



PER(Player Early game Rating): 리그 오브 레전드에서 기회비용 기반으로 선수의 승리 기여도 측정

서준호 / 가톨릭대학교 대학생, 강지문* / 에스케이텔레콤씨에스티원 분석관

PER (Player Early game Rating): a player's contribution to victory based on opportunity cost in League of Legends

Junho Seo / The Catholic University of Korea, Jimoon Kang / SK Telecom CS T1, Analyst

요약

본 연구에서는 리그 오브 레전드 e스포츠에서 초반 15분 동안 개별 선수의 팀 승리 기여도를 반영할 수 있는 PER(Player Early game Rating)이라는 지표를 제시하였다. PER은 초반 단계에서 선수의 개별적인 성장과 팀적인 전략적인 움직임을 모두 고려하고 각각의 기회비용에 따른 효율성을 평가하여 팀에 대한 선수의 초반 승리 기여도를 산출하고 종합한 지표이다. PER은 기존에 널리 사용되던 선수 지표인 '15분 골드 격차'와 비교시 팀의 승률을 예측하는 EGR(Early Game Rating) 모델과 높은 상관관계를 보이며 팀의 승리를 더 정확하게 예측하였다. 무엇보다도 PER 지표는 기본적인 게임 지표를 바탕으로 제작하여 일반 유저들도 손쉽게 지표를 제작할 수 있어 높은 접근성과 범용성을 가지고 있다. PER은 선수의 가치 평가 및 프로 팀의 선수 구성을 효율적으로 진행하는데 도움을 줄 것으로 기대된다.

※ 주제어 : e스포츠, 리그 오브 레전드, 턴, EGR, PER

Abstract

In this study, a statistics called PER (Player Early game Rating), which can reflect individual players' contributions to team victory in the first 15 minutes in League of Legends eSports, was presented. PER calculates the player's early victory contribution to the team by considering the opportunity cost of both the individual growth of the player and the strategic movement of the team in the early stage of game. PER predicted the team's victory more accurately than 'GD@15', which was a widely used player index, showing a high correlation with the EGR (Early Game Rating) model, which predicts the team's winning rate. Above all, the PER is based on basic game index, so anyone can easily calculates PER with high accessibility and versatility. PER is expected to help evaluate the value of players and efficiently organize players for professional teams.

※ Key words : eSports, League of Legends, Turn, EGR, PER

* kang8602@gmail.com

I. 서론

오늘날 e스포츠 산업은 매년 10% 이상의 고성장을 거듭하여 2021년 1조 3천억 원의 매출과 5억 8천만 명의 시청자수를 기록하며 야구와 농구 등 기존 대중 스포츠의 규모를 넘어섰다. 2021년 한국콘텐츠진흥원이 진행한 설문조사에 따르면 우리나라의 10대와 20대 중 최근 1년 내 e스포츠 시청을 경험한 응답자는 각각 85.9%와 78.2%에 달한다(한국콘텐츠진흥원, 2021). e스포츠는 미래의 주요 소비층이 될 연령층이 크게 선호하여 앞으로의 성장 가능성이 높은 유망 산업이다.

현재 e스포츠 종목 중 가장 큰 인기를 끌고 있는 종목은 '리그 오브 레전드(League of Legends)'다. e스포츠에 대해 알고 있는 응답자 중 최근 1년 이내 시청한 경험이 있는 종목으로 리그 오브 레전드가 53.1%로 가장 높은 비중을 차지하였다(한국콘텐츠진흥원, 2021). 리그 오브 레전드는 라이엇 게임즈(Riot Games)에서 개발하고 서비스하는 멀티 플레이어 온라인 배틀 아레나(Multiplayer Online Battle Arena, MOBA) 장르의 게임으로, 5명의 플레이어로 구성된 두 팀이 경쟁하여 넥서스라는 서로의 기지를 파괴하는 걸 목표로 한다. e스포츠 관련 통계를 제공하는 e스포츠 차트(escharts)에 따르면 지난해 가장 높은 시청 시간을 기록한 e스포츠 대회는 약 1억 7,400만 시간을 기록한 '리그 오브 레전드 월드 챔피언십'으로, 약 1억 700만 시간으로 2위를 기록한 '도타2 디 인터내셔널' (The International)의 1.59배에 달한다.¹⁾ 또한 대한민국 e스포츠 리그 League of Legends Champions Korea 2022 스프링 결승전 최고 시청자 수는 137만 4,155명으로 작년의 LCK 2021 서머 결승전이 세웠던 131만 5,849명 기록을 넘어섰다.²⁾

하지만 이러한 표면적인 급격한 성장에도 불구하고 리그 오브 레전드에서 e스포츠 선수 개개인을 평가하기 위한 체계적인 지표가 부재하다. 현재 선수 개개인의 퍼포먼스는 통일된 기준점 없이 전문가의 경험과 통찰에 의존하여 주관적으로 평가되고 있기에 평가자의 종합적인 가치관과 척도에 따라서 상이하게 다른 분석과 평가가 공존한다. 정량적 평가의 부재는 절차적 불공정성과 정보 비대칭성 강화로 이어져 오늘날 e스포츠 발전을 저해하는 요소로 작용하고 있다. 현재와 같이 선수 생활 경험을 토대로 e스포츠 선수를 분석하고 평가하는 체계는 언젠가 한계에 봉착할 가능성이 크다. e스포츠 선수의 평가, 지도 및 육성과 관련된 전문성 확보를 위해서는 수리 통계론적인 방법을 사용하여 체계적이면서도 객관성과 보편성을 갖춘 정량적 연구가 필요하다.

전통 스포츠에서 정량적 연구를 통해 산업의 발전에 기여한 대표적인 사례로 야구의 세이버메트릭스(Sabermetrics)를 들 수 있다. 야구는 수비와 공격이 명확히 구분되어 있고 선수들의 플레이가 서로 독립적이기에 수리 통계론적인 분석이 용이하다(Baumer & Zimbalist, 2014). 세이버메트릭스는 야구에 수리 통계학적 방법론을 적극 도입하여 기존 야구 기록의 부실한 부분을 보완하고 선수의 가치를 비롯한 '야구의 본질'에 대해 좀더 학문적이고 깊이있는 접근을 시도하는 방법론으로, 선수의 능력과 가치를 객관적으로 평가하여 효율적인 선수 영입과 연봉 책정을 위한 기준점을 제시할 뿐만 아니라 경기 내 주요 정보를 수집 및 분석하여 효과적인 경기 전략을 제안한다. 세이버 메트릭스는 경험 우선주의를 앞세우는 전통적인 야구계와의 오랜 갈등과 배척에도 불구하고 빌 제임스, 보러스 매크래켄과 같은 통계학자를 대거 기용하고 적극적으로 세이버 메트릭스를 활용한 보스턴 레드삭스가 2000년대에 두 차례 우승을 기록하면서 현대 야구에 새로운 지평을 열었다.

