

MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스 개선을 위한 게임 요인 분석 연구

이 정 *

조 동 민 **

* 전북대학교 대학원 디자인제조공학과 박사과정

** 전북대학교 산업디자인학과 교수

A Study on Game Factor Analysis for Improving the Convergent Balance of MOBA Game Characters

Li Jing *

Cho, Dong Min **

* Ph. D. Course, Dept. of Design and Manufacturing Engineering, Jeonbuk National University

** Professor, Dept. of Industrial Design, Jeonbuk National University

** Corresponding Author : Cho, Dong Min mellgipson@daum.net

THE KOREAN SOCIETY OF SCIENCE & ART

한국과학예술융합학회

THE KOREAN SOCIETY OF SCIENCE & ART Vol.39(4)_Regular article or full paper

* Contribution : 2021.08.11_Examination : 2021.09.12_Revision : 2021.09.24_Publication decision : 2021.09.30

목차

Abstract

국문초록

I. 서론

1.1 연구배경 및 목적

1.2 연구방법 및 범위

II. 연구 프로세스

III. 이론적 고찰

3.1 게임 데이터로 분석한 기존 연구사례

3.2 게임 융합적 밸런스

IV. 실증연구

4.1 변인 간의 상관관계 및 기술통계

4.2 가설 모형 검증

4.3 수정 모형 검증

4.4 캐릭터 승률과 변인 간의 효과 및 판별

V. 결론

5.1 결과 분석 및 제언

5.2 향후연구 및 연구한계

Reference

Endnote

Abstract

This study starts with character balance, which is the most important factor to improve the balance of MOBA games. Therefore, this study was conducted using data reflecting user experience on the op.gg site for the purpose of verifying convergent balance and presenting improvement measures for existing released MOBA game characters. First, collectible data was classified into time elements and object elements. In the same dimension, path analysis was performed with factors classified into object elements to consider causality of factors. Second, the character winning rate by role group was determined by determining the character winning rate by "counter character", "strong character", "run", and "core item" factors that have direct and indirect effects on "character winning rate" to determine whether balance improvement is needed for object factors or time factors. Third, we presented characters that need improvement in time factors, which are 48% or less and 52% or more "character winning rate", and characters that need improvement in object factors

with 48% or less and 52% or more "character winning rate" and less than 10,000 plays. Based on these research results, characters with no error in identifying object factors should balance out "counter character," "strong character," "run," and "core item" at the identification ceremony, and if there is an error in identification, character properties that amplify as the character level rises.

국문초록

본 연구는 MOBA 게임 밸런스 개선을 위한 요인중 비중이 제일 크게 나타난 캐릭터 밸런스에서 시작되었다. 본 연구는 기존 출시된 MOBA 게임 캐릭터의 융합적 밸런스 검증 및 개선방안 제시를 목적으로 op.gg 사이트에 있는 유저의 경험이 반영된 데이터를 사용하여 연구를 이행하였다. 연구 내용 및 결과는 다음과 같다. 첫째, 수집 가능한 데이터를 시간 요인과 객체 요인으로 분류하였다. 같은 차원에서 요인들의 인과관계를 고찰하기 위해 객체 요소에 분류된 요인들로 경로 분석을 실시하였다. 둘째, '캐릭터 승률'에 직접효과와 간접효과를 가진 '카운터 캐릭터', '스트롱 캐릭터', '룬', '핵심 아이템' 요인으로 역할군 별 캐릭터 승률을 판별하여 객체요인에 대한 밸런스 개선이 필요한지 시간 요인에 대한 밸런스 개선이 필요한지를 판단하였다. 셋째, 48% 이하와 52% 이상 '캐릭터 승률'인 시간 요인 개선이 필요한 캐릭터를 제시하였고, 48% 이하와 52% 이상 '캐릭터 승률'이고 플레이 수가 10,000 미만인 객체 요인 개선이 필요한 캐릭터를 제시하였다. 이러한 연구결과를 바탕으로 판별식에서 객체요인 판별에 오차가 없는 캐릭터는 '카운터 캐릭터', '스트롱 캐릭터', '룬', '핵심 아이템'의 밸런스를 맞추어 밸런스 교정을 해야 하고, 판별에 오차가 있으면 캐릭터의 레벨이 올라가면서 증폭되는 캐릭터 속성을 교정해야한다.

Key Words

MOBA Game(MOBA 게임),

Game Convergent Balance(게임 융합적 밸런스),

Game Character Design(게임 캐릭터 디자인)

I. 서론

1.1 연구배경 및 목적

현재 비디오 게임 라이브 스트리밍 사용자 수가 점점 증가하고 있고,¹⁾ 스포츠와 이벤트로 진행되는 컴퓨터 게임인 e-Sports가 빠르게 성장하고 있다.²⁾ 게임 개발자들은 MOBA(Multiplayer Online Battle Arena) 게임의 밸런스를 한 스포츠 경기다운 공평 공정한 게임으로 만들기 위해 노력하고 있다.³⁾ MOBA 게임에서는 가장 숙련도가 높은 유저가 승리 할 수 있도록 게임 밸런스를 맞추는 것이 최적화 된 게임 밸런스이다. Ernest Adams는 기초적 의미에서 밸런스가 맞는 게임이 너무 쉽지도 않고 너무 어렵지도 않은 유저의 기술만을 자신의 성공을 결정하는 가장 중요한 요소로 만든다면 유저에게 공평하다고 제안하였다(Adams, 2010).⁴⁾

과거에는 게임 캐릭터 간의 밸런스를 단순히 수학적으로 혹은 최종 승률로 판단하였다. 하지만 게임 캐릭터 밸런스는 수학적인 캐릭터 속성에 의하여 형성되는 개인이 느끼는 주관적인 캐릭터 체험 요인이라고 할 수 있다. 최근에 들어 게임 캐릭터 밸런스 연구 분야에서는 수학적인 캐릭터 밸런스 보다는 유저의 캐릭터 체험을 우선으로 한 융합적인 밸런스 검증 방법을 강조하고 있다.⁵⁾

그럼에도 불구하고 유저의 캐릭터 체험을 기반으로 한 종합적인 캐릭터 밸런스 검증 연구는 여전히 부족하며, 특히 캐릭터의 상호작용을 고려한 밸런스 요인간의 검증과 캐릭터 역할별 분석된 캐릭터 융합적 밸런스 검증 연구는 미비한 상황이다.

