

DEA를 활용한 축구 선수 및 구단의 효율성과 리그 순위에 미치는 영향 분석

Analysis of the correlation between the efficiency of football players and clubs and league rankings using DEA



경제학과 여준원

경제학과 이승현

경제학과 조재경

경제학과 정해민

한 학기 동안 경제 현안 세미나 수업을 수강하면서, 추상적이었던 연구 주제를 구체적인 방향으로 발전시키는 데 많은 도움을 받았습니다. 특히 지도교수이신 김태봉 교수님께서서는 면담 시간을 통해 연구의 흐름을 보다 명확히 잡아주시고, 세부 내용을 꼼꼼하게 조언해 주심으로 써 연구를 체계적으로 진행할 수 있게 해주셨습니다. 발표 때마다 날카로운 피드백과 다양한 관점을 제시해주신 신선호 교수님께도 깊이 감사드립니다. 교수님들의 소중한 가르침과 격려가 없었다면, 본 보고서의 완성도와 논리적 구조를 이처럼 견고하게 다듬기 어려웠을 것입니다. 두 분 교수님께 다시 한 번 진심으로 감사의 뜻을 전합니다.

목 차

I. 서론	3
1. 연구 배경 및 목적	3
2. 선행 연구 분석	4
II. 본론	5
1. 가설 설정	5
2. 연구 대상	5
3. 데이터 수집 및 정의	6
3.1 데이터 정의	7
3.2 변수 그룹화	8
4. 연구 방법	9
4.1 데이터 정제	9
4.2 DEA 모형	10
4.3 SBM 연구 모형	11
4.4 연구 모형 수식 및 가중치	13
III. 결론	15
1. 분석 결과	15
2. 결론 및 제언	25
3. 한계점 및 향후 방향성	25
IV. 참고문헌	27

I. 서론

1. 연구 배경 및 목적

¹국민들의 생활수준 향상과 여가시간 확대에 따라 스포츠에 대한 관심 과 참여는 높아지고 있다. 축구는 단순한 스포츠를 넘어 경제적, 사회적으로 막대한 영향을 미치는 글로벌 현상이다. 전 세계적으로 가장 많은 팬을 보유하고 있는 축구는 매년 수십억 명의 관중을 경기장과 방송 앞으로 끌어들이는 뿐만 아니라, 거대한 경제적 가치를 창출하고 있다. FIFA 월드컵과 같은 주요 국제 대회는 개최국의 경제에 긍정적인 파급 효과를 가져오며, 축구 선수와 구단은 글로벌 브랜드로 자리잡아 광고, 마케팅, 상업 활동에서 중요한 역할을 하고 있다. 이러한 맥락에서 축구는 단순히 경기 결과에 그치는 것이 아니라, 팬들의 문화적 열정, 경제적 활동, 그리고 사회적 소통을 아우르는 중요한 매개체로 작용한다.

본 연구를 수행하는 연구팀 또한 축구에 대한 깊은 관심과 애정을 가지고 있으며, 축구를 더 깊이 이해하고 분석하고자 하는 열망에서 연구를 시작하게 되었다. 연구팀의 모든 구성원은 축구가 경기 자체로도 매력적이지만, 그 속에서 벌어지는 팀워크, 선수들의 노력, 그리고 전략적 사고가 어우러지는 과정에 대해 강한 흥미를 느끼고 있다. 이러한 관심은 축구 경기와 관련된 데이터를 분석하고, 이를 통해 선수와 팀의 성과를 더욱 객관적이고 체계적으로 평가하고자 하는 연구 동기로 이어졌다.

그러나 축구는 팬들의 높은 관심과 경제적 규모에 비해 팀 성적에 기여하는 선수들의 경기력을 체계적으로 평가할 수 있는 지표가 부족한 한계를 가지고 있다. 예를 들어, 야구에서는 세이버메트릭스(Sabermetrics)와 같은 데이터 기반 분석 방법론을 통해 선수의 기여도를 정량적으로 평가하고, 팀 성과와의 연관성을 밝혀왔다. 이를 통해 선수의 가치를 공정하게 평가하고 팀 운영 전략을 수립하는 데 중요한 기준이 마련되었다. 반면, 축구에서는 득점, 어시스트와 같은 단일 지표가 주요 성과 평가 기준으로 사용되며, 경기의 다차원적인 특성을 반영하지 못하고 있다. 수비 기여, 패스 성공률, 압박 효과 등 경기 내에서 중요한 역할을 수행하는 다양한 활동은 현재의 평가 체계에서 충분히 반영되지 못하고 있는 실정이다.