1) 2021년 12월 28일자, 디스이즈게임, "1억 시간 시청, 시청자 수 7만 명... 2021년 달군 '롤 e스포츠'", <https://www.thisisgame.com/webzine/news/nboard/4/?category=7&n=140372>

2) 2022년 4월 5일자, 쿠키 뉴스, "LCK 스프링 결승전, 137만명 봤다... T1 효과 '톡톡'", <https://www.kukinews.com/newsView/kuk202204050155>

오늘날 세이버메트릭스는 구단의 운영에 있어서 주도적인 지위를 차지하는데 이르렀다. 야구 구단들은 월 스트리트나 실리콘 밸리와 스카우트 경쟁을 하며 MBA 출신 혹은 수학, 통계학, 공학의 전문가들을 데려오고 있으며, 학계에서도 이에 대한 다양한 연구를 진행하고 있다. 이와 같은 야구에서의 수리 통계론적 방법론의 성공을 토대로, 야구 외의 농구, 축구, 테니스와 같은 전통 스포츠 산업 전반에 걸쳐서 수리 통계론적 방법론이 도입되고 있다(임한주 외, 2002).

이처럼 전통 스포츠 산업에서는 수리 통계학적 방법론을 적극적으로 도입하며 연구하고 있음에도 불구하고 아직까지 리그 오브 레전드에서는 이러한 수리 통계학적 방법론을 도입한 연구가 부족하며, 특히 선수 개인의 평가를 위한 지표가 부족하다. Wong 등은 로지스틱 회귀 분석(logistic regression)으로 분석하여 세계 최상위권 팀들의 핵심 전략이 드래곤 획득과 골드 격차를 통해 초반 15분 동안 게임 격차를 벌리는 것임을 밝혔으나 선수 개개인이 아닌 오직 팀적인 차이에만 초점을 맞추었다 (Wong 2020). 구지민은 인공 신경망을 통해 각 포지션이 수행하는 주요 역할을 반영해 기존의 지표를 개선한 캐리 레이팅을 제안하였고 (구지민 외 2017), Maymin은 킬과 데스를 중점으로 팀의 예측 승률을 올리는 플레이를 파악하고자 했으나 (Maymin 2020) 대회가 아닌 일반 플레이어들의 경기에서의 인게임 데이터를 직접 받아왔기에 지나치게 복잡하고 일반인들이 접근하기 어려우며 과적합된 데이터로 인해 메타에 따른 변화를 반영하기 어려웠다.

본 연구에서는 대표적인 e스포츠 종목인 리그 오브 레전드에 전통 스포츠에서 사용되던 수리 통계적 방법론을 도입하여 선수들의 초반 15분 퍼포먼스를 정량적으로 평가할 수 있는 지표를 만드는 것을 목표로 한다. 이때 일반 유저들 또한 손쉽게 구할 수 있는 지표들을 바탕으로 할 것이다. 구체적으로는 게임 내 주요 퍼포먼스를 여러 가지로 분류하여 먼저 각 퍼포먼스의 정확한 가치를 산출하고, 이를 종합하여 최종적으로 15분 동안의 선수의 퍼포먼스를 종합적으로 나타낼 수 있는 지표를 만들고자 한다.

II. 이론적 배경

1. 리그 오브 레전드

'소환사의 협곡'(Summoner's Rift)은 플레이어들이 가장 많이 즐기는 전장이자 공식 대회가 열리는 리그 오브 레전드의 대표적인 게임 모드로, 본 연구 또한 소환사의 협곡을 기준으로 한다. 소환사의 협곡은 대각선을 기준으로 양 진영이 대칭을 이루고 있으며, 적의 기지까지 세 개의 공격로가 배치되어 있다. 공격로는 위치에 따라 탑, 미드, 바텀으로 나뉘는데, 각 공격로에는 세 개의 포탑과 하나의 억제기가 방어하고 있다. 각 기지의 가장 안쪽에 위치한 건물인 넥서스는 상대 혹은 아군이 노리는 최종 목표로, 상대 넥서스를 파괴하는 팀이 승리한다. 공격로의 사이에는 중립 지역인 정글이 있으며, 정글에는 중립 몬스터들이 있다.

소환사의 협곡의 특성에 맞춰 탑(Top Lane), 미드(Mid Lane), 바텀(Bottom Lane), 정글러(Jungle), 서포터(Supporter)로 포지션이 구분된다. 탑과 미드, 바텀은 각각 탑, 미드, 바텀으로 불리는 공격로에서 플레이하는 포지션을 의미하며, 정글러는 공격로 사이의 중립 지역인 정글을 중심으로 운용하는 포지션, 서포터는 팀을 서포터는 팀을 보조하는 포지션을 지칭한다. 각 포지션의 플레이어는 챔피언(Champion)이라고 불리는 게임 캐릭터를 조작한다. 2022년 4월 12일 기준으로 159개의 챔피언이 존재하며 각각의 챔피언은 역할군과 포지션에 적합하도록 스킬 및 능력치가 설계되어있다. 대표적인 역할군으로는 높은 능력치를 가졌지만 사정거리가 짧은 전사(Fighter), 강력한 마법 데미지를 주는 마법사(Mage), 긴 사정거리를 가진 원거리 딜러(Marksman), 팀원들을 지원해주는 지원가(Controllor)가 있다.

미니언(Minion)은 포탑 및 넥서스와 마찬가지로 리그 오브 레전드의 핵심적인 기본 요소로, 미니언을 처치한 챔피언에게 골드와 경험치를 제공하는 동시에 공격로를 따라서 지속적인 교전이 발생하도록 유도한다. 1분 5초부터 매 30초마다 넥서스에서 3개의 미니언 웨이브(미니언 무리)가 생성되어 각각 3개의 공격로를 따라서 상대 팀 포탑을 향해 자율적으로 움직인다. 미니언 웨이브는 일반적으로 근거리 3마리와 원거리 3마리로 총 6마리로 구성되나 15분까지 매 세번째 미니언 웨이브에는 기존의 미니언보다 더 강력한 미니언인 공성 미니언이 추가되어 총 7마리가 등장한다.

몬스터는 공격로 사이에 있는 중립 지역인 정글에 위치한 중립 개체로, 미니언과 마찬가지로 골드와 경험치를 제공한다. 몬스터 중에서도 에픽 몬스터라 불리는 특정 몬스터는 골드, 경험치 이외에도 추가적으로 이로운 효과를 제공한다. 협곡의 전령(Rift Herald)은 포탑 철거에 큰 도움을 주며 드래곤(Dragon)은 한 게임 내 영구적으로 강화되는 추가적인 능력치를 제공하고, 내셔 남작(Baron Nashor)은 기본 능력치 외에도 미니언을 강화시키는 효과를 제공한다.

플레이어는 미니언이나 몬스터를 처치하고 골드와 경험치를 획득하여 자신의 챔피언을 성장시키며 상대 플레이어와 전투를 벌여나간다. 초반 성장에서의 우위를 점한 플레이어는 우월한 전투력을 바탕으로 상대의 포탑을 부수거나 에픽 몬스터를 처치하여 상대방보다 더 많은 자원을 확보하는 방식을 통해 눈덩이가 불어나듯이 자신과 상대방의 성장 차이를 점점 벌리고 궁극적으로는 상대의 기지까지 진입하여 넥서스를 파괴하게 된다.