따라서 본 연구의 목적은 다음과 같다. 첫째, MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스 검증 요인에 대해 분석한다. 캐릭터 게임 밸런스에는 시간에 따라 변화하는 요인이 있고, 캐릭터 자체 특성에 따라 정해진 밸런스 요인이 있다. 따라서 <League of Legends>에 있는 캐릭터들을 대상으로 게임 캐릭터 자체 특성을 바탕으로 한 밸런스 요인을 분석하고자 한다. 둘째, MOBA 게임에서 캐릭터 융합적 밸런스 검증을 위한 모형을 만들어 캐릭터 융합적 밸런스에 요인이 어떻게 캐릭터 밸런스에 영향을 미치는지 알아보하고자 한다. 셋째, 캐릭터 융합적 밸런스에 영향을 미치는 요인들이 각 캐릭터 역할에 대한 밸런스를 어떻게 판단하는지 알아보하고자 한다.

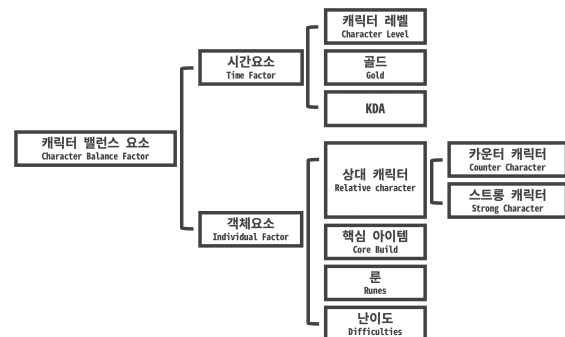
1.2 연구방법 및 범위

본 연구는 op.gg 사이트⁶⁾에서 수집할 수 있는 자료

들을 토대로 MOBA 게임 캐릭터의 게임 밸런스에 영향을 미치는 요인들의 특성에 대해 분석하고, 분석한 요인에 대한 경로를 설명하는 경로모형 구축 및 검증을 진행한다. op.gg는 <League of Legends>, <Overwatch>, <PlayerUnknown's Battlegrounds> 등의 e-Sports 게임 데이터를 수집하는 서비스 개발 사이트이며, 전세계 유저들이 자신의 게임 전적과 게임 이력을 자유롭게 공유할 수 있는 플랫폼이다. 본 연구는 2020년 11월 기준으로 출시한 캐릭터의 밸런스 요인의 데이터를 수집하고 캐릭터 역할군별 승률 50% 이상 집단과 50% 이하 집단을 판별하는 변수와 판별적중률을 확인하고 캐릭터 융합적 밸런스에 대한 수정방안을 제시한다.

정확한 데이터 수집을 위해 <League of Legends> API(Application Programming Interface)를 공개한 이후 API를 기반으로 하여 데이터를 확인할 수 있는 사이트 op.gg를 이용하였다.

수집 가능한 데이터 항목을 MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스 요인으로 선정하여 다음 <그림-01>과 같이 분류하였다.



<그림-01> MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스 요소

수집 가능한 캐릭터 융합적 밸런스에 관한 데이터 항목 설명은 다음과 같다.

캐릭터 레벨(Character Level): 게임 플레이시 캐릭터가 경험치의 취득을 통해 레벨이 올라간다. 경험치는 상대 팀원이나 게임 속에 괴물의 처치를 통해 얻을 수 있고, 레벨이 올라가면 캐릭터의 기본 능력치와 스킬 레벨도 올라갈 수 있다.

골드(Gold): 게임 플레이시 포탑제거, CS(Creep Score), 상대팀 캐릭터 처치 및 협조 처치 등으로 얻게 되는 보상이다. 시간이 가면 갈수록 자동으로 일정량의 골드를 획득하기도 한다.

KDA: KDA는 Kill, Death, Assist의 이니셜이다.

카운터 캐릭터(Counter character): 캐릭터 속성과 스킬 등의 차이로 상대하기 어려운 캐릭터와 맞붙었을 때

의 제일 낮은 승률을 가진 캐릭터가 카운터 캐릭터이다.

스트롱 캐릭터(Strong character): 캐릭터 속성과 스킬 등의 차이로 상대하기 쉬운 캐릭터와 맞붙었을 때의 제일 높은 승률을 가진 캐릭터가 스트롱 캐릭터이다.

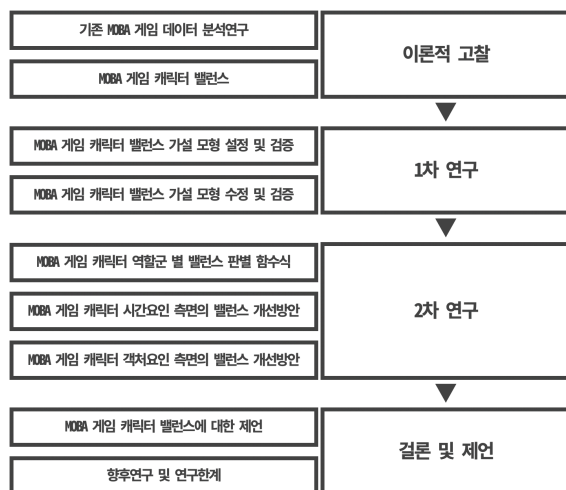
핵심 아이템(Core build): 게임 플레이 시에 구매하는 아이템 중에서 구매했을 때 승률이 제일 높게 올라간 핵심 아이템 승률이다.

