^{**}

ABSTRACT

When people enjoy something, they want to be repeated and focus on actions that are rewarded. The same applies to games. The purpose of this study is to ensure that the game continues to enjoy itself over and over again. Based on the artificial reward of the game, two reward methods of the game are studied. It finds Converged Difficulty Reward elements of action game through Confirmatory factor analysis in AMOS.

Key words: Converged Difficulty Rewards, Action Game, Game Difficulty

1. 서 론

최근에 인터넷 시대가 도래하면서 게임이 급속히 발전하고 있다. 게임은 지금 현대사회 중에서 잠재력과 발전력을 큰 미래성장형 산업이다. 해외 기업들의 진출로 업체 간의 경쟁이 날로 심해지고 있으며, 중국 정부의 다양한 지지와 함께 최근 중국 게임업체들의 개발을 강화하고 있다. 중국 현지 시장과 사용자들의 성향을 파악하며 게임 디자인 요소를 더 체계적으로 개발하는 것을 중국 게임 업체에 제일 큰 해결책으로 간주할 수 있다. 중국은 플레이어의 수가 많고 게임 구매량이 많다. 하지만 중국은 게임 개발이 미숙한 단계이며 디자인부터 개발까지 자체 개발 게임이 부족하다. 이러한 치열한 경쟁 환경에서 생존하기 위해서는 중국 게임사용자의 취향에 맞는 게임을 개발하는 것이 매우 중요한 문제이다.

라프 코스터 Raph Koster의 ‘게임 디자인의 재미 이론 (A Theory of Fun for Game Design)’이 책에서는 모든 게임이 사실 위험이 적은 학습 도구이며, 학

습과 즐거움을 동시에 제공하는 에듀테인먼트(edutainment)라고 전제했다. 즐거운 학습은 엔도르핀을 발산시켜 학습을 강화하고 플레이어에게 즐거움을 준다[1]. 반복은 게임 플레이의 기본적인 측면 중 하나이다. 사람들은 어떤 것을 즐길 때 반복되길 원한다. 이는 게임과 놀이에도 같게 적용된다. 많은 사람은 반복을 부정적인 단어로 생각한다. 그러나 비디오 게임을 제작하려면 반복을 잘 수용해야 하며, 이 반복을 계속 흥미롭고 매력적이며 만족스럽게 만드는 상황을 제공해야 한다[2].

핵심 게임 플레이 루프(Core Gameplay Loop)[3]은 게임 디자인의 중심 요소다. 게임 디자이너는 관객들이 다양한 만족을 느끼며 완료할 수 있도록 커다란 디자인 목표를 세부적인 구성 요소로 잘게 나누어야 한다. 핵심 게임 플레이 루프란 게임 디자이너가 게임 플레이 경험의 기초를 제공하는 중심적이고 반복되는 게임 메커닉스(Game Mechanics)를 명확하고 신중하게 정의한 후 이를 세분화해야 한다는 원리다. 궁극적으로 핵심 게임 플레이 루프는 청중을 오

※ Corresponding Author: Dong-Min Cho, Address: (54896) 567, Baekje-daero, Deokjin-gu, Jeonju-si, Jeollabuk-do, Korea, TEL: ***-****-**** FAX: +82-63-270-3755, E-mail: mellgipson@daum.net
Receipt date: Apr. 1, 2021, Revision date: Jul. 1, 2021

Approval date: Jul. 14, 2021

[†] Dept. of Design&Manufacturing Engineering, Jeonbuk National University
(E-mail: danteleexy@naver.com)

^{**} Dept. of Industrial Design, Jeonbuk National University

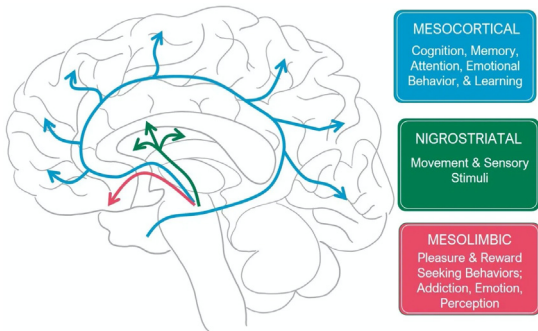


Fig. 1. Dopamine pathways and their related cognitive processes [4].

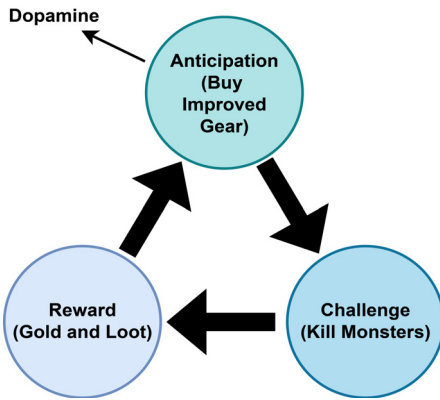


Fig. 2. The compulsion loop in games [5].