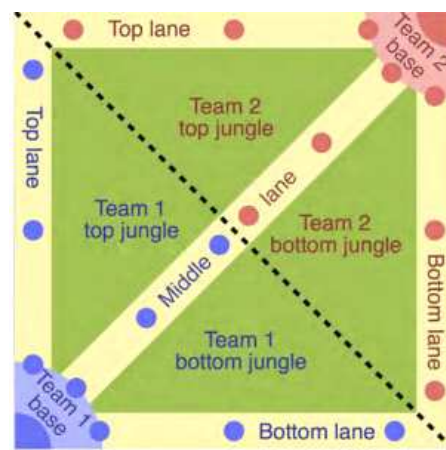


그림 1. 소환사의 협곡(Summoner's Rift)의 형태³⁾

2. 리그 오브 레전드 내 주요 지표

본 연구에서 사용하는 게임 내 주요 지표는 게임이 종료된 후에 라이엇 게임즈의 API로 제공되는 기본적인 1차 지표들로, 오늘날 OP.GG(<https://www.op.gg/>), gol.gg(<https://gol.gg/>)등의 통계 사이트를 비롯하여 공식 대회나 일반 플레이어들에게서 널리 사용되고 있다.

- 킬(Kill): 킬(kill)은 적 챔피언을 처치하는 것을 의미한다. 적 챔피언에게 마지막으로 피해를 입힌 아군 챔피

3) https://ko.wikipedia.org/wiki/%EB%A6%AC%EA%B7%B8_%EC%98%A4%EB%B8%8C_%EB%A0%88%EC%A0%84%EB%93%9C

언 한 명이 킬을 기록한다. 반드시 상대 챔피언의 체력을 0으로 만드는 공격을 해야만 하는 것은 아니며 몬스터, 포탑, 미니언 등의 공격으로 적 챔피언이 죽었을 경우에도 일정 시간 내 가장 마지막으로 피해를 입힌 챔피언이 킬을 기록한다.

- 어시스트(Assist): 어시스트(assist)는 적 챔피언 처치에 관여한 것을 의미한다. 10초 이내에 적 챔피언의 처치에 관여하면 어시스트로 기록된다. 이때 적에게 피해를 주는 것뿐만 아니라 아군 회복, 아군에게 이로운 효과 부여, 적에게 해로운 효과 부여와 같은 간접적인 관여로도 어시스트를 올릴 수 있다.
- 데스(Death): 데스(death)는 사망한 것을 의미한다. 체력 0이 된 상태이며 일정 시간이 지나 소환사의 제단에서 부활하기 전까지 게임에 관여할 수 없다. 부활 시간은 레벨이 오를수록 길어진다.
- CS(Creep Score): 미니언 및 몬스터 처치 수를 의미하는 점수이다. 미니언과 와드는 1점, 정글 몬스터는 그 가치에 따라 최대 4점을 준다.
- 골드(Gold): 골드는 게임 내 아이템 구매에 사용되는 재화이다. 시작할 때에 기본적으로 주어지는 골드와 시간마다 자동적으로 지급되는 골드(1:50부터 10초당 20.4골드) 이외에도 CS 수급, 킬 관여, 포탑 공성, 에픽 몬스터 사냥 등을 통해 획득할 수 있다. 킬, CS, 공성 상황 등을 종합하는 지표이기도 하기 때문에 승패 예측에 있어 가장 중요한 지표이다(이상광 외, 2019).
- 15분 골드 격차(GD@15): 15분 동안 획득한 골드량을 같은 포지션인 선수와 비교한 수치이다. 동일한 포지션의 상대와 맞상대하는 시간이 약 15분이기 때문에(강지문, 2021) 15분이라는 기준을 사용하고 있다. 현재 존재하는 지표 중에서 초반 단계의 1:1 능력을 가장 잘 나타낸다고 평가받고 있으며 최근 선수들의 라인전 능력의 중요성이 더욱 주목을 받으면서 함께 각광받는 지표이다. PER의 비교 대상이 될 지표이다.

3. EGR (Early Game Rating)

EGR(Early Game Rating)⁴⁾은 리그 오브 레전드에서 15분의 게임 상황을 기반으로 팀의 게임 승리 확률을 나타내는 팀 지표이다. 예를 들어, EGR이 55라면 15분 기준으로 그 팀의 예측 승률은 55%이라는 걸 의미한다. 초반 팀 지표를 통해 리그 오브 레전드의 승패를 예측하는 연구는 비교적 많이 이루어져 있어 충분한 이론적 배경을 갖기 쉬우며 따라서 이러한 예측 승률을 기반으로 한 지표는 합리적인 접근법이다. 15분이라는 기준 또한 충분한 이론적 배경을 갖는다. 10분을 기준으로 랭크별 승패 예측을 한 결과, 70~90% 정도의 정확도가 나왔으며 게임의 수준이 높아질수록 정확도가 높아졌다(김용우, 2021).

표 1. 게임 시간에 따른 EGR의 정확도 및 표준 편차. 단순 순환망을 이용해 계산하였다.(김용우, 2021)

4) <https://oracleselixir.com/2015/10/egr-and-mlr-new-team-ratings>

게임 시간(분)	0~5	5~10	10~15	15~20	20~25
정확도	63.91%	68.69%	75.23%	80.18%	83.54%
표준 편차	1.81%	1.31%	1.02%	1.05%	1.28%

Silva 외(2018)은 프로 경기를 대상으로 승패 예측 학습을 진행했으며 표 1과 같은 결과가 나왔다. 10~15분 시간대가 이전 시간대에 비해 가장 향상된 정확도를 보였으며 표준 편차 또한 제일 낮았다. 따라서 15분까지의 데이터로도 충분히 유의미한 승패 예측이 가능하다. EGR 지표를 구하는 방법은 로지스틱 회귀 분석을 통해 팀 골드 격차와 속성별 드래곤의 가치를 구하는 것이다(Wong, 2019). 이렇게 형성된 EGR 모델은 78% 정도의 정확도를 갖는다. 이 EGR 지표를 바탕으로 선수 개인의 플레이의 가치를 파악할 것이다.

III. 연구 방법

본 연구에서는 2016년 스프링 시즌부터 2021년 서머 시즌까지 총 6개년도 12개 시즌 동안 LCK(League of Legends Champions Korea, 리그 오브 레전드 챔피언스 코리아)에서 활동한 선수들의 데이터를 선형 회귀 분석(linear regression)하여 초반 15분 동안 개별 선수들의 팀 승리 기여도를 평가할 수 있는 정량적인 지표인 PER를 제작하였다.