¹ 김재훈, 황옥철, 이양, 「공공캠페인에 대한 수용자 문화의 행동 프로세스 연구 : 영국프리미어리그 시청자와 FIFA21 유저의 차이를 중심으로」, 한국문화산업학회, 2022, p 2.

축구는 팀워크와 전략이 중요한 스포츠로, 선수 개인의 기여도가 단순히 눈에 보이는 성과에만 국한되지 않는다. 예를 들어, 골을 기록하지 않더라도 팀의 전술적 목표를 달성하는 데 핵심적인 역할을 하는 선수가 있을 수 있으며, 이러한 역할은 팀의 성적에 실질적으로 기여할 수 있다. 하지만 현재 축구 데이터 분석은 이러한 숨은 기여도를 평가하고 반영하는 데 한계를 가지고 있다. 이는 선수 평가와 팀 운영에서 공정성과 체계성을 저해하는 요인으로 작용하며, 축구 분석 체계의 발전이 필요한 이유로 작용한다.

본 연구는 이러한 배경을 바탕으로 축구 선수와 팀의 효율성을 정량적으로 분석하고, 팀 성적과의 관계를 규명하고자 한다. 특히, 데이터포락분석(DEA, Data Envelopment Analysis)을 활용하여 선수와 팀의 효율성을 평가함으로써, 축구 경기 내 다양한 활동의 기여도를 보다 체계적으로 반영하고자 한다. 연구 목적은 크게 두 가지로 나눌 수 있다.

첫째, 축구 선수 개인의 효율성을 다양한 경기 데이터를 바탕으로 정량적으로 평가하고자 한다. 기존의 단일 지표(득점, 어시스트)만으로는 선수의 기여도를 충분히 분석할 수 없기 때문에, 공격적 기여, 수비적 기여, 그리고 공통 지표를 포함한 다차원적 분석을 통해 선수 효율성을 보다 정교하게 평가한다. 이를 통해 선수 개인의 경기력이 팀 성과에 미치는 영향을 보다 명확히 이해할 수 있을 것으로 기대된다.

둘째, 팀별 효율성과 리그 순위 간의 상관관계를 분석하고자 한다. 팀의 효율성이 리그 순위에 미치는 영향을 규명함으로써 효율적인 팀 운영이 성과와 어떻게 연결되는지를 파악하고, 팀 성과를 예측할 수 있는 통찰을 제공한다. 이러한 분석은 효율성 높은 팀 구성을 위한 실질적 기준을 제시하고, 축구 전략 수립에 있어 새로운 방향성을 제공할 것이다.

2. 선행 연구 분석

본 연구는 정진영, 장성용, 박재현, 윤희준(2017)의 "Bottom-up 방식의 DEA를 적용한 한국프로야구 구단 효율성과 팀 성적과의 관계 분석"을 주요 참고 논문으로 삼았다. 이 논문은 데이터포락분석(DEA) 기법을 활용하여 한국프로야구 구단의 선수 효율성을 측정하고, 이를 구단 효율성으로 확장하여 팀 성적과의 관계를 규명한 연구

이다.

이 연구는 한국프로야구 2016 시즌 데이터를 기반으로 구단별 타자 9명과 투수 9명의 효율성을 측정하였다. 효율성 측정을 위해 투입변수로 연봉을, 산출변수로는 타자의 경우 wOBA, 홈런, RC 등 6개의 세이버메트릭스 지표, 투수의 경우 CERA, FIP 등 6개의 산출변수를 사용하였다. 이후, 각 선수의 효율성을 평균하여 구단 단위의 효율성을 계산하였으며, 구단 효율성과 팀 성적 간의 관계를 분석하기 위해 Spearman 상관분석을 실시하였다.

연구 결과, 두산 구단이 가장 높은 효율성을 보였고, SK 구단이 가장 낮은 효율성을 기록하였다. 구단 효율성과 팀 성적 간에는 유의미한 상관관계($\rho=0.673$)가 나타났으며, 특히 투수 효율성($\rho=0.867$)이 타자 효율성($\rho=0.188$)보다 팀 성적에 더 큰 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 이는 효율적인 투수 영입과 운영이 팀 성적 향상에 핵심적이라는 점을 실증적으로 보여준다.