룬(Runes): 게임 준비 단계에서 유저가 자유로 선택 가능한 캐릭터의 특성 및 특정 능력치 강화를 할 수 있는 시스템이다. 여기서는 선택한 제일 높은 룬의 승률이다.

난이도(Difficulties): 캐릭터 난이도를 가리킨다. 난이도는 쉬움, 보통, 어려움으로 나누어져 있다.

여기에서 골드는 시간에 따라 변화하는 요소이기도 하고 캐릭터의 특성과 필요한 아이템 가격에 따라 필요한 골드 수량도 달라지므로 이것으로 캐릭터의 밸런스를 비교하기에는 합당하지 않다. KDA도 골드와 같이 캐릭터의 역할과 캐릭터의 특성 그리고 시간의 흐름에 따라 변화되는 요소이다. 이 요소들을 캐릭터의 객체 밸런스 요인과 함께 같은 차원으로 분석하는 것은 합리적이지 않으며 유저가 캐릭터를 선택하고 플레이한 시간에 따라 변화되는 요인이므로 기준이 명확하지 않다고 판단되어 데이터 분석에서 제외하였다.

II. 연구 프로세스



<그림-02> 연구 프로세스

본 연구는 먼저 이론적 고찰을 통해 기존 MOBA 게임에 대한 데이터 분석연구가 어떻게 이루어져 있는지

에 대해 알아보고, MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스의 필요성과 구성원리에 대해 알아보려 한다. 다음 이론적 고찰을 바탕으로 1차 연구에서는 경로분석(Path analysis)을 이용하여 MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스의 가설 모형을 설정하여 검증한다. 설정한 가설 모형의 검증결과에 따라 모형 수정과 재검증을 진행하여 최종 MOBA 게임 캐릭터 승률에 따른 구조방정식모형(Structural equation modeling)을 얻고자한다. 다음 1차 연구에서 측정된 관찰변인들과 캐릭터 승률의 인과관계를 통해 2차 연구로 판별분석(Discriminant analysis)을 진행하여 MOBA 게임 캐릭터 역할군별 밸런스를 판별 함수식으로 결과를 산출한다. 판별분석의 결과를 분석하고 MOBA 게임 캐릭터의 시간 요인 측면의 밸런스 개선방안과 객체요인 측면의 밸런스 개선방안을 제시하고자 한다. 본 연구의 마지막 단계로 MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스 연구에 대해 제언을 하고 향후연구 및 연구한계에 대해 언급하며 마무리하고자 한다.

III. 이론적 고찰

3.1 게임 데이터로 분석한 기존 연구 사례

Park(2009)은 e-Sports에 대한 가치와 스포츠 종목에 포함된 e-Sports를 고찰하여 e-Sports 문제점에 대한 해결방안을 제시하였고⁷⁾, Oh와 Kim(2012)은 e-Sports에 관한 연구 동향을 고찰하여 연구 주제와 분석 방법에 대해 정리하였다. 따라서 e-Sports 게임의 승패예측모형을 추출하기 위해 스포츠 산업에서의 승패 예측을 기반으로 관련 연구를 진행하였다.⁸⁾ Gu와 2명(2009)은 다중회귀분석을 이용해 e-Sports 게임에 영향을 미치는 요인을 분석하여 인공지능경망을 이용한 경기의 승패 모형을 추출하였다. 이와 같이 게임 산업에서도 게임 빅데이터를 이용한 연구들이 진행되었다.⁹⁾ Kim과 Lee(2013, 2014)는 온라인 게임의 로그 데이터 분석을 통해 게임봇을 검출하는 방법을 추출하고 그 과정을 설명하였다.¹⁰⁾¹¹⁾ Ku와 Kim(2017)은 게임 데이터를 이용하여 프로 게임 유저에 대한 지표 개발과 승패예측모형을 제시하였다.¹²⁾ 이론적 고찰을 통해 e-Sports와 온라인 게임 산업에서는 게임 데이터를 이용한 연구가 지속적으로 발전하고 있음을 확인할 수 있었다. 따라서 본 연구에서는 e-Sports의 장르중 하나인 MOBA 게임을 연구대상으로 MOBA 게임 캐릭터의 밸런스를 평가할 수 있는 모형을 구축하고 기존 게임에서의 캐릭터 역할군 별 캐릭터 융합적 밸런스에 대한 개선방안을 제시하고자 한다.

3.2 게임 융합적 밸런스

Park과 Yang(2007)은 캐릭터 간 대전 시스템은 최종적으로 상호 공격과 방어의 형태를 근간으로 밸런스가 이루어지고 아이템의 획득에 따른 능력치의 변동, 종족간의 특성, 주변의 환경과 제약요소 등이 게임 플레이에서 이루어지게 된다고 밝혔다.¹³⁾

Lee와 Jung(2006)은 게임에서 밸런스라는 것은 결국 상호 작용과 관련하여 캐릭터 간 대전 시스템의 특정 캐릭터가 우위를 차지하여 게임의 밸런스를 깨뜨리지 않고 상대적 공평하게 주어진 자원들을 보다 더 효율적으로 이용함에 따라 승패가 결정된다.¹⁴⁾

게임 융합적 밸런스란 게임에서 수학적인 밸런스와 유저들의 피드백을 통해 나타난 밸런스를 통괄해서 분석하는 게임 밸런스이다.

IV. 실증연구

4.1 변인 간의 상관관계 및 기술통계

본 연구에서 수집한 데이터로 변인 간의 인과관계를 표현할 수 있는 구조방정식모형 추출 가능 여부를 판단하기 위해 SAS 9.4 통계 프로그램을 사용하여 측정 변인 간의 상관계수(Pearson correlation coefficient)와 각 측정 변인의 평균 및 표준편차를 분석한 결과 다음 [표-01]과 같다.