먼저 선수 개개인이 팀의 승리에 기여하는 정도를 골드로 환산하여 정량화 및 표준화하였다. 포지션에 따라 각각의 1차 지표의 중요도가 조금씩 차이가 있으나 골드는 그 중에서 유일하게 리그 오브 레전드의 모든 포지션에게 중요한 1차 지표이다(오민지 외, 2020). 또한 선수 및 시청자 모두에게 가장 직관적이고 익숙한 지표로서 이해하거나 응용하기 편리하다. 따라서 골드를 팀 승리에 기여하는 정도를 정량적으로 파악할 수 있는 수단으로 보아, 선수가 초반 15분 미니언 및 몬스터를 사냥하여 얻는 본인의 성장이나 교전에 참여하여 팀의 성장에 기여한 정도를 모두 골드로 환산하여 종합하였다.

선수 개개인의 성장 및 팀의 성장에 기여한 정도를 파악하기 위한 방법으로는 동일한 기회비용에 대한 실제 선수의 퍼포먼스를 알아보고자 리그 오브 레전드에서 전략적으로 쓰이는 턴이라는 개념을 도입하였다. 리그 오브 레전드에서 턴은 플레이어가 특정 전략적인 움직임을 선택하는데 필요한 기회비용을 일컫는 개념으로, 플레이어는 자신의 성장, 상대와 아군의 위치 등을 비롯한 다양한 정보를 고려하여 시간적 요소를 사용하여 자신의 성장에 집중하거나 혹은 팀을 위한 교전에 참여하는 등의 일련의 행동에서 선택을 할 수 있는데 이를 턴이라 일컫는다. 턴은 농구의 포제션(possesion)이나 야구의 아웃 카운트와 유사한 개념으로, 팀 골드 격차의 대부분을 차지하는 CS와 킬 및 데스에 큰 영향을 미친다. 따라서 한 경기를 여러 개의 턴으로 나누고 선수 별로 턴의 구성 및 효율성을 파악하는 방식으로 지표를 만들었다.

해당 지표의 신뢰성을 검증하기 위한 방법으로는 2.3의 EGR을 사용하였다. 선수의 지표를 EGR로 환산하여 선수가 기여한 팀의 기대 승률을 파악하고, 팀의 지표와 게임의 승패 상관관계와 설명력을 검증하여 기존의 지표와 비교하였다. 추가적으로 실증적 차원에서 선수들의 지표 추이를 검토하였다.

데이터는 오라클스 엘릭서(<https://oracleselixir.com/>) 기록실에 게시되어있는 메이저 리그인 LCK(한국, League of Legends Champions Korea), LCS(북미, League of Legends Championship Series), LEC(유럽, League of Legends European Championship), LPL(중국, League of Legends Pro League)의 2016년부터 2021년까지의

지표들을 사용하였다.

IV. PER(Player Early game Rating)

1. 리그 오브 레전드의 턴

현대 스포츠에서는 선수의 팀 기여도를 측정하기 위하여 공격과 수비를 분리하고 기회비용을 명확히 구분하여 기회 비용에 따른 선수의 득점 생산력과 실점 억제력을 평가한다. 야구와 농구가 대표적인 예이다. 야구는 수비와 공격이 명확히 구분되어 있고 선수들의 플레이가 서로 독립적이기에 데이터 분석이 용이하여 일찍이 WAR(Wins Above Replacement, 대체 수준 대비 승리 기여)와 같이 선수가 팀 승리에 얼마나 기여했는가를 평가하는 종합 지표가 발달하였다(Baumer & Zimbalist, 2014; Hendela, 2020). 농구는 야구와 달리 실시간으로 진행되는 특징을 가지고 있지만 선수의 기회비용에 따른 효율성을 평가하는 포제션⁵⁾이라는 개념을 중심으로 팀에 대한 선수의 기여도를 평가한다. 포제션은 한 팀의 ‘볼 소유권’과 ‘공격 기회’를 통칭하는 개념으로, 한 팀이 볼을 소유했을 때 시작하여 그 소유를 잃었을 때 종료가 된다. 포제션의 종료는 (1) 필드골 성공이나 자유투의 성공, (2) 수비 팀의 리바운드, (3) 턴 오버 상황에서 발생한다. 상대방보다 많은 득점을 하기 위해서는 공격 기회를 얼마나 효율적으로 활용하는지가 중요하므로 기회비용에서 창출하는 가치를 탐색하는 포제션은 농구 데이터 분석의 핵심 개념으로 자리 잡았다(Jiho Ryu 외, 2018).

오늘날 리그 오브 레전드는 GPM(Gold per minutes, 분당 골드 획득량)이나 DPM(Damage per minutes, 분당 상대 챔피언에게 입힌 데미지)과 같이 시간을 기준으로 하는 지표를 사용한다. 실시간 게임의 특성을 반영한 지표나 플레이어의 방향성이나 기회비용을 고려하기에는 충분하지 않다. 팀플레이가 중요한 리그 오브 레전드의 특성을 감안한다면 선수의 플레이 방향성을 반영한 새로운 지표가 필요하다. 이를 두고 어떤 방식으로 선수의 플레이의 방향성과 효율성을 파악할지에 대한 여러 연구들이 진행되어 왔다(Deja, 2015; Cavadenti, 2016; Nascimento Junior, 2017; Eaton, 2017). 대표적으로 Maymin(2021)은 무가치한 데스(Worthless deaths)와 현명한 킬(Smart kills)을 구분하여 플레이어의 생산력을 평가하여 이전의 연구보다 더 정확하게 승부를 예측할 수 있었다.

실시간 게임인 리그 오브 레전드는 야구처럼 공격과 수비가 명확히 구분되어 있는 것은 아니지만 승리하기 위해서 한정된 기회비용을 효율적으로 사용해야 한다는 점에서 농구와 유사하다. 플레이어는 팀의 승리를 위해서 본인의 한정된 시간을 전략적으로 사용해야 하며, 이는 크게 2가지로 구분된다. 미니언 수급에 집중해 골드를 획득하여 본인의 안정적인 성장을 도모하는 ‘파밍(Farming)’, 그리고 팀을 위한 교전에 참여하여 상대 챔피언을 쓰러뜨리고 팀의 성장에 기여하는 ‘로밍(Roaming)(정글러에 한해서는 갱킹(Ganking))이다. 파밍과 로밍은 야구와 농구에서 공격과 수비로 선수들의 플레이의 방향성이 나뉘는 것과 같다. 파밍과 로밍 모두 팀 간의 골드 격차를 발생시키므로 기회비용을 구분하고 기회 비용을 파밍과 로밍에 투자하여 얻은 결과를 골드로 환산하여 비교한다면 선수의 플레이에 대한 효율을 평가할 수 있다. 가령 자신의 성장에 집중하는 파밍을 선택하여 미니언으로부터 얻는 가치보다 대신 팀을 위한 교전에 참여하는 로밍을 선택하여 상대 챔피언을 쓰러뜨려서 얻는 가치가 더 높다면 효율적인 플레이를 한 셈이다.