랫동안 만족시키는 열쇠다.

본 연구의 목적은 게임을 반복하면서 게임의 즐거움을 지속해서 얻을 수 있도록 하기 위함이다. 중국 유저를 설문조사 대상으로 게임의 인공적 보상을 바탕으로 게임의 두 가지 보상방식을 연구한다. 액션 게임 융합적 난이도 보상 요소를 찾아낸다. 게임에 어떻게 중독되는지, 게임을 중간에 포기하지 않는지 중국 게임 시장 디자인 개발에 가장 중요하다. 중국 유저들을 대상으로 설문조사를 통해 중국 유저의 게임 취향을 이해하고 액션 게임 연구 및 개발 때 효과적으로 활용할 수 있는 실증적인 자료를 제공하고자 한다.

2.1 게임 난이도

난이도는 유저가 게임 경험을 통해 진척시키기 위해 요구되는 숨씨의 양을 말하며, 난도가 높을수록 분명 더 많은 숨씨가 요구된다.

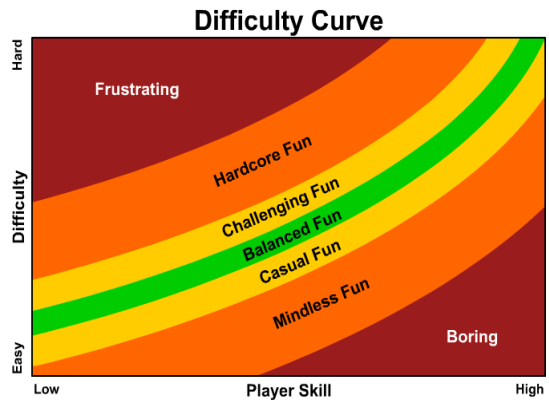


Fig. 3. Game difficulty [6].

게임의 난이도는 크게 게임 그 자체의 난이도와 게임 시스템적인 난이도로 나눌 수 있다. 한 지도에서 적이 얼마만큼 나오고 그들은 무슨 종류고 어떤 공격 형태를 보였는가, 게임을 진행함에 필요한 아이템이나 단서들이 잘 배치되어 있느냐 등의 문제. 후자는 대표적으로 유저 인터페이스, 난이도나 상태 이상까지 고려한 유저 및 적의 이동 능력&체력 및 기술(혹은 무기) 세이브나 컨티뉴(Continue)의 제약 등도 있다. 너무 쉬우면 유저가 게임을 속달했다고 생각해 그만두게 만들며, 너무 어려워도 유저가 좌절하거나 치트 엔진(Cheat Engine)을 쓸 위험성이 있다. 약간 쉽거나 약간 어려운 난이도가 가장 적절한 난이도 있다. 게임 유저의 구성과 게임 장르가 점차 다양해지고 게임 승리를 위한 플레이 과정이 점점 복잡해져 게임 밸런스는 단지 수학만을 통해 근본적인 문제를 해결할 수 없게 되었다[7]. 현재 자주 사용되는 연구 방법 중 하나로 유저들이 게임을 플레이 한빅 데이터를 활용하여 게임 밸런스가 조절되고 있다[8]. 그렇기에 이런 난이도 조율은 게임 개발사의 진정한 역량이라 할 수 있는 부분이다.

2.2 게임 보상

다른 생명체들처럼 사람은 보상이 따르는 행동에 집중한다[9]. 이러한 행동 각각은 뇌 안의 중독 경로(Addiction Pathways)를 자극하고, 뇌는 보상을 생각하게 된다. 도파민 반응은 자연적인 보상이다. 인공적 보상은 전리품과 같은 물질적인 보상과 게임에서 제공되는 성장, 메달, 업적 등을 포함한다[10].

게임 보상(Game Rewards)은 플레이어들이 어떤

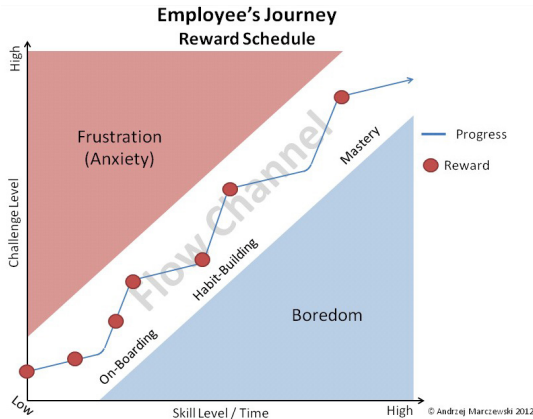


Fig. 4. Employee's journey reward schedule [11].