[표-01] Hypothetical path model (N=151)

Variables		1	2	3	4	5	6	M±SD
		r(p)	r(p)	r(p)	r(p)	r(p)	r(p)	
1	Win rate	1.00						50.01 ±1.72
2	Difficulties	-.148 (.069)	1.00					2.09 ±0.61
3	Counter character	.545 ($<.001$)	-.206 (.011)	1.00				40.59 ±4.33
4	Strong character	.440 ($<.001$)	-.125 (.126)	.271 (.001)	1.00			61.07 ±4.26
5	Core build	.289 ($<.001$)	-.158 (.053)	.354 ($<.001$)	.280 ($<.001$)	1.00		58.56 ±5.85
6	Runes	.508 ($<.001$)	-.231 (.004)	.469 ($<.001$)	.540 ($<.001$)	.393 ($<.001$)	1.00	49.11 ±3.44

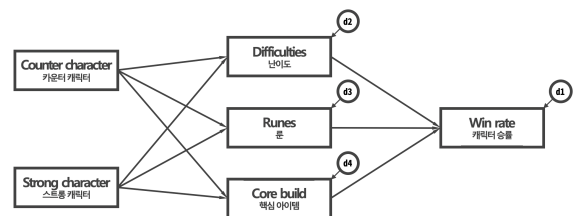
‘캐릭터 승률’과 밀접한 양(+)적 상관관계를 맺은 변인은 ‘카운터 캐릭터’($r=.545^{**}$), ‘스트롱 캐릭터’($r=.440^{**}$), ‘룬’($r=.508^{**}$)으로 나타났고, ‘캐릭터 승률’과 약한 양(+)적 상관관계를 맺은 변인은 ‘핵심 아이템’($r=.289^{**}$)으로 나타났다.

‘난이도’와 ‘캐릭터 승률’의 상관관계는 유의미하지

않은 것으로 나타났지만 ‘난이도’는 ‘스트롱 캐릭터’와 ‘룬’에 약한 음(-)적 상관관계를 맺고 있음을 밝혔다. 또한 측정 변인 들이 상호 관계가 있는 것으로 판단되어 경로 분석 가능한 데이터 기준에 충족되었다.

4.2 가설 모형 검증

본 연구의 가설 경로모형에서 설정한 경로의 특성과 유효성을 검증하기 위하여 IBM SPSS Amos 26 통계 프로그램으로 경로분석을 실시하였고 경로 추정치를 산출하였다. 표준화 경로 모수치를 중심으로 가설 모형에 대한 경로모형을 제시하면 <그림-02>와 같다.



<그림-03> MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스 요소 가설 모형

가설 모형에서 ‘캐릭터 승률’에 유의하게 직접 영향을 준 변수는 ‘룬’(β=.451, $p<.001$)이었다. ‘핵심 아이템’에 직접 영향을 준 변수는 ‘카운터 캐릭터’(β=.305, $p<.001$)와 ‘스트롱 캐릭터’(β=.202, $p=.008$)였다. ‘룬’에 직접 영향을 준 변수는 ‘카운터 캐릭터’(β=.364, $p<.001$)와 ‘스트롱 캐릭터’(β=.466, $p<.001$)였다. ‘난이도’에 직접 영향을 준 변수는 ‘카운터 캐릭터’(β=-.186, $p=.020$)였다[표-02].

[표-02] Hypothetical path model (N=151)

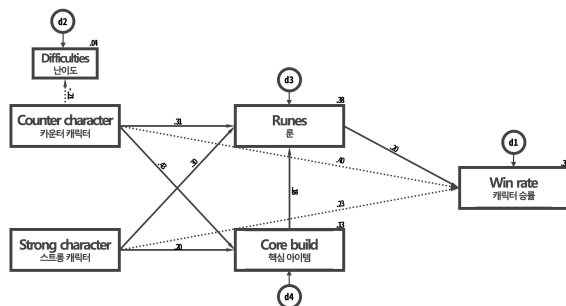
Path effect	B	S.E.	C.R.	p	β
Runes < Counter	.277	.050	5.522	<.001	.364
Difficulties < Counter	-.026	.011	-2.325	.020	-.186
Difficulties < Strong	-.011	.011	-.938	.348	-.075
Runes < Strong	.359	.051	7.067	<.001	.466
Core build < Counter	.406	.010	4.009	<.001	.305
Core build < Strong	.273	.103	2.664	.008	.202
Win rate < Difficulties	-.071	.199	-.358	.721	-.026
Win rate < Core build	.030	.021	1.426	.154	.030
Win rate < Runes	.230	.037	6.156	<.001	.451

이어서 가설 모형의 적합도를 평가한 결과, $\chi^2(p)=54.641$ (.000), $\chi^2/df=9.107$, GFI=.887,

AGFI=.604, CFI=.754, RMSEA=.232로 나타나 가설 모형은 수정이 필요한 것으로 판단되었다.

4.3 수정 모형 검증

그다음 가설 모형 보다 높은 적합도 지수를 보이는 모형을 추출하기 위해 M.I.(Modification Indices) 값을 참고로 통계적 결과 보다는 이론적 배경 및 선험적 경험을 바탕으로 논리적 근거에 해당하는 경로를 수정하였다. 수정 모형은 영향 값이 유의하지 않은 경로를 배제하고 M.I. 값이 적합한 경로 ‘룬 < 핵심 아이템’, ‘캐릭터 승률 < 카운터 캐릭터’, ‘캐릭터 승률 < 스트롱 캐릭터’를 추가하여 최종 13개의 경로로 구성하였다. 수정된 모형은 <그림-03>과 같다.



<그림-04> MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스 요소 경로 모형

수정 후 모형의 적합도는 $\chi^2(p)=15.61$ (.016), $\chi^2/df=2.60$, GFI=.97 (.80 이상), AGFI=.89 (.80 이상), CFI=.95 (.80 이상)으로 변인 간의 인과관계가 양호한 수준으로 나타났고, RMSEA=.10로 수정 전 가설 모형 보다 개선이 된 것으로 나타났다. 수정된 모형에서 유의하게 직접적인 영향을 준 경로는 다음 [표-03]과 같이 분석을 진행하였다.