따라서 본 연구에서는 선수가 특정 전략적인 움직임을 선택하는데 필요한 기회비용으로서 ‘턴’의 개념

5) 농구 경기에서 포제션은 한 팀의 ‘볼 소유권’, ‘공격권’, ‘공격기회’로 볼 수 있다. 포제션은 한 팀이 볼을 소유했을 때 시작하고, 그 소유를 잃었을 때 종료가 된다.

을 도입하였다. 선수는 자신과 아군 및 상대에 대한 정보를 고려하여 시간적 요소인 ‘턴’을 사용하여 파밍이나 로밍을 선택할 수 있다. ‘턴’의 단위로는 파밍과 로밍의 특성을 모두 고려하여 1분 30초로 정하였다. 파밍을 선택한 플레이어는 미니언을 처치하여 골드를 얻게 되는데, 미니언은 정해진 시스템에 따라 1분 30초를 주기로 근거리 미니언 9마리, 원거리 미니언 9마리, 공성 미니언 하나가 생성되기에 1분 30초를 기준으로 정확한 파밍의 기대값을 산출할 수 있다. 또한 로밍을 선택한 플레이어는 챔피언은 다른 장소로 이동하여 전투에 참여한 후에 기지로 귀환하고 정비하여 원래의 공격로로 이동하는데, 공격로 간에 이동하는데 평균적으로 20~30초 소요되고 기지로 귀환하는데 8초가 소요되며, 초반 교전 시간이 30초를 넘지 않는다는 점을 고려하면 1분 30초는 로밍의 단위로서도 충분히 합리적이다. 1분 5초에 생성된 미니언은 약 1분 30초에 공격로에 도착하여 교전을 벌이므로 초반 15분에서 처음 1분 30초를 제외한 나머지 시간을 턴으로 환산하면 초반 15분 동안 선수에게 주어진 턴은 총 9턴이다.

2. 킬/어시스트와 CS의 가치

로밍과 파밍의 효율을 계산하기 위해서는 상대 챔피언 처치에 참여하여 올리는 ‘킬/어시스트’와 미니언 및 몬스터를 처치하여 올리는 ‘CS’ 각각에 대한 정확한 가치 판단이 선행되어야 한다. 로밍을 통해서 얻는 성과물인 ‘킬/어시스트’과, 파밍을 통해 얻는 성과물인 ‘CS’ 각각에 대해서 실제 가치를 알아야 선수의 로밍과 파밍 효율을 계산하고 서로 비교할 수 있기 때문이다.

2016~2018년도 및 2019~2021년도에 팀의 평균 EGR과 팀의 15분 CS 격차 및 킬/어시스트 격차를 다중 회귀 분석(multiple regression analysis)하여 계산한 포지션별 킬/어시스트 격차의 가치 및 CS 격차의 가치는 표 2와 같다. 여기서 기간을 3년 단위로 구분한 것은 시즌에 따른 변화를 고려하기 위함이다. 2주마다 진행되는 밸런스 패치 외에도 다양한 신규 콘텐츠와 시스템 변경으로 인해 게임의 메타가 지속적으로 변할 뿐만 아니라 매 시즌 리그 내 선수 구성이 변화한다. 이로 인해 기간에 따라 CS 격차 및 킬/어시스트 격차의 가치가 변화하므로 기간을 구분하지 않는다면 선수 가치 평가의 왜곡 및 과적합으로 이어질 수 있다. 이러한 문제는 전통 스포츠에서도 발생하는 문제로, 가령 세이버메트릭스에서 경기가 열리는 구장의 성향을 나타내는 지표인 파크 팩터(Park Factor)⁶⁾는 구장 환경의 변화를 반영하고자 Baseball-Reference는 3년, FanGraphs는 5년을 기준으로 평균치를 계산하여 사용한다. 따라서 본 연구에서는 데이터를 3년 단위로 구분하고 그 평균치를 사용하였다.

EGR은 팀 골드 격차와 상관관계가 매우 큰 지표이고 골드 격차는 CS 격차 및 킬/어시스트 격차의 결과물이기 때문에 서로 선형성을 가진다. 또한 100개 이상의 충분한 표본을 사용하였으며 CS차이와 킬 차이는 별개의 사건으로 약한 상관 관계를 가져 다중공선성 조건을 만족시킨다. Durbin-Watson 또한 2에 근접해 자기 상관을 갖지 않아야 한다는 조건 또한 충족한다.

표 2. 2016~2018년도 및 2019~2021년도에 팀의 평균 EGR과 팀의 15분 CS 격차 및 킬/어시스트 격차를 다중 회귀 분석으로 얻은 포지션별 킬/어시스트 격차 및 CS 격차의 가치. 2016 스프링 시즌은 EGR 지표가 존재하지 않아 제외하였다.

6) 야구 구장 마다 득점이나 안타 유형이 나오는 빈도가 다르다는 점을 조정해주는 지표이다.

기간	포지션	CS 격차 가치	킬/어시스트 격차 가치	표본 수	R	R ²	R M SE	d ⁷⁾
2019 ~ 2021	탑	0.314*	2.368**	263	0.886	0.779	4.61 1	2.25 9
	정글	0.386*	2.257***					
	미드	0.362*	3.436*					
	바텀	0.176*	4.267*					
2016 ~ 2018	탑	0.319*	3.492*	178	0.928	0.862	3.06 9	2.29 2
	정글	0.403*	1.944***					
	미드	0.268*	3.168*					
	바텀	0.417*	1.733***					

* P-value 0.01 이하, ** P-value 0.05 이하, *** P-value 0.05 이상

3. 로밍 턴과 파밍 턴

파밍 턴(Farming turn)을 선택한 선수는 미니언 및 몬스터를 처치하여 골드를 수급해 자신을 성장시키고, 로밍 턴(Roaming turn)을 선택한 선수는 팀을 위한 교전에 참여하여 상대 챔피언을 쓰러뜨리고 팀의 성장에 기여한다. 41에서 언급하였듯이 처음 1분 30초를 제외한 초반 15분을 턴으로 환산하면 선수에게 주어진 턴은 총 9턴이므로 로밍 턴과 파밍 턴의 합은 9이다.

$$(1) \text{ Farming Turn} + \text{Roaming Turn} = 9$$

선수가 파밍으로 얻은 가치(Farming output)와 로밍으로 얻은 가치(Roaming output)는 아래와 같이 각각 CS와 킬/어시스트로 나타낼 수 있다..

$$(2) \text{ Farming output} = \text{CS at 15} \times \text{CS value}$$

$$(3) \text{ Roaming output} = (\text{kill at 15} + \text{assist at 15}) \times (\text{kill assist value})$$

즉, 플레이어의 파밍턴의 효율(Farming output per turn)과 로밍턴의 효율(Roaming output per turn)은 아래와 같다.

$$(4) \text{ Farming output per turn} = \frac{\text{Farming output}}{\text{Farming turn}} = \frac{\text{CS at 15} \times \text{CS value}}{\text{Farming turn}}$$

$$(5) \text{ Roaming output per turn} = \frac{\text{Roaming output}}{\text{Roaming turn}} = \frac{(\text{kill at 15} + \text{assist at 15}) \times \text{kill assist value}}{\text{Farming turn}}$$

한편 동일 시즌 내에 포지션 별로 파밍턴과 로밍턴의 효율이 동일하여 균형을 이룬 상태라고 가정하면 아래의 식이 성립한다.