일을 끝마쳤거나 달성했을 때 주어진다[12]. 보상에
 는 두 가지 기본 형식(고정보상과 가변보상)이 있다.
 개발자가 괴물 사냥이 핵심인 게임을 만들 때, 고정
 보상 및 가변보상 두 가지 방식이 있다. 고정보상
 (Fixed rewards)은 예를 들어 '이 임무를 일주일 내
 에 끝내면 50코인을 받는다.'라는 식이다. 이러한 보
 상은 플레이어에게 명확하며, 플레이어들은 과업을
 완수했을 때 보상받을 것을 기대하게 된다. 가변보상
 (Variable rewards)은 흔히 괴물이나 적을 물리 쳤을
 때 떨어지는 전리품 'loot drops'에 해당한다. 만일
 플레이어가 특정 행동으로 얻게 될 보상을 정확하게
 알고 있다면 놀라움은 사라진다[13].

고정보상은 플레이어는 괴물을 처치하면 얻게 될
 보상들에 대해 대략적으로는 알 수 있다. 그들이 받
 는 보상은 게임을 계속하도록 이끌기에 충분하다는
 것이다. 가변보상은 플레이어는 괴물을 처치하면 얻
 게 될 보상들에 대해 대략적으로는 알지만, 정확히
 어떤 보상을 얻게 될지는 잘 모를 수 있다. 어떤 경우
 에는 어떤 보상을 얻을지 확실하게 예측할 수 있지
 만, 가변성이 커서 얼마나 반복해야 할지는 모를 수
 도 있다.

3. 게임 융합적 난이도보상 요소 실증연구

3.1 연구 설계 및 수립

본 연구 목적은 액션 게임 난이도와 보상해 주는
 영향 관계를 파악하고자 한다.

<연구 문제1> 액션 게임 난이도 보상에 영향을 미
 치는 요인은 무엇인가.

<연구 문제2> 융합적 난이도 보상 요인은 상관관
 계는 무엇인가

연구 문제 검증을 위하여 특히 액션 게임에서 게
 임을 즐기는 PC(Program counter), 플레이스테이션
 (PlayStation), 마이크로소프트(XBOX) 등의 플랫폼
 에서 호스트 게임 있는 중국 플레이어 대상으로 정한
 다. 설문대상 인원의 정보는 총 128명이었으며, 이들
 의 성별 특성으로는 남성 75명 (58.6%), 여성 53명
 (41.4%)의 분포를 보였다. 게임 숙련도로는 초급 50
 %, 중급 40.6%, 고급 9.4%인 것으로 나타났다. 1차
 실험에서 게임의 난이도 고정보상과 가변보상을 요
 인분석 실시하고자 2021년 1월 2일부터 2월 25일까
 지 연구 데이터 수집을 위해 온라인을 통해 개방형
 설문조사를 진행하였다. 설문지 문항 구성은 게임과
 관련된 연구물 중에서 본 연구에 적합한 설문 문항을
 추출하여 경우는 게임 분석 내용을 참고하고 본 연구
 자가 새롭게 작성한다. 3개 기본 문제(성별, 연령, 게
 임이 어려울 때 보상의 필요성), 13개 액션 게임의
 난이도 요소와 게임 보상 결합한 문항으로 고정보상
 과 가변보상 두 부분 설문지로 구성되어 리 커트 척
 도(Likert scale) 5점 척도로 진행하였다. (총 26개 문
 제) 실험 설계는 (Table 1)과 같다. 2차 실험에서 융
 합적 난이도 보상 요인의 관계에 이해하기 위하여
 상관 분석을 진행하였다. 즉, 융합적 난이도 보상 요
 인 상호 간의 영향을 이해하다.

3.2 게임 융합적 난이도보상 요소추출

액션 게임 난이도 요소[13]로 연구 대상으로 고정

Table 1. Experiment Process.

Experiment		Research Method
Research Question 1	Extract Converged difficulty reward factors	Exploratory factor analysis Confirmatory factor analysis
Research Question 2	The interrelation of Converged difficulty reward factors	Related analysis

Table 2. Converged difficulty reward elements.

Fixed/Variable	Element	Fixed/Variable	Element
F1/V1	User low Health Points	F8/V8	Find the hidden path
F2/V2	Difficulty in achieving the task	F9/V9	Immediate death element
F3/V3	Enemies with high health	F10/V10	Limit user terrain structure
F4/V4	Flying enemies	F11/V11	Limit user game system
F5/V5	Many enemies attack users	F12/V12	Game project limit
F6/V6	Complex operation	F13/V13	Hinder game perspective
F7/V7	Various traps		

보상 및 가변 보상과 난이도 요소를 결합하여 융합적인 난이도 보상 요소를 추출했다.