[표-03] Modified path model (N=151)

Path effect	B	S.E.	C.R.	p	β
Core build < Counter	.406	.101	4.009	<.001	.305
Core build < Strong	.273	.103	2.664	.008	.202
Runes < Counter	.236	.052	4.566	<.001	.310
Runes < Strong	.332	.051	6.511	<.001	.430
Runes < Core build	.101	.040	2.557	.011	.177
Difficulties < Counter	-.029	.011	-2.573	.010	-.206
Win rate < Runes	.102	.040	2.526	.012	.204
Win rate < Counter	.154	.027	5.668	<.001	.405
Win rate < Strong	.090	.029	3.102	.002	.233

‘카운터 캐릭터’가 ‘핵심 아이템’에 미치는 영향의 경로는 표준화 계수($\beta=.305$, $p<.001$) C.R.(Critical ratio) 값이 4.009로서 유의한 양(+)적 영향을 미치는 것으로 파악되었다. ‘스트롱 캐릭터’가 ‘핵심 아이템’에 미치는 영향의 경로는 표준화 계수($\beta=.202$, $p=.008$) C.R. 값이 2.664로서 유의한 양(+)적 영향을 미치는 것으로 파악되었다. ‘카운터 캐릭터’가 ‘룬’에 미치는 영향의 경로는 표준화 계수($\beta=.310$, $p<.001$) C.R. 값이 4.566으로서 유의한 양(+)적 영향을 미치는 것으로 파악되었다. ‘스트롱 캐릭터’가 ‘룬’에 미치는 영향의 경로는 표준화 계수($\beta=.430$, $p<.001$) C.R. 값이 6.511로서 유의한 양(+)적 영향을 미치는 것으로 파악되었다. ‘핵심 아이템’이 ‘룬’에 미치는 영향의 경로는 표준화 계수($\beta=.177$, $p=.011$) C.R. 값이 2.557로서 유의한 양(+)적 영향을 미치는 것으로 파악되었다. ‘카운터 캐릭터’가 ‘난이도’에 미치는 영향의 경로는 표준화 계수($\beta=-.206$, $p=.010$) C.R. 값이 -2.573으로서 유의한 음(-)적 영향을 미치는 것으로 파악되었다. ‘룬’이 ‘캐릭터 승률’에 미치는 영향의 경로는 표준화 계수($\beta=.204$, $p=.012$) C.R. 값이 2.526으로서 유의한 양(+)적 영향을 미치는 것으로 파악되었다. ‘카운터 캐릭터’가 ‘캐릭터 승률’에 미치는 영향의 경로는 표준화 계수($\beta=.405$, $p<.001$) C.R. 값이 5.668로서 유의한 양(+)적 영향을 미치는 것으로 파악되었다. ‘스트롱 캐릭터’가 ‘캐릭터 승률’에 미치는 영향의 경로는 표준화 계수($\beta=.233$, $p=.002$) C.R. 값이 3.102로서 유의한 양(+)적 영향을 미치는 것으로 파악되었다.

[표-04]에서 보면 총 효과가 가장 높은 것은 ‘카운터 캐릭터’가 ‘캐릭터 승률’에 주는 효과이다. 그다음으로 높은 것은 ‘스트롱 캐릭터’가 ‘룬’에 주는 효과이다. ‘카운터 캐릭터’, ‘스트롱 캐릭터’, ‘룬’은 ‘캐릭터 승률’에 유의한 직접효과가 있으며, ‘카운터 캐릭터’와 ‘스트롱 캐릭터’는 ‘캐릭터 승률’에 유의한 간접효과가 있었다. ‘카운터 캐릭터’, ‘스트롱 캐릭터’, ‘핵심 아이템’은 ‘룬’에 직접효과를 맺고 있고, ‘카운터 캐릭터’와 ‘스트롱 캐릭터’는 ‘룬’에서도 p값이 0.05보다 크지만 0.1이하로 약한 간접효과가 있다고 나타났다. 이를 바탕으로 간접효과의 유의성 검증을 하고자 팬텀변수 모델링(Phantom variable modeling)을 통해 개별 매개효과에 대한 유의성을 산출하였다.

[표-04] 직접효과 및 간접효과와 유의성 검증 (N=151)

C = Counter character
S = Strong character
R = Runes
B = Core build
D = Difficulties
W = Win rate

Variables	Categories	Direct effect(p)	Indirect effect(p)	Total effect(p)	R ²
R	C	.310(.001)	.054(.067)	.364(.001)	.376
	S	.430(.001)	.036(.069)	.466(.001)	
	B	.177(.067)		.177(.067)	
B	C	.305(.001)		.305(.001)	.134
	S	.202(.003)		.202(.003)	
D	C	-.206(.006)		-.206(.006)	.042
W	C	.405(.001)	.074(.012)	.479(.001)	.364
	S	.233(.007)	.095(.012)	.328(.001)	
	R	.204(.012)		.204(.012)	
	R < C		1.00(.015)	1.00(.015)	
	R < S		1.00(.016)	1.00(.016)	
	R < B < C		1.00(.078)	1.00(.078)	
	R < B < S		1.00(.081)	1.00(.081)	

팬텀 변수 모델링 분석 결과는 다음과 같다. ‘카운터 캐릭터’가 ‘룬’을 매개로 하여 ‘캐릭터 승률’에 간접효과를 주는 경로(p=.015)는 유의한 것으로 나타났다. ‘스트롱 캐릭터’가 ‘룬’을 매개로 하여 ‘캐릭터 승률’에 간접효과를 주는 경로(p=.016)는 유의한 것으로 나타났다. ‘카운터 캐릭터’가 ‘핵심 아이템’ 영향에 걸쳐 ‘룬’을 매개로 하여 ‘캐릭터 승률’에 간접효과를 주는 경로(p=.078)는 p값이 0.05이상이지만 0.1 이하로 선평하지 않지만 영향이 있다고 판단된다. ‘스트롱 캐릭터’가 ‘핵심 아이템’ 영향에 걸쳐 ‘룬’을 매개로 하여 ‘캐릭터 승률’에 간접효과를 주는 경로(p=.081)는 p값이 0.05이상이지만 0.1 이하로 선평하지 않지만 영향이 있다고 판단된다.