7) Durbin-Watson 통계량. 보통최소제곱으로 계산된 잔차를 이용한 선형모형에서 오차항 계열상관을 검정.

$$(6) \frac{\text{Farming output}}{\text{Farming turn}} = \frac{\text{Farming output}}{9 - \text{Roaming turn}} = \frac{\text{Roaming output}}{\text{Roaming turn}}$$

위의 식으로부터 Roaming turn은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$(7) \text{Roaming turn} = \frac{9 \times \text{Roaming output}}{\text{Farming output} + 9 \times \text{Roaming output}}$$

3.1. 파밍 턴

한 경기 내에서 15분까지 파밍으로 CS를 수급하고 성장하여 팀에 기여한 생산량을 수치화한 것이 파밍 턴 당 생산량(Farming output per turn)으로, 이를 계산하기 위해서는 선수가 1턴 동안 수급 가능한 미니언 및 몬스터의 최대 개수를 계산할 필요가 있다. 1턴 동안 수급 가능한 미니언 및 몬스터의 최대 개수는 1턴을 파밍 전략을 택했을 때에 얻을 수 있는 기회 비용에 해당한다.

먼저 공격로에서 한 턴에 수급 가능한 미니언 개수는 총 19개이다. 매 30초마다 전사 미니언과 마법사 미니언이 각각 3개씩 등장하고, 1분 30초마다 공성 미니언이 1개가 등장하므로 1턴에는 총 9개의 전사 미니언, 9개의 마법사 미니언, 그리고 1개의 공성 미니언이 등장한다.

한편 공격로 사이의 중립 지역을 중점으로 운용하는 포지션인 정글러는 미니언 대신에 몬스터를 사냥하므로 한 턴 당 획득할 수 있는 CS의 개수가 다르다. 한 팀의 정글러가 15분까지 최대 수급 가능한 CS는 최대 120개로, 자세한 계산 과정은 표 3과 같다. 따라서 정글러 포지션의 Max CS per turn은 120CS를 9턴으로 나눈 13.33이다. 이처럼 정글러는 공격로에서 활동하는 탑, 미드, 바텀 포지션에 비해서 파밍 전략을 선택했을 때의 기회 비용이 낮기에 이들에 비해서 파밍 턴보다 로밍 턴을 선택할 동기가 크다. 실제 경기에서도 정글러는 다른 포지션에 비해 로밍(갱킹)을 자주 선택하기에 정글러의 15분 킬과 어시스트의 개수는 다른 포지션에 비해 훨씬 높다.

표 3. 몬스터 종류별 15분 최대 CS 기대값. 드래곤, 협곡의 전령, 협곡 바위개는 제외하였다

몬스터 종류	CS	최초 생성 시간	재생성 주기	15분 내 최대 등장 횟수	15분 최대 CS 기대값	골드
핏빛 칼날부리 & 칼날부리	4	1분 30초	2분 15초	최대 6회	24	85
큰 어스름 늑대 & 어스름 늑대	4	1분 30초	2분 15초	최대 6회	24	95
심술 두꺼비	4	1분 42초	2분 15초	최대 6회	24	90
고대 돌거북 & 돌거북	4	1분 42초	2분 15초	최대 6회	24	131
푸른 파수꾼	4	1분 30초	5분	최대 3회	12	100
붉은 덩굴정령	4	1분 30초	5분	최대 3회	12	100

3.2. 로밍 턴

한 경기 내에서 15분 내에 로밍으로 아군의 킬에 관여하여 팀에 기여한 생산량을 수치화한 것이 15분 평균 로밍 턴 생산량이며, 이는 아래의 식으로 표현 가능하다. 실제 시스템상으로는 킬을 통해 얻는 골드가 어시스트보다 훨씬 많지만 지표의 목적에 맞춰 킬과 어시스트의 가치를 똑같이 설정하기 위해 우리 팀 킬에 평균적으로 관여한 인원만큼 나누고 킬과 어시스트를 더한 값을 곱하였다. 즉, kill+assist at 15의 실질적인 가치를

구하기 위해 팀 1킬에 관여한 평균적인 인원수에 해당하는 $(1 + \text{team assists at 15} / \text{team kills at 15})$ 로 나누었다.

$$(8) \text{ Roaming turn output} = \frac{(\text{Kill} + \text{Assist value}) \times (\text{kill} + \text{assist at 15})}{1 + \text{team assists at 15} / \text{team kills at 15}}$$

4. PER 산출

모든 턴의 궁극적인 목표는 골드 차이를 발생시키는 것이다. 파밍 턴을 선택한 선수는 자신의 CS 수급 외에도 동일한 공격로 혹은 정글에 위치한 동일 포지션의 상대방의 CS 수급을 방해하여 상대방의 CS 격차를 만들어내어 동일한 포지션에 있는 상대방과의 성장 차이를 벌릴 수 있다 (Nascimento Junior, 2017). 즉, 파밍 턴의 효율성을 나타내는 지표는 동일한 포지션에 위치한 상대방과의 파밍 턴 생산량의 차이(Farming turn output different)이다. 마찬가지로 로밍 턴에서도 효율성을 나타내는 지표는 로밍 턴 생산량의 차이(Roaming turn output different)이다. 따라서 경기 내 특정 선수의 초반 15분 단계(라인전 단계)의 PER은 로밍 턴 효율성 차이와 파밍 턴 효율성 차이의 합으로 계산된다. 서포터는 바텀을 보조하는 역할이며 파밍을 하지 않는 포지션이기 때문에 제외하였다.

$$(9) \text{ PER} = \text{Farming turn output different} + \text{Roaming turn output different}$$

먼저 로밍 턴은 파밍 턴과 동일한 기대값을 설정하는 걸 목표로 두 단계를 거쳐 산출한다. 먼저 라인의 시즌별 평균 로밍 턴을 구한다. 라인의 시즌별 평균 로밍 턴은 라인 파밍 생산량(9-라인의 시즌별 평균 로밍 턴) 값이 라인 킬+어시스트 생산량/라인의 시즌별 평균 로밍 턴한 값과 같도록 한 값이다.

$$(10) \frac{\text{Position Farming turn output}}{9 - \text{Season Raming turn}} = \frac{\text{Position Roaming turn output}}{\text{season Roaming turn}}$$

$$(11) \text{ season Roaming turn} = \frac{\text{Position Roaming turn output} \times 9}{\text{Position Farming turn output} + \text{Position Roaming turn output}}$$

예시로 2016 서머 시즌 탑을 예시로 로밍 턴을 구하면 (12)와 같다. 2.739는 2016 서머 시즌 탑 포지션이 기록한 평균 로밍 턴 생산량이다. 31.774는 탑 포지션이 기록한 평균 파밍 턴 생산량이며 0.319×99.605 를 계산한 값이다. 여기서 0.319는 2016 서머 탑 CS의 가치이며 99.605는 2016 서머 시즌 탑 포지션이 기록한 15분 CS이다.

$$(12) \text{ 2016 서머시즌 탑의 평균 로밍 턴: } \text{Roaming turn} = \frac{4.293 \times 9}{31.774 + 4.293} = 1.071$$

이제 1.071라는 수치의 의미를 알아보자. 파밍 턴은 9에서 로밍 턴을 뺀 값이다. 따라서 2016 서머 시즌 탑의 평균 파밍 턴은 7.929이다. 31.774에 7.929을 나눈 값과 4.293에 1.071를 나눈 값은 똑같이 4이다. 즉, 2016

서머 시즌 탑은 평균적으로 7.929의 파밍 턴과 1.071의 로밍 턴의 기댓값을 가진다.