본 연구에서 액션 게임 융합적 난이도 보상 추출한 요소는 유저의 낮은 체력, 까다로운 미션 달성 조건, 높은 적의 체력, 날아다니는 적들, 유저를 공격하는 많은 적, 복잡한 조작감, 각종 함정, 어려운 길 찾기, 떨어진 후 즉시 유저를 제약하는 지형 구조, 유저를 제약하는 시스템, 아이템 제한, 안 좋은 카메라 시야 총 13가지 구성하였다.

4. 실험 결과 및 검증

4.1 융합적 난이도보상 요소에 탐색적 요인분석

먼저 융합적 난이도 보상 추출한 요소를 고정보상과 가변보상 두 부분으로 나뉜 설문지로 1차 실험을 진행하였다. 수집된 설문지는 SPSS (Statistical Package for Social Science) 프로그램을 활용하여 정리한 후, 탐색적 요인분석(EFA: Exploratory Factor Analysis)을 실시하였다.

액션 게임의 융합적 난이도 보상 요인의 유효성 (Validity)은 KMO와 Bartlett의 검증을 살펴본 결과 값이 KMO>. 5, 유의확률 (p 값)<.05를 만족함으로 요인분석을 하기에 적합한 것으로 나타났다. 탐색적 요인 분석 결과 Table 2에 5개 요인이 추출되었고, 고정보상의 총 분산(Cumulative Variance)은 87% 이상을 설명하고 있다. 가변보상의 총 분산은 78% 이상을 설명하고 있다.

4.2 융합적 난이도보상 요소에 확인적 요인분석

액션 게임 융합적 난이도 보상 요소를 통해 고정 및 가변보상의 구조방정식 연구 모델은 실증연구를 진행하였다. 탐색적 요인분석을 참고하여 연구의 초

기 모델을 수립하였다(Fig. 5).

2차 실험에서 구조방정식 모델을 진행하였고 확인적 요인분석(CFA: Confirmatory Factor Analysis)을 실시하였다. 본 연구에서 측정모형의 신뢰도 및 타당도 검증을 위해 신뢰도 분석과 확인적 요인분석(CFA) 결과는 Table 3과 같다. 모든 측정변수 및 측정항목 비표준화 λ 의 t 값(critical ratio)은 $P<.05$ 기준에서 $t>1.96$ 이상을 보이며, 설정된 변수 및 측정항목의 관계가 부합되는 것을 확인하였다.

$$CR = (\sum \lambda)^2 / (\sum \lambda)^2 + \sum \epsilon \tag{1}$$

또한, 측정변수들의 표준화 λ 값은 모두 0.7 이상이 바람직하며, 측정모형의 개념 신뢰도를 검증하기 위해 표준화 λ 와 측정변수의 오차인 분산(Variances) 값으로 산출한 개념 신뢰도 (C.R. : Construct Reliability) 값이 모두 0.7 이상으로 나타났다,

$$AVE = (\sum \lambda^2) / N \tag{2}$$

평균분산 추출(AVE: Average Variance Extracted) 값은 모두 0.5 이상으로 나타나서 기준치에 부합되었다. 요인은 신뢰도를 나타내는 Cronbach의 알파 계수가 모두 0.6 이상으로 표시되어 신뢰도에 문제가 없는 것으로 확인하였다.

고정보상의 측정모형에 대한 적합도 지수값을 살펴보면 $\chi^2/DF(Q값)=1.829$, $GFI=0.890$, $CFI=0.965$, $NFI=0.927$, $RMSEA=0.083$ 으로 나타났다. 추출된 5개의 요인을 다음과 같이 명명하였다. 요인1은 ‘방해 유저 보상 (HUR)’은, F13, F1 두 가지 요소로 구성되었다. 요인2는 ‘성취 달성 보상 (AAR)’의로, F2, F6, F3 세 가지 요소로 구성되었다. 요인3은 ‘적을 격살 보상 (KER)’의로, F4, F5 두 가지 요소로 구성되었다. 요인4는 ‘복잡 장면 보상 (CSR)’의로, F7-F9 세 가지 요소로 구성되었다. 요인5는 ‘게임 설정 보상

Table 3. Exploratory factor analysis results (EFA).