따라서 본 연구의 최종 구조방정식 모형에서 ‘룬’은 직접효과와 간접효과를 가진 유의한 변수들로 37.6%의 설명력을 나타냈고, ‘캐릭터 승률’은 직접효과와 간접효과를 가진 유의한 변수들로 36.4%의 설명력을 나타냈다. 그다음으로 ‘핵심 아이템’은 13.4% 설명하였고, ‘난이도’는 4.2% 설명하였다.

4.4 캐릭터 승률과 변인 간의 효과 및 판별

경로 분석으로 변인간의 인과관계를 통해 ‘캐릭터 승률’에 직접효과와 간접효과를 가진 ‘카운터 캐릭터’, ‘스트롱 캐릭터’, ‘핵심 아이템’, ‘룬’을 독립변수로 삼고 캐릭터 역할군별 승률을 판별하고자 SAS 9.4 통계 프로그램으로 판별분석을 실시하였다.

[표-05] 캐릭터 역할군별 판별함수식

Character role		Constant	Counter character	Strong character	Core build	Runes
암살자	<50%	-398.95	6.68	0.70	6.96	2.58
	>50%	-461.69	7.66	0.42	7.50	2.79
전사	<50%	-199.54	2.06	3.28	0.42	1.99
	>50%	-220.83	2.32	3.50	0.35	2.03
마법사	<50%	-207.09	2.63	4.18	1.07	0.22
	>50%	-234.25	2.87	4.54	1.10	0.09
원거리 딜러	<50%	-275.88	1.59	3.03	5.18	0.16
	>50%	-298.43	1.86	3.07	5.28	0.20
서포터	<50%	-276.24	1.23	5.52	-0.04	4.03
	>50%	-337.48	1.56	6.16	-0.02	4.19
탱커	<50%	-213.48	1.11	2.23	2.29	2.24
	>50%	-234.44	1.50	2.40	2.04	2.44

본 연구는 판별분석을 통해 캐릭터 역할군별 50% 이상과 50% 이하의 캐릭터를 그룹으로 만들어 캐릭터의 승률에 대한 판별 함수식을 정리한 결과 [표-05]과 같다. 그리고 48%52%를 제외한 모든 캐릭터를 판별 함수식에 대입하여 판별 함수식에서 올바르게 50% 이하 그룹과 50% 이상 그룹에 소속되어있다면 해당 캐릭터는 ‘캐릭터 승률’에서 ‘카운터 캐릭터’, ‘스트롱 캐릭터’, ‘핵심 아이템’, ‘룬’ 변인들이 밸런스에 영향을 받아 승률이 50%에서 차이가 있다는 것을 가리킨다. 반면 판별 함수식에서 해당 캐릭터의 분류가 잘못 되었다면 해당 캐릭터의 ‘캐릭터 승률’은 캐릭터의 객체 요인에 영향을 받는 것이 아니라 캐릭터의 시간 요인에 영향을 받는 것이라고 판단된다.

[표-06] 48% 이하 승률 캐릭터 판별결과

Character name	Classified		Play	Win rate
	객체	시간		
암살자	Qiyana	●	65,729	46.79
	Nidalee	●	292,443	46.92
전사	Gangplank	●	77,063	46.16
	Lee Sin	●	594,913	46.7
	Irelia	●	449,692	47.16
	Tryndamere	●	75,889	47.57
	Gragas	●	249,484	47.93
마법사	Azir	●	52,151	46.42
	Syndra	●	95,396	46.81
	Twisted Fate	●	248,425	47.79
	Ryze	●	106,254	47.81
	Karma	●	112,254	47.95
원거리 딜러	Twitch	●	75,727	46.11
	Kalista	●	181,954	46.86
	Aphelios	●	155,513	47.18
	Varus	●	73,929	47.4
	Kindred	●	122,850	47.58
	Lucian	●	538,661	47.62
	Ezreal	●	968,339	47.93
서포터	Tahm Kench	●	32,228	47.31
	Yuumi	●	304,673	47.85

[표-07] 52% 이상 승률 캐릭터 판별결과

	Character name	Classified 객체 시간	Play	Win rate
암살자	Fizz	●	211,252	53.42
전사	Kayn	●	261,075	52.08
	Vi	●	76,135	52.42
	Kled	●	55,390	52.57
	Skarner	●	33,461	52.63
	Kayle	●	48,857	52.79
마법사	Annie	●	66,936	52.01
	Brand	●	131,059	52.43
	Viktor	●	152,568	52.49
	Swain	●	163,704	52.67
	Malzahar	●	77,757	52.72
원거리 딜러	Jhin	●	332,272	52.47
서포터	Taric	●	19,832	52.23
	Zilean	●	87,427	52.6
	Malphite	●	487,608	52.09
탱커	Sejuani	●	51,770	52.17
	Leona	●	364,147	52.24
	Shen	●	160,037	52.25
	Maokai	●	186,836	52.28
	Poppy	●	174,659	52.35
	Sion	●	87,413	52.58
	Rammus	●	213,128	52.61
	Amumu	●	73,244	55.53

이어서 판별분석 함수식으로 48%이하의 ‘캐릭터 승률’을 판단한 결과 다음 [표-06]과 같다. ‘Twisted Fate’, ‘Ezreal’, ‘Yuumi’ 캐릭터는 시간 요인 방면으로 강화해야 ‘캐릭터 승률’이 올라갈 수 있는 유형이다. 그리고 유저의 플레이수가 10,000 이하인 캐릭터 ‘Qiyana’, ‘Gangplank’, ‘Tryndamere’, ‘Azir’, ‘Syndra’, ‘Twitch’, ‘Varus’, ‘Tahm Kench’는 객체 요인을 강화해야 ‘캐릭터 승률’이 올라갈 수 있는 것으로 우선 순으로 개선해야 한다고 판단되었다.