이제 실제 경기(LCK Spring 2019 2주차 : Griffin vs Hanwha Life Esports)를 예시로 PER을 계산해보자.

표4. LCK Spring 2019 2주차 : Griffin vs Hanwha Life Esports

시즌 지표	미드 파밍 턴	미드 로밍 턴	평균 팀 킬	미드 CS 가치	킬 가치
지표값	8.151	0.849	2.861	0.362	3.436
경기 지표	CS at 15	kills at 15	assists at 15	team kills at 15	team assists at 15
Chovy	161	1	4	8	15
Lava	122	1	0	3	6

먼저 두 선수의 로밍 턴을 구해야 한다. 로밍 턴은 팀 킬 수, 시즌 평균 팀 킬, 시즌 로밍 턴으로 구한다.

$$Chovy \text{ Roaming turn} = 0.849 \times 8 / 2.861 = 2.373, Lava \text{ Roaming turn} = 0.849 \times 3 / 2.861 = 0.89$$

15분 파밍 턴 생산량은 15분 CS를 파밍 턴에 19를 곱한 값으로 나눠서 구한다.

$$Chovy \text{ Farming turn output} = 161 / (6.627 \times 19) = 1.278$$

$$Lava \text{ Farming turn output} = 122 / (8.11 \times 19) = 0.791$$

15분 파밍 턴 생산량 차이는 15분 파밍 턴 생산량에 두 선수의 평균 턴(7.367), CS 상수(19), 시즌 CS 가치(0.362)를 곱한다.

$$Chovy \text{ Farming turn output different} = (1.278 - 0.791) \times 7.367 \times 19 \times 0.362 = 24.682$$

15분 로밍 턴 생산량 차이는 15분 파밍 턴 생산량 차이로 구한다.

$$Chovy \text{ Roaming turn output} = 5 \times 3.436 = 17.18$$

$$Lava \text{ Roaming turn output} = 1 \times 3.436 = 3.436$$

$$Chovy \text{ Roaming turn output different} = 17.18 - 3.436 = 13.744$$

최종적인 PER은 15분 로밍 턴 생산량 차이와 15분 파밍 턴 생산량을 더한 값이다.

$$Chovy \text{ PER} = 24.682 + 13.744 = 38.426$$

5. PER 지표 검증

PER 지표의 타당성을 평가하기 위해 팀 승리를 예측하는 모델인 EGR(Early Game Rating)과의 상관관계를 분석하여 현재 가장 대중적으로 사용되는 15분 골드 차이(GD@15)와 비교해보았다. 상관관계 분석은 해당 시즌에 15경기 이상 출전한 선수들을 대상으로 하였다. 15경기를 기준으로 한 이유는 1시즌 동안 18경기를 치르는 LEC 리그를 반영하면서도 주전급 선수들만을 대상으로 하고자 했기 때문이다. EGR 수치를 시즌 평균 수치로 사용하였기 때문에 정확한 결과를 위해서 주전급 선수만을 대상으로 하였다.

상관관계 분석 결과, PER이 15분 골드 격차에 비해 더 높은 상관관계를 기록하였다. EGR에 대해서도 마찬가지로의 결과를 보여주었으며, 즉 PER이 15분 골드 차이보다 승리를 더 정확히 예측할 수 있는 지표임을 알

수 있었다.

표4. 주요 지표간의 상관관계 (2016 서머-2021 서머).

지표 이름	팀 15분 골드 격차	EGR
15분 골드 격차	0.702*	0.668*
PER	0.725*	0.683*

*P-value 0.01 이하

마지막으로 포지션 별 PER 수치가 제일 높았던 선수들의 지표 추이 또한 살펴보았다. 이때 몇몇 시즌 데이터가 누락되어 있는 LPL 선수들은 제외하였으며 리그별 편차를 조정하지 않았다. 지표들의 추이를 정확하게 파악하기 위해 대상들을 선정한 후에는 지표의 평균 및 편차를 동일하게 조정하였다.

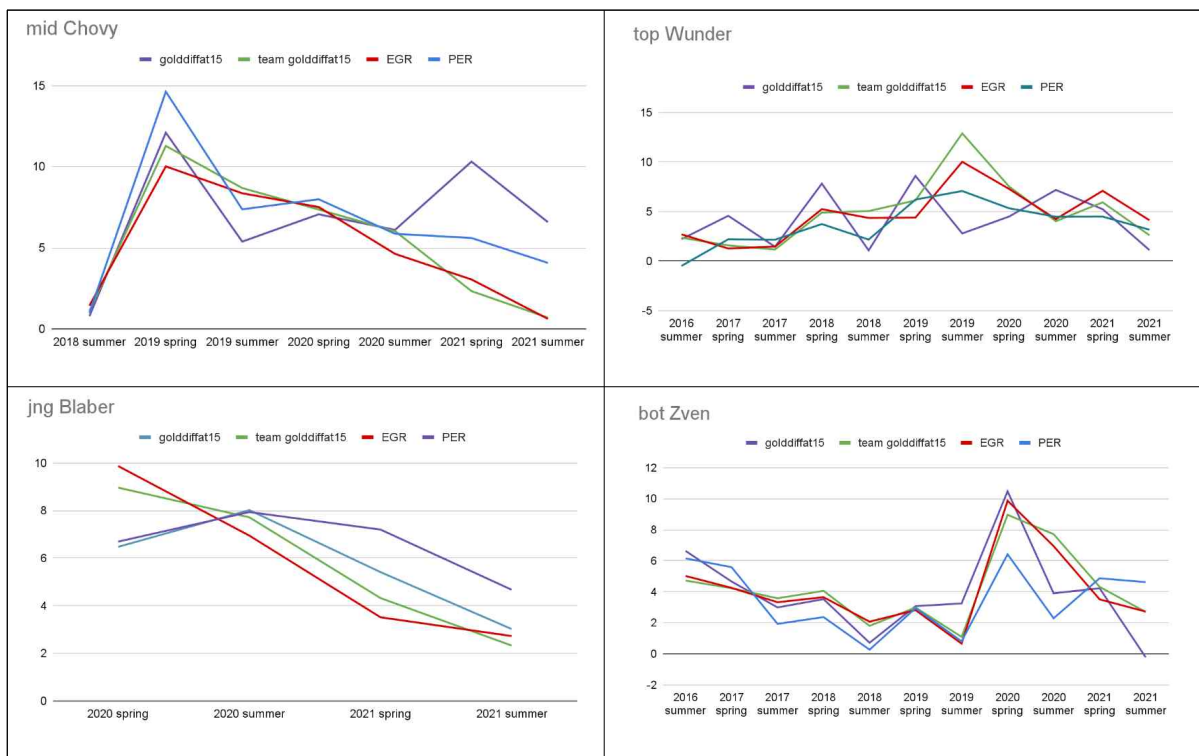


그림1. 포지션 별 PER 수치가 제일 높은 선수들의 시즌별 주요 지표 추이. 미드 Chovy, 탑 Wunder, 정글 Blaber, 바텀 Zven.