Factor	No.	Ingredient					No.	Ingredient				
		1	2	3	4	5		1	2	3	4	5
(HUR) Hinder Users Reward	F13	.844					V13	.912				
	F1	.804					V1	.914				
(AAR) Achievement Achieved Reward	F2		.886				V2		.899			
	F6		.833				V6		.899			
	F3		.805				V3			.832		
(KER) Kill Enemy Reward	F4			.856			V4			.896		
	F5			.870			V5			.876		
(CSR) Complex Scene Reward	F7				.918		V7				.855	
	F8				.901		V8				.880	
	F9				.823		V9				.868	
(GSR) Game Setup Reward	F10					.846	V10					.836
	F11					.869	V11					.853
	F12					.844	V12					.853
Cumulative Variance		46.672	66.003	76.065	83.234	87.416		21.487	40.076	55.105	67.242	78.426
KMO (Kaiser-Meyer-Olkin)		.834					.632					
Bartlett's test of sphericity		.000					.000					

Table 4. Confirmatory factor analysis results (CFA).

	No.	λ	t	p	C.R	AVE	α	No.	λ	t	p	C.R	AVE	α
HUR	F13	.923	-	-	.850	.739	.915	V13	.871	-	-	.899	.818	.807
	F1	.914	15.21	***				V1	.783	2.01	*			
AAR	F2	.763	-	-	.893	.737	.818	V2	.781	-	-	.866	.764	.783
	F6	.867	8.02	***				V6	.824	2.65	**			
	F3	.705	7.32	***										
KER	F5	.849	-	-	.892	.805	.862	V3	.807	-	-	.943	.848	.844
	F4	.893	8.91	***				V4	.892	8.90	***			
								V5	.710	7.98	***			
CSR	F7	.959	-	-	.910	.773	.941	V7	.805	-	-	.893	.736	.841
	F8	.927	19.65	***				V8	.846	8.52	***			
	F9	.877	16.51	***				V9	.747	8.07	***			
GSR	F10	.949	-	-	.903	.757	.935	V10	.765	-	-	.853	.661	.821
	F11	.854	15.03	***				V11	.865	7.75	***			
	F12	.926	19.11	***				V12	.710	7.32	***			
적합도 $\chi^2/DF(Q값)=1.829$ GFI=.890, CFI=.965 NFI=.927, RMSEA=.083								적합도 $\chi^2/DF(Q값)=0.936$ GFI=.943,CFI=1 NFI=.920, RMSEA=.000						

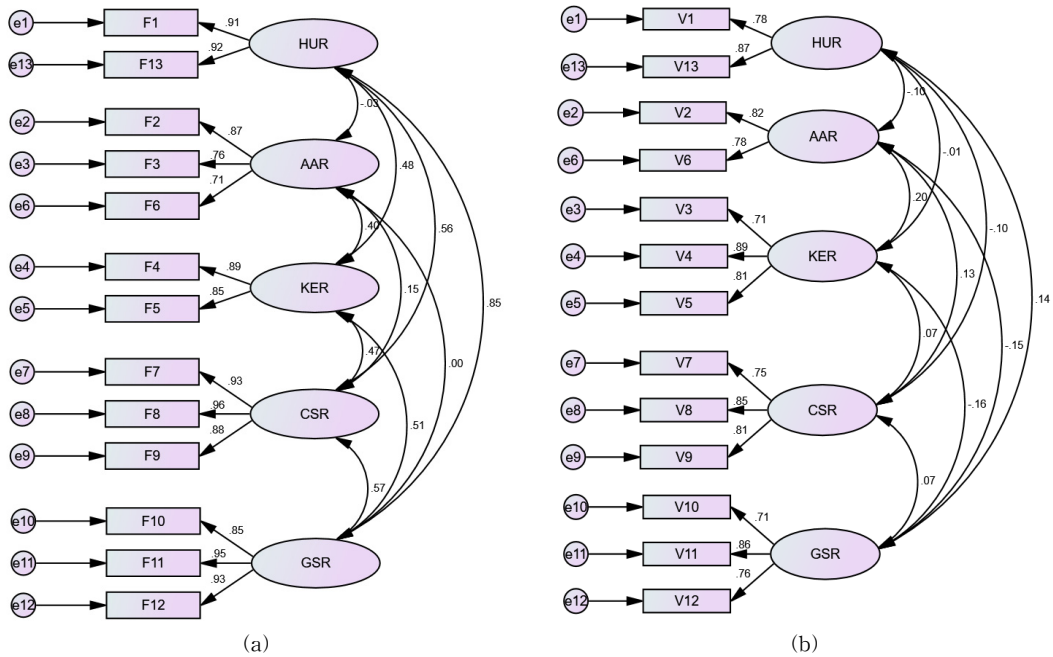


Fig. 5. AMOS Model. (a) Fixed reward Model and (b) Variable reward Model.

(GSR)'의로, F10-12 세 가지 요소로 구성되었다.