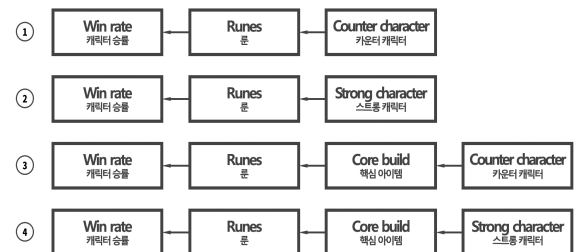
판별분석 함수식으로 52%이상의 ‘캐릭터 승률’을 판단한 결과 다음 [표-07]과 같다. ‘Brand’ 캐릭터는 시간 요인 방면으로 약화해야 ‘캐릭터 승률’이 내려갈 수 있는 유형이다. 그리고 유저의 플레이수가 10,000 이하인 캐릭터 ‘Vi’, ‘Kled’, ‘Skarner’, ‘Kayle’, ‘Annie’, ‘Malzahar’, ‘Taric’, ‘Zilean’, ‘Sejuani’, ‘Sion’, ‘Amumu’는 객체 요인을 약화해야 ‘캐릭터 승률’이 내려갈 수 있는 것으로 우선 순으로 개선해야 한다고 판단되었다.

V. 결론

5.1 결과 분석 및 제언

본 연구는 MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스에 미치는 영향요인과 그 경로를 설명하는 모형을 구축하

여 MOBA 게임 밸런스를 위한 캐릭터 능력 조정 및 캐릭터 리노베이션 시 캐릭터 융합적 밸런스 개선 방안에 대한 근거자료를 제시하고자 하는 목적으로 실행하였다.



<그림-05> MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스
경로분석 결과

본 연구의 1차 연구에서 고찰한 캐릭터 융합적 밸런스를 대표하는 ‘캐릭터 승률’에 직접적인 효과를 나타낸 유의한 경로는 ‘카운터 캐릭터’, ‘스트롱 캐릭터’, ‘룬’이었다. ‘카운터 캐릭터’, ‘스트롱 캐릭터’, ‘룬’은 ‘캐릭터 승률’과 높은 양적 상관관계를 갖고 있었다. <그림-05>와 같이 ‘캐릭터 승률’의 간접적인 효과를 나타낸 유의한 경로는 ‘카운터 캐릭터’가 ‘룬’의 영향으로 ‘캐릭터 승률’에 양적인 영향을 주는 것과 ‘스트롱 캐릭터’가 ‘룬’의 영향으로 ‘캐릭터 승률’에 양적인 영향을 주는 것이다. 이 두 경로의 의미는 유저가 선택한 캐릭터가 상대 캐릭터의 ‘카운터 캐릭터’ 혹은 ‘스트롱 캐릭터’였을 때 유저의 캐릭터는 게임 플레이 초반에 유저가 설정한 ‘룬’에 의해 승률에 영향을 미친다는 것이다. 그리고 유의하지 않지만 영향이 있다고 판단되는 간접효과 경로로 ‘카운터 캐릭터’가 ‘핵심 아이템’을 걸쳐 ‘룬’의 영향으로 ‘캐릭터 승률’에 간접효과를 주는 것과 ‘스트롱 캐릭터’가 ‘핵심 아이템’을 걸쳐 ‘룬’의 영향으로 ‘캐릭터 승률’에 간접효과가 있었다. 이 두 경로의 뜻은 상대 캐릭터의 ‘카운터 캐릭터’ 혹은 ‘스트롱 캐릭터’로 되었을 때 ‘핵심 아이템’은 캐릭터 승률에 직접효과는 없지만 유저가 게임 플레이 초반에 설정한 ‘룬’과 조합되어 ‘핵심 아이템’은 캐릭터 승률에 간접적인 영향을 미친다는 것이다. 따라서 ‘룬’은 ‘캐릭터 승률’에서 필수적인 간접효과 역할을 하고 있다고 밝혔다. 캐릭터 객체요인 부분의 밸런스에서는 우선 캐릭터의 속성에 따라 ‘룬’에 대한 효과를 고려해야 하는 것을 시사한다.

본 연구의 2차 연구에서 MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스를 위해 ‘캐릭터 승률’에 미치는 영향요인과 그 경로를 확인 및 검증하였다. 영향요인에 대한 구조를 파악한 후 판별 분석을 통해 캐릭터 역할군 별 캐

릭터 승률이 '50% 이상' 그룹과 '50% 이하' 그룹을 나누어 4개의 변인으로 판별 가능한지를 확인하였다. 판별 분석결과는 다음과 같다.

첫째, MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스는 크게 '객체 요인'과 '시간 요인' 2가지로 나누게 된다. (앞에 있는 2차원에서 비교해야 하는 내용을 언급)이 2가지 요인과 그 안에 있는 항목들은 같은 차원에서 비교할 수 없다. 둘째, MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스를 맞추기 위해 '객체 요인' 측면에서는 '카운터 캐릭터', '스트롱 캐릭터', '핵심 아이템', '룬'에 대한 밸런스를 고려해야 한다. 캐릭터가 '카운터 캐릭터'와 '스트롱 캐릭터'에 대해 대처할 수 있는 방법이 적고 '카운터 캐릭터'와 '스트롱 캐릭터'가 되는 캐릭터 수가 많은 상황에 대해 개선을 해야 하고, '핵심 아이템'의 획득으로 인해 캐릭터의 승률이 급상승한다거나, '핵심 아이템'의 획득으로도 다른 캐릭터에 비해 승률이 현저히 낮은 상황에서 밸런스를 수정할 필요가 있다. '룬'은 게임 플레이 시작 시 게임 유저의 선택과 사용하는 캐릭터의 특징에 따라 '룬'의 역할 비중이 달라지기 때문에 캐릭터와 '룬'의 조합에 대한 밸런스를 잘 고려해야 한다. 셋째, 판별식에서 판별에 오차가 있는 캐릭터는 객체 요인에 밸런스를 교정하는 것이 아니라 캐릭터 레벨이 올라가면서 캐릭터 속성의 증폭과 스킬의 공격력, 방어력 등의 효과 증폭과 같은 시간 요인에 포함된 밸런스 요인들을 우선 교정하는 것을 권장한다.