bot Zven 2020 spring 시즌의 per 수치가 그 시즌의 다른 지표들과는 다른 양상을 보였는데 이는 서포터로 설계된 챔피언인 세나를 세 차례 다루었기 때문이다. 이 3경기 중에서 한 경기는 CS를 먹지 않는 플레이 방식을 선택하며 실제로는 좋은 경기력을 보여주었음에도 CS격차 -87, PER -3.03을 기록하였다. Zven이 참가한 리그 특성상 경기수가 다른 리그에 비해(18경기) 적어 이 오차가 크게 발생하였다.

V. 결론

본 연구에서는 수리 통계적 방법론과 리그 오브 레전드의 전략적 특성을 반영한 턴 개념을 도입하여 초반

15분 동안 선수들의 퍼포먼스를 기회비용에 대한 효율성으로 평가하는 정량적인 지표인 PER(Player Early game Rating)을 제안하였다. PER은 15분 예측 승률 모델인 EGR(Early Game Rating)과 0.696의 상관관계를 보이며 기존에 널리 사용되던 15분 골드 격차 지표의 상관관계인 0.668보다 더 높은 상관관계를 보였다. 즉, PER은 기존의 지표보다 더 정확하게 선수의 팀 승리 기여도를 예상할 수 있다. 또한 PER은 일반 유저들이 손쉽게 구할 수 있는 데이터를 바탕으로 만들어졌으며 직관적인 부분이 많아 받아들여지기 쉽다는 장점을 가지고 있다. 또한 리그 오브 레전드의 특성을 반영한 턴을 기반으로 개선된 지표를 만들어냈다는 점 또한 의미 있는 성과라고 할 수 있다.

하지만 현재 지표를 만드는 데 사용된 데이터의 한계로 인해 턴을 완벽하게 구성하지 못했기 때문에 후속 연구를 통해 개선할 필요가 있다. 팀 킬과 파밍 턴의 기대값을 기반으로 로밍 턴을 구성했기 때문에 솔로 킬과 같이 뛰어난 실력을 가진 선수보다 추가적으로 팀적으로 많은 지원을 받은 선수가 더 높은 평가를 받을 가능성이 존재한다. 또한 지표의 특성상 서포터가 지표의 대상에서 제외된 점도 아쉬운 부분이다. 추후 전문적인 데이터와 방식을 통해서 이 점을 개선한 후속 연구로 이어지길 기대한다.

참고문헌

- 엄한주, 조정환, 신승운(2002). 통계모형의 전문스포츠 현장 적용 사례, *In Proceedings of the Korean Statistical Society Conference* . 51-59.
- 강지문(2021). e 스포츠 선수들의 에이징 커브: 리그 오브 레전드를 중심으로. *e스포츠 연구: 한국 e스포츠학회지*, 3(1), 64-73.
- 김용우, 김명민(2021). 기계학습을 활용한 게임승패 예측 및 변수중요도 산출을 통한 전략방향 도출. *한국게임학회 논문지*, 21(4), 3-12.
- 구지민, 김재희(2017). 게임 데이터를 이용한 지표 개발과 승패예측모형 설계. *한국데이터정보과학회지*, 28(2), 237-250.
- Hendela, K. (2020). *Sabermetric Analysis: Wins-Above-Replacement*. Locus: *The Seton Hall Journal of Undergraduate Research*, 3(1), 7.
- Wong, V. (2019). *The Measurement and Evaluation of Professional League of Legends Teams for Optimal Strategy* (Doctoral dissertation, UCLA).
- Maymin, P. Z. (2021). Smart kills and worthless deaths: eSports analytics for League of Legends. *Journal of Quantitative Analysis in Sports*, 17(1), 11-27.
- 오민지, 최은선, 조완섭(2020). 게임데이터를 이용한 승패예측 및 세분화된 변수 중요도 도출 기법. *한국빅데이터학회지*, 5(2), 231-240.
- Silva, A. L. C., Pappa, G. L., & Chaimowicz, L. (2018). Continuous outcome prediction of league of legends competitive matches using recurrent neural networks. *In SBC-Proceedings of SBGames* (pp. 2179-2259).
- Cavadenti, O., Codocedo, V., Boulicaut, J. F., & Kaytoue, M. (2016). What did I do Wrong in my MOBA Game?: Mining Patterns Discriminating Deviant Behaviours. *In International Conference on Data Science and Advanced Analytics*.

- Deja, D., & Mysłak, M. (2015). Topological clues for predicting outcomes of multiplayer online battle arena games. In *IADIS International Conference Interfaces and Human Computer Interaction*.
- Nascimento Junior, F. F. D., Melo, A. S. D. C., da Costa, I. B., & Marinho, L. B. (2017). Profiling successful team behaviors in league of legends. In *Proceedings of the 23rd Brazilian Symposium on Multimedia and the Web* (pp. 261-268).
- Eaton, J. A., Sangster, M. D. D., Renaud, M., Mendonca, D. J., & Gray, W. D. (2017). Carrying the team: The importance of one player's survival for team success in League of Legends. In *Proceedings of the human factors and ergonomics society annual meeting*, 61(1), 272-276.
- 이상광, 홍승진, 양성일 (2019). MOBA 게임에 대한 승리 예측 모델링 기술. **대한전자공학회 학술대회**, 715-717
- 김영세(2020). **게임이론**. 경기도: 박영사
- 한국콘텐츠진흥원(2021). **이스포츠 실태조사**.
- 2021년 12월 28일자, 디스이즈게임, “1억 시간 시청, 시청자 수 7만 명... 2021년 달군 '롤 e스포츠'“, <https://www.thisisgame.com/webzine/news/nboard/4/?category=7&n=140372>
- 2022년 4월 5일자. 쿠키 뉴스, “LCK 스프링 결승전, 137만명 봤다... T1 효과 ‘톡톡’“, <https://www.kukinews.com/newsView/kuk202204050155>

* 논문접수일자 : 2022년 11월 30일

* 논문심사일자 : 2022년 12월 10일

* 게재확정일자 : 2022년 12월 16일