가변보상의 측정모형 적합도 지수 값을 살펴보면 $\chi^2/DF(Q값)=0.838$, $GFI=0.943$, $CFI=1$, $NFI=0.920$, $RMSEA=0.000$ 으로 나타났으며, 결론적으로 모형의 적합도 지수가 양호한 것으로 판단되었다. 추출된 5 개의 요인 중에 요인2는 '성취 달성 보상 (AAR)'의로, V2, V6 두 가지 요소로 구성되었고 요인3은 '적을 격살 보상 (KER)'의로, V3-5 세 가지 요소로 구성 되었다. 다른 요인은 구성 상황을 고정보상과 일치한다. 고정보상의 적합도 지수 $RMSEA=.083(>0.05)$, 적합도가 좋지 않아 모형을 수정해야 한다.

Table 5. Fixed reward structural model modification index and conformity.

	M.I	Correlation coefficient	p
e7<-->KER	9.813	.311	**
e9<-->GSR	9.105	.163	**
e1<-->e12	8.709	-.471	**
e3<-->GSR	7.046	-.152	*
적합도 $\chi^2/DF(Q값)=1.243$ $GFI=.927$, $CFI=.990$, $NFI=.954$, $RMSEA=.045$			

AMOS Modification Indices에서는 변수 간 수정 지수(M.I) Table 5를 출력하는데, 상관관계를 추가 적으로 설정하거나 변수 간의 영향을 설정함으로써 적합도가 높아야 한다. 수정지수 참고하여 고정보상의 M.I 수정모형을 Fig. 6과 같다.

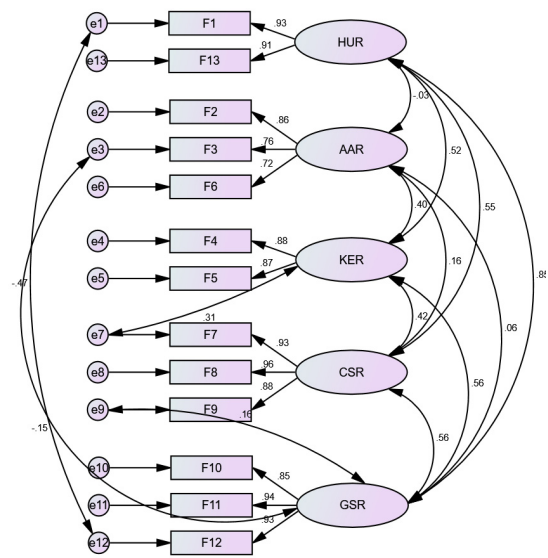


Fig. 6. AMOS Fixed reward M.I. model.

Table 6. Fixed reward correlation results.

	HUR	AAR	KER	CSR	GSR
HUR	1.00				
AAR	-.030(.000)	1.00			
KER	.515(.265)**	.397(.157)**	1.00		
CSR	.546(.298)**	.156(.024)	.423(.178)**	1.00	
GSR	.847(.717)**	.060(.003)	.561(.314)**	.563(.316)**	1.00

4.3 융합적 난이도보상 요소에 상관분석

고정보상의 난이도 보상 융합 요인은 상관관련이 Table 6보면 ‘방해 유저 보상(HUR)’과 ‘게임 설정 보상 (GSR)’은 가장 밀접한 관계($r=.847^{**}$)로 나타났다. ‘방해 유저 보상(HUR)’과 ‘적을 격살 보상(KER)’, ‘복잡 장면 보상 (CSR)’은 밀접한 관계($r=.515^{**}$), ($r=.546^{**}$)로 나타났다. ‘성취 달성 보상(AAR)’과 ‘적을 격살 보상(KER)’은 상관관계($r=.397^{**}$)로 나타났다. ‘적을 격살 보상(KER)’과 ‘복잡 장면 보상 (CSR)’, ‘게임 설정 보상 (GSR)’은 상관관계($r=.423^{**}$), ($r=.561^{**}$)가 있는 것으로 나타났다. ‘복잡 장면 보상 (CSR)’과 ‘게임 설정 보상 (GSR)’은 ($r=.563^{**}$)관계가 있는 것으로 나타났다.

그리고 M.I 수정을 통해서 요소 7 (각종 함정)과 ‘적을 격살 보상(KER)’, 요소 9 (떨어진 후 즉사 요소)와 ‘게임 설정 보상 (GSR)’ 상관성이 생겼다. 요소 3 (높은 적의 체력)과 ‘게임 설정 보상 (GSR)’, 요소 1 (유저의 낮은 체력)과 요소 12 (아이템 제한) 각각 부정적 관계가 있는 것으로 나타났다. 실험 결과 가변보상의 융합적 난이도보상 요인들 상관관련이 없는 것으로 나타났다.

5. 결 론

본 연구에서 융합적 난이도 보상 요소 관련하여 연구의 결론은 다음과 같다.

Table 7에서 고정 보상과 가변 보상은 3번 요소

Table 7. Converged difficulty reward survey average results.