이 논문은 이전 연구에서 제기된 DEA 판별력 문제(DMU 부족)를 해결하기 위해 Bottom-up 방식을 도입한 점에서 의의가 크다. 선수 단위의 효율성을 측정한 뒤 이를 구단 단위로 확장함으로써 DEA의 변별력을 높이고, 효율성과 팀 성적 간의 실질적인 연관성을 분석하였다. 또한, 구단의 효율적인 선수 영입과 운영 전략이 팀 성과에 미치는 영향을 체계적으로 제시함으로써 스포츠 경영 분야에 기초 자료를 제공하였다.

본 연구는 이 논문의 방법론을 바탕으로 데이터포락분석 기법을 적용하여 효율성과 성과 간의 관계를 분석하고자 하였다. 특히, Bottom-up 방식의 DEA를 활용함으로써 구단 및 선수의 효율성을 보다 정교하게 분석하고자 하였다.

II. 본론

1. 가설 설정

본 연구는 축구 선수와 구단의 효율성을 정량적으로 분석하고, 이를 통해 구단 효율성과 리그 순위 간의 상관관계를 규명하는 것을 목적으로 한다. 축구는 팀워크와 전략적 요소가 중요한 스포츠로, 구단의 효율성이 팀 성적에 직접적으로 영향을 미칠 것으로 예상된다.

효율성이 높은 구단은 자원을 효과적으로 활용하여 선수 개인의 경기력을 극대화하고, 이를 팀 전체의 성과로 연결할 가능성이 크다. 따라서 효율성이 높은 구단일수록 리그 내에서 높은 순위를 기록할 것이라는 가정을 바탕으로 본 연구의 가설을 "구단의 효율성 순위가 높을수록 구단의 리그 순위가 높을 것이다." 라고 설정하였다.

이 가설은 데이터포락분석(DEA)을 활용하여 구단 효율성을 평가하고, 이를 리그 순위와의 관계를 통계적으로 검증함으로써 확인하고자 한다. 구체적으로, 본 연구는 효율성과 리그 순위 간의 상관관계를 분석하여 효율적인 팀 운영이 성과에 미치는 영향을 규명하고자 한다.

2. 연구 대상

본 연구의 대상은 2축구 리그 중 가장 관심도가 높고 경제 규모가 큰 잉글랜드의 프로축구 리그로, 1부 리그인 프리미어리그(EPL: English Premier League)와 2부 리그인 EFL 챔피언십에 속한 팀들로 설정하였다. 프리미어리그는 세계에서 가장 시청률이 높은 스포츠 리그로, 212개 국가에서 약 47억 명의 인구가 시청하는 글로벌한 관심도를 자랑한다. 이러한 배경을 바탕으로, 본 연구는 2014-2015 시즌부터 2023-2024 시즌까지 최근 10년간 단 한 번도 3부 리그로 강등되지 않은 30개 팀을 분석 대상으로 삼아, 이들의 효율성을 평가하고 리그 성적과의 연관성을 규명하고자 한다.

이는 연구의 일관성과 신뢰도를 확보하기 위한 조치로, 3부 리그로 강등된 경험이 있는 팀을 포함할 경우 재정 상태, 선수단 구성, 운영 정책 등에서 극단적인 변동이 발생하여 비효율성 지표가 과도하게 높게 나타날 가능성이 있기 때문이다.

또한, 하부 리그로의 강등과 승격이 반복되는 팀은 동일한 수준의 리그 환경에서 오랜 기간 누적된 데이터와 비교가 어려워, 분석 결과에 왜곡이 생길 우려가 있다. 따라서 동일한 1·2부 리그권 내에서 장기간 유지된 팀에 한정함으로써, 보다 타당하고 일관성 있는 효율성 평가가 가능하도록 표본을 제한하였으며, 한 시즌에 총 38경기

² 김재훈, 황옥철, 이양, 「공공캠페인에 대한 수용자 문화의 행동 프로세스 연구: 영국프리미어리그 시청자와 FIFA21 유저의 차이를 중심으로」, 한국문화산업학회, 2022, p 5.

를 소화하는 프리미어리그에서는 1,000분 이상, 한 시즌에 총 46경기를 소화하는 챔피언십리그에서는 1,800분 이상 출전한 선수만을 조사 대상으로 삼았다. 이러한 기준을 통해 아주 적은 출전 시간으로 인해 발생할 수 있는 과대평가나 과소평가의 가능성을 줄여 분석에 신뢰도를 높이고자 하였다.