5.2 향후연구 및 연구한계

본 연구에서는 우선 MOBA 게임 캐릭터 융합적 밸런스를 객체요인과 시간 요인 두 차원에서 연구를 진행하였고, 최종 캐릭터들의 승률을 이용하여 캐릭터 융합적 밸런스 조정에 대한 방안을 제시하였다. 하지만 기존에 출시된 캐릭터로 유저의 경험이 반영된 데이터를 통해 게임 밸런스를 분석한 연구이다. 그러므로 다음 연구에서 새로운 캐릭터 제작 시 캐릭터 역할군에 따라 어떠한 스킬 디자인이 합리적인지에 대한 연구가 필요하다. 그러므로 향후 연구에서는 기존 캐릭터 역할군의 스킬 특성을 파악하고 새로운 MOBA 게임 캐릭터 디자인 시 캐릭터 스킬에 대한 합리적인 구상 방안을 제시하여 MOBA 게임 개발자와 동종 연구자들에게 기초 참고자료로 제공하고자 한다.

Reference

- [1] Adams, Ernest, 「Fundamentals of Game Design(Second Edition)」, New Riders Pub, 2010.
- [2] Gu, Seung Hwan., Kim, Hyun Soo., Jang, Seong Yong, "A comparison study on the prediction models for the professional basketball games". Korean Journal of Sport Science, 20(4), 2009.
- [3] Kim, Ju Young., Lee, Hun Joo, "A study of gamebot detection using online game log data analysis". Proceedings of the Korea Information Science Society 2013 Fall Conference, 2013.
- [4] Kim, Ju Young., Lee, Hun Joo, "Gamebot detecting rule verification and gamebot detection using online game log data", Proceedings of the Korea Information Science Society 2014 Winter Conference, 2014.
- [5] Ku, Ji Min., Kim, Jae Jee, "Development of game indicators and winning forecasting models with game data", Journal of the Korean Data and Information Science Society, 28(2), 2017.
- [6] Lee, Sang Kyung., Jung, Kee Chul, "Player Adaptive GMM-based Dynamic Game Level Design", Journal of Korea Game Society, 6(1), 2006.
- [7] Oh, Sae Sook., Kim, Dae Hoon, "Analysis of the academic research trend of e-sports", Journal of Korean Society for Wellness, 7(2), 2012.
- [8] Park, Byung Il, "e-Sports value and the controversial issues and solutions for a problem of e-Sports from a sportive point of view. Journal of Sport and Leisure Studies", 36(1), 2009.
- [9] Park, Chan Il., Yang, Hae Sool, "Balance for Fighting System between Characters", Journal of Korea Game Society, 7(3), 2007.
- [10] <https://www.op.gg/> (2020.11.25)
- [11] <http://www.gdcvault.com/play/1022155/Metagame> (2021.05.07)
- [12] <http://www.topstarnews.net/news/articleView.html?idxno=4581245> (2021.05.12)
- [13] <http://biz.newdaily.co.kr/site/data/html/2020/05/29/20200529000001.html> (2021.05.20)
- [14] <https://www.wowtv.co.kr/NewsCenter/News/Read?articleId=A201802120048> (2021.05.20)

Endnote

- 1) <https://www.wowtv.co.kr/NewsCenter/News/Read?articleId=A201802120048> (2021.05.20)

- 2) <http://biz.newdaily.co.kr/site/data/html/2020/05/29/2020052900001.html> (2021.05.20)
- 3) <http://www.topstarnews.net/news/articleView.html?idxno=4581245> (2021.05.12)
- 4) Adams, Ernest, 「Fundamentals of Game Design(Second Edition)」, New Riders Pub, p.105, 2010.
- 5) <http://www.gdcvault.com/play/1022155/Metagame> (2021.05.07)
- 6) <https://www.op.gg/> (2020.11.25)
- 7) Park, Byung Il, “e-Sports value and the controversial issues and solutions for a problem of e-Sports from a sportive point of view. Journal of Sport and Leisure Studies”, 36(1), pp.101-120, 2009.
- 8) Oh, Sae Sook, Kim, Dae Hoon, “Analysis of the academic research trend of e-sports”, Journal of Korean Society for Wellness, 7(2), pp.113-121, 2012.
- 9) Gu, Seung Hwan., Kim, Hyun Soo., Jang, Seong Yong, “A comparison study on the prediction models for the professional basketball games”. Korean Journal of Sport Science, 20(4), pp.704-711, 2009.
- 10) Kim, Ju Young., Lee, Hun Joo, “A study of gamebot detection using online game log data analysis”. Proceedings of the Korea Information Science Society 2013 Fall Conference, pp.680-682, 2013.
- 11) Kim, Ju Young., Lee, Hun Joo, “Gamebot detecting rule verification and gamebot detection using online game log data”, Proceedings of the Korea Information Science Society 2014 Winter Conference, pp.835-837, 2014.
- 12) Ku, Ji Min., Kim, Jae Jee, “Development of game indicators and winning forecasting models with game data”, Journal of the Korean Data and Information Science Society, 28(2), pp.237-250, 2017.
- 13) Park, Chan Il., Yang, Hae Sool, “Balance for Fighting System between Characters”, Journal of Korea Game Society, 7(3), pp.23-30, 2007.
- 14) Lee, Sang Kyung., Jung, Kee Chul, “Player Adaptive GMM-based Dynamic Game Level Design”, Journal of Korea Game Society, 6(1), pp.3-10, 2006.