Fixed reward	Average value	Variable reward	Average value
F2	4.36	V3	4.57
F3	4.42	V4	4.39

(높은 적의 체력)로 가장 높은 점수를 얻었다. 높은 체력의 적은 게임에서 일반적으로 적의 두목이나 보스(Boss) 가리키는데, 보통 적보다 격파하기 어렵다. 그래서 보상에 대한 유저의 기대치 및 필요성이 더 높으며 보상은 유저의 게임 능력을 인정하는 것이다. 고정 보상 2위는 2번 요소(까다로운 미션 달성 조건), 게임에서 달성된 미션을 보상이 제공된다. 플레이어에게 게임을 계속하게 하여 게임 스토리(Story)의 발전을 추진한다. 가변 보상 2위는 4번 요소(날아다니는 적들), 적의 종류가 다르므로 두목이나 특수한 적을 격파할 때 유저는 무작위적인 보상을 받기를 더 기대한다. 유저는 가변 보상에 대한 기대치 및 필요성이 더 높다. 고정 보상 선택한 유저는 필요한지 아닌지 미리 알 수 있다. 필요한 보상은 유저들의 투자를 불러일으킬 수 있으며 미션이나 목표를 달성할 수 있는 동력이 된다. 가변 보상은 유저가 무작위적으로 보상을 받으며 유저에게 특별한 경험을 가질 수 있다.

액션 게임에 대해 난이도 요소의 밀접한 상관성을 확인하였다. 확인적 요인분석을 통해 추출된 융합적 난이도 보상의 결과요인 속성은 ‘방해 유저 보상 (HUR)’, ‘성취 달성 보상(AAR)’, ‘적을 격살 보상 (KER)’, ‘복잡 장면 보상(CSR)’, ‘게임 설정 보상 (GSR)’, 5가지로 분류됐다. 유저가 게임에서 겪는 어려움은 주로 유저 자신의 캐릭터, 미션 성취, 적, 장면 및 게임 설정의 제한이다. 낮은 체력, 시야가 좋지 않으면 유저에게 게임 방해로 조성하며, 보상하면 방해를 줄일 수 있다. 미션 완성, 우수한 게임 조작 이런 성취를 달성하면 보상을 준다. 게임 중 적을 격살한 후 보상을 주면 유저는 원동력이 생길 수 있고 게임을 계속한 생각을 들다. 게임에서 복잡한 장면 디자인을 하여 유저를 제약하는 설정도 많은 유저들에게 폐를 끼친다. 게임 보상 이러한 난이도에 따른 문제를 잘 해결할 수 있다.

높은 적의 체력은 보통 게임에서는 두목이나 보스의 역할이 있다. 이 적 캐릭터는 일반적으로 보통의 적보다 훨씬 강하게 설정되어 있으며 보통 적이 하지 못하는 강하고 특수한 공격을 가할 수 있다. 게임에서 보스와 전투하는 장면은 보통 ‘보스전’이라고 불린다. 유저가 ‘보스전’ 전에 보상이 뭔지 알면 이기려는 욕구가 커진다. 보상을 받기 위해 보스를 더 격파하고 싶다. ‘보스전’은 융합적 난이도 보상 요소(고정 보상)에서 성취를 달성의 한 형태로 볼 수 있다.

액션 게임 융합적 난이도 보상 요소에서 가변 보상이 서로 영향을 미치지 않는다. 가변 보상은 무작위성, 미지성을 가지고 있으며 모든 요소는 독립적인 존재이다. 추출한 액션 게임의 융합적 난이도 보상 요소의 관계를 보면, 방해 유저 보상과 게임 설정 보상 관계가 가장 밀접하다. 유저에게 보상을 함으로써 게임 설정의 제약에 직접적인 영향을 미칠 수 있으며 동시에 적을 격파하는 데에도 영향을 끼친다. 이에 따라 유저에게 보상을 해주면 게임을 계속하는 동기 부여와 자신감이 생긴다. 또한, 적을 격살 보상과 성취 달성 보상, 복잡 장면 보상, 게임 설정 보상을 4가지 요인 모두 서로 상관관계가 나타났다. 게임에서 연동되는 보환적 관계임을 암시한다. 액션 게임에서 적을 격살 보상은 성취, 장면, 설정에 중요하다는 것을 인식한다.

수정 후에 추가한 요소의 상관관계를 살펴보면, 각종 함정은 한편으로는 유저에게 피해를 주지만, 어떤 유저들은 함정으로 적을 격살한다. 떨어진 후 즉사 요소는 게임에서 단순히 장면뿐 아니라 설정에도 영향을 미친다. 게임 설정에서 방해 유저 기준을 낮추면 보스를 격살에 도움이 된다. 반대로 보스를 격살하는 거 어렵다. 초기에 유저가 낮은 체력, 게임 설정에서 다른 아이템 제한이 있을 때 유저의 게임 체험에 부정적인 영향을 미칠 수 있다.