3. 데이터 정의 및 변수 그룹화

3-1 데이터 정의

본 연구에서는 총 18개의 축구 지표를 선정하여 수집하였다. 수집한 데이터에 대한 간단한 설명은 아래와 같다.

지표	설명
투입변수	
P/Y	플레이어의 연봉
산출변수	
Goals/Mins	플레이어가 경기당(90분) 득점한 골 수
Assists/Mins	플레이어가 경기당(90분) 팀원의 득점을 도운 어시스트의 수
SpG	한 경기당 평균적으로 시도한 슈팅 수
KeyP	득점 기회로 이어질 가능성이 높은 결정적 패스 수
(O)Drb	성공적인 공격적 드리블 수
Fouled	플레이어가 상대팀으로부터 파울을 당한 횟수
Disp	상대에게 볼을 빼앗긴 횟수
UnTch	공을 제대로 터치하지 못한 횟수
Tackles	성공적인 태클 횟수
Inter	패스를 가로챈 횟수
Fouls	플레이어가 범한 파울 횟수
Clear	수비 시 위험 지역에서 공을 멀리 걷어낸 횟수
Offside	플레이어가 오프사이드 판정을 받은 횟수
(D)Drb	수비 상황에서 드리블을 성공적으로 수행한 횟수
Blocks	상대 슈터나 패스를 막아낸 횟수
Rating	경기 후 전문가와 데이터 시스템에 의해 평가된 플레이어의 종합 점수

PS
AW

플레이어의 전체 패스 중 성공한 패스의 비율
공중볼 경합에서 이긴 횟수

<표1 - 변수 지표>

P/Y로 표기한 플레이어의 연봉 자료는 'Capology' 사이트를 통해 모든 시즌의 연봉을 2023-2024 시즌의 연봉 기준으로 인플레이션을 고려하여 조정한 값을 추출하였다. 각 선수의 축구 지표는 'Understat', 'Whoscored', 'FBREF', 'Opta' 등의 사이트를 통해 추출하였으며, 투입변수는 P/Y(플레이어의 연봉), 산출변수는 18개의 축구 지표로 정의하였다.

3-2 데이터 변수 그룹화

본 연구에서는 축구 선수의 효율성을 다양한 측면에서 분석하기 위해 총 18개의 축구 지표를 5개의 그룹으로 나누어 DEA를 실시하였다. 이러한 그룹화는 선수의 퍼포먼스를 다각적으로 평가하고, 효율성 분석의 해석력을 높이기 위해 설계된 것이다.

1. 통합 분석(Integrated) 그룹

통합 분석 그룹은 선수의 공격적, 수비적 기여를 구분하지 않고 전체적인 기여도를 측정하기 위해, 18개의 모든 지표를 포함하여 개별 지표에 따른 편향 없이 선수의 전반적인 성과를 평가할 수 있는 기준점을 제공하기 위해 설정하였다.

2. 공격적 지표(Offensive) 그룹 - Goals/Mins, Assists/Mins, SpG, KeyP, (O)Drb, Fouled, UnTch, Rating

공격적 지표는 골 득점, 어시스트, 공격 전개 등 직접적인 경기 성과에 기여하는 요소들을 반영한다. 공격적인 포지션(스트라이커, 윙어) 선수들의 효율성을 더 정교하게 분석하기 위해 다음과 같은 그룹을 설정하였다.

3. 수비적 지표(Defensive) 그룹 - Disp, Tackles, Inter, Fouls, Clear, Offside, (D)Drb, Blocks, Rating, AW

수비적 지표는 태클, 인터셉트, 클리어링 등 수비 관련 행동을 측정한다. 수비적인 포지션(센터백, 풀백, 수비형 미드필더)의 효율성을 공정하게 평가하기 위해 다음과 같은 그룹을 설정하였다.

4. 중요 지표(Major) 그룹 - Goals/Mins, Assists/Mins, KeyP, (O)Drb, Fouled, Disp, UnTch, Tackles, Fouls, (D)Drb, Rating

이 그룹은 중요한 지표만을 포함함으로써, 분석 결과에서 노이즈를 줄이고, 선수 성과의 주요 동인을 파악할 수 있다. 특히, 경기 결과에 직접적인 영향을 미치는 변수를 강조함으로써 효율성 측정의 실질적인 활용도를 높이기 위해 다음과 같은 그룹을 설정하였다.

5. 보조 지표(Minor) 그룹 - SpG, Inter, Clear, Offside, Blocks, PS, AW

이 지표들은 경기 결과에 간접적으로 기여하는 지표들이다. 이러한 지표는 Major 지표에 비해 덜 중요하지만, 선수의 기여도를 세부적으로 분석하고 보완적 시각을 제공하는 데 유용하다. 이를 통해 Minor 지표에서 두드러진 선수들을 확인하고, 팀 내에서 상대적으로 덜 주목받는 기여를 분석하기 위해 다음과 같은 그룹을 설정하였다.

4. 연구 방법

4-1 데이터 정제

본격적인 연구 설명에 앞서, 리그 간 구조적 차이 반영과 투입 변수 및 산출 변수의 표준화, 비효율변수의 역수 변환을 조정하기 위해 다음과 같은 데이터 처리 과정을 실시하였다.

경쟁 강도 설정

1부 리그(EPL)와 2부 리그(챔피언십 리그)는 재정적 환경, 선수단 구성, 리그의 전반적 수준에서 구조적 차이가 크다. 특히, 선수 연봉은 리그 간 차이를 명확히 보여주는 대표적인 지표로, 이러한 차이를 고려하지 않을 경우 효율성 비교가 왜곡될 가능성이 크다. 따라서 이를 해결하기 위해 각 시즌마다 챔피언십 리그의 평균 연봉을 EPL 리그의 평균 연봉으로 나눈 값을 경쟁 강도로 설정하고, 챔피언십 리그 선수들의 산출 변수에 곱해 불공정한 비교를 방지하였다.

투입 변수 및 산출 변수의 표준화

투입 변수의 경우, 선수 간 연봉의 차이가 너무 큰 경우가 있어 투입 변수와 산출 변수 간의 비율이 맞지 않아 정확한 분석이 어려워지는 문제가 있어 산출 변수 P/Y를 로그 변환하는 과정을 거친 후 분석을 진행하였다

산출 변수의 경우에는 18개의 산출 변수가 서로 다른 단위를 가지며, 특정 변수의 크기가 과도하게 클 경우 DEA 모델에서 해당 변수가 효율성 계산에 비합리적으로 큰 영향을 미칠 수 있다.

이를 해결하기 위해 모든 산출 변수를 해당 변수의 최대값으로 나누어 0부터 1 사이로 표준화하여 다른 단위로 측정된 지표들을 동일한 범위로 조정함으로써, 각 변수의 기여도를 공정하게 반영하였다.

비효율 변수의 역수 변환

Disp(볼을 빼앗긴 횟수), UnTch(실수 터치 횟수), Fouls(파울 횟수), (D)Drb(수비 상황에서 드리블 시도)와 같은 변수는 값이 클수록 비효율성을 나타내며, 높은 값을 그대로 사용하면 효율성이 과소평가될 위험이 있다.

이러한 변수들에 대해 '1-해당 데이터 값'인 역수 변환을 적용하여, 모든 산출 변수가 "높을수록 효율적"이라는 동일한 해석을 가지게 만들어, DEA 분석 결과의 해석 일관성을 높였다.

4-2 DEA 모형

본 연구에서는 축구 선수 및 구단의 효율성이 구단 리그 순위에 미치는 영향을 분석하기 위해 자료포락분석(Data Envelopment Analysis, 이하 DEA) 방법론을 적용하였다. DEA는 다수의 투입요소(input)와 산출요소(output)를 동시에 고려하여 의사결정단위(Decision Making Unit, DMU)의 상대적 효율성을 측정하는 비모수적(non-parametric) 기법이다. 이러한 분석기법을 채택한 이유는 다음과 같다.

첫째, DEA는 특정한 함수 형태나 분포 가정에 의존하지 않는 비모수적 기법이기 때문에, 축구 구단의 성과를 모델링하는 데 있어 선형회귀나 확률적 방법론처럼 정형화된 관계를 가정할 필요가 없다. 이는 축구 선수단 구성, 재정 투자, 선수 퍼포먼스 지표, 팀 전술 등 다양한 특성과 산출물(예: 승점, 리그 순위, 득점 수)을 고려하는 데 있어 유연성을 제공한다. 특히 DEA는 ³주어진 DMU의 투입.산출 요소 간의 관계를 규정하는 생산 함수에 대한 가정이 필요 없는 비모수적 기법"이라는 점에서, 복합적인 데이터를 다루는 축

³ Talluri, S., "Data Envelopment Analysis : Models and Extensions", Decision Line, 2000, p 31, 8-11.