본 연구의 실험을 응답자의 성별 특성 등 따라 다른 결과를 보일 가능성이 있다. 액션 게임 하여 남성이 여성보다 더 높은 체험적 지각을 한다는 성별 차이에 대한 연구 성과들이 존재한다. 게임 융합적 난이도 보상에 대한 느낌도 남녀별 차이가 존재할 가능성이 있으며, 이에 대한 추가적 검증이 필요하다.

융합적 난이도 보상은 게임에서 나타나는 난이도 요소와 보상을 융합하여 적절한 보상 범위 및 방식을 찾는 것이다. 이에 대한 보상은 게임의 재미를 더하

고 중독성을 높인다. 유저 방해, 미션 성취, 적, 장면, 게임 설정의 다섯 가지 측면에서 게임 주제, 플레이 방법, 스토리 등에 따라 보상하는 데 중점을 둘 수 있다. 보상장르는 디자인팀에서 게임 장르에 따라 정할 수 있다. 그러나 미션 성취에 고 형량 적군이 나타나면 고정 보상의 효과는 더욱 높아진다.

마지막으로 액션 게임 디자인 및 개발에 관한 연구의 중요성을 부각하게 시켰다. 기존 선행 연구들은 핵심 게임 플레이 루프나 게임 중독과 게임 난이도 보상적인 중심으로 연구를 진행하였다. 중국 유저를 대상으로 조사 실험을 통해 이는 게임의 난이도 보상을 정당하게 인식하는데, 본 연구에서는 중국 액션 게임을 개발하거나 융합적 난이도 보상 요인 변수들을 본격적으로 연구에 활용하였다.

REFERENCE

- [1] R. Koster, *A Theory of Fun for Game Design*, Paraglyph Press, 2004.
- [2] W. Despain, *100 Principles of Game Design*, Eikon, pp. 44, 2014.
- [3] W. Despain, *100 Principles of Game Design*, Eikon, pp. 92, 2014.
- [4] Dopamine, Smartphones & You: A battle for your time(2018). <https://sitn.hms.harvard.edu/flash/2018/dopamine-smartphones-battle-time> (accessed December 23, 2020).
- [5] Compulsion loop(2020). https://en.wikipedia.org/wiki/Compulsion_loop (accessed December 25, 2020).
- [6] Four Tricks to Improve Game Balance(2012). https://www.gamasutra.com/blogs/DavidMaletz/20120913/177683/Four_Tricks_to_Improve_Game_Balance (accessed December 30, 2020).
- [7] Game difficulty(2020). <https://namu.wiki/history/Game%20difficulty> (accessed December 30, 2020).
- [8] L. Jing, “Study on Influencing Factors of Camera Balance in MOBA Games - Focused on,” *Korea Multimedia Society*, Vol. 23, No. 12, pp. 1566, 2020.
- [9] T.M. Powledge, “Addiction and the Brain: The Dopamine Pathway is Helping Researchers

Find Their Way Through the Addiction Maze,” *Bio Science*, Vol. 49, No. 7, pp. 513-519, 1999.

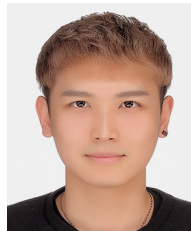
[10] W. Despain, *100 Principles of Game Design*, Eikon, pp. 152, 2014.

[11] Flow, Player Journey and Employee Satisfaction(2015).
<https://www.gamified.uk/2012/11/30/flow-and-satisfaction> (accessed December 30, 2020).

[12] H. Wang and C.T. Sun, “Game Reward Systems: Gaming Experiences and Social Meanings,” *Proceedings of DiGRA 2011 Conference: Think Design Play*, 2011.

[13] W. Despain, *100 Principles of Game Design*, Eikon, pp. 186, 2014.

[14] L.X. Yu, “A Study on the Complex Difficulty Factor according to Multilateral User Tendency of Action Game,” *The Korean Society of Science&Art*, Vol. 39, No. 1, pp. 383-393, 2021.



이 혼 우

2015년~2019년 전북대학교 산업
디자인학과 석사
2019년~현재 전북대학교 디자인
제조공학과 박사과정
관심분야: 게임 디자인, 게임 평
형 디자인



조 동 민

2009년~現 전북대학교 산업디자
인학과 교수
2008년~2009년 서강대학교 게임
교육원 전임강사
2004년~2006년 MFA, AAU, San
Francisco, USA

관심분야: 게임 디자인, 시각 디자인