구와 같은 분야에 적합하다.

둘째, DEA는 각 선수를 하나의 DMU(의사결정단위)로 간주하고, 해당 선수가 축구 경기력에 기여하는 투입자원과 산출결과를 종합적으로 평가한다. 본 연구에서는 선수의 연봉을 투입변수로 설정하였으며, 18개의 축구 지표(Goals/Mins, Assists/Mins, KeyP 등)를 산출변수로 반영하였다. 이를 통해 각 선수의 효율성을 평가하여, 비교집단 내에서 상대적으로 효율적인 선수와 비효율적인 선수를 명확히 도출할 수 있다. 이는 "비효율적인 DMU에 대해 벤치마킹 대상을 제공하고, 개선 방향을 제시할 수 있다"는 DEA의 특성과 일치하며, 본 연구에서는 각 선수가 연봉 대비 성과를 얼마나 창출하고 있는지를 정량적으로 측정하는 데 초점을 맞추고 있다.

셋째, DEA는 단순히 효율점수를 산출하는 것에 그치지 않고, 비효율적인 구단이 보다 효율적으로 변하기 위해 어떤 요소를 개선해야 하는지에 대한 구체적 시사점을 제공한다. 예를 들어, 비효율성을 유발하는 요소들에 대한 감축(target) 혹은 확대의 방향성을 제시함으로써, 향후 구단 경영 전략 및 선수단 운용 정책 수립에 도움을 줄 수 있다. 이는⁵ 효율성 점수와 조직 성과를 대변하는 지표 간의 관계를 분석하는 방식으로 개선 방향을 도출한 기존 연구 사례와도 연관된다.

종본 연구에서 DEA 분석을 채택한 이유는 축구 구단의 선수에 대한 연봉 투입과 경기력인 산출을 균형 있게 평가하고, 각 선수의 상대적 효율성을 바탕으로 한 구단의 효율성을 정량적으로 비교하며, 향후 전략적 개선 방향을 도출할 수 있는 종합적이고 유연한 분석 프레임워크를 제공하기 때문이다. 이러한 DEA 방법론의 활용을 통해 본 리그 내 구단들의 효율성 수준 및 효율성 변동 요인에 대한 심층적 이해를 도모하고자 한다.

4-3 SBM 연구 모형

본 연구는 축구 선수 및 구단의 효율성을 정량적으로 분석하기 위해 자료포락분석(DEA) 기법 중 **Slack-Based Measure(SBM) 모델**을 활용하였다.⁶SBM 모델은 입력 및 출력 변수에서 발생하는 잉여(slack)를 정밀하게 반영하여, 구단 및 선수의 상대적 효율성을 보다 세밀하게 평가할 수 있는 기법이다. 기존의 CCR, BCC 모델 대비 SBM 모델은 잉여 변수를 명시적으로 고려함으로써 효율성 분석 결과의 정확성과 신뢰도를 제고한다는 장점을

⁴ 임성목, 「DEA에서 투입.산출 요소 선택 방법」, 2009, p 2.

⁵ 임성목, 「DEA에서 투입.산출 요소 선택 방법」, 2009, p 3.

⁶ 정혁, 이경호, DEA-SBM 모형을 이용한 대기업 계열사 보안관리 체계 효율성 분석, 한국정보보호학회, 2022, .p.5

가진다.

효율성 분석 과정에서, 상대적 효율성 평가의 결과를 보완하고 실무적 활용성을 높이기 위해 엑셀 기반 분석도 함께 수행하였다. 엑셀을 활용한 분석에서는 DEA의 기본 수식을 적용하여 효율성을 도출하였으며, 데이터의 표준화 및 역수 변환을 통해 분석 결과의 신뢰도를 강화하였다. 특히, 각 축구 지표에 가중치를 부여하여 효율성을 도출함으로써 결과의 정밀도를 높이고, 주요 지표와 보조 지표를 구분하여 변수별 중요도를 체계적으로 반영하였다.

각 지표별 가중치는 ⁷선행 연구에서 제시된 요인 분석 결과를 참고하여 축구 경기 데이터를 Major(주요 지표)와 Minor(보조 지표)로 분류하였다. Major 지표(Goals/Mins, Assists/Mins)는 승점에 직접적으로 높은 영향을 미치는 변수로 확인되었으며, 높은 가중치를 부여하였다. 반면, Minor 지표(SpG, Inter 등)는 상대적으로 낮은 기여도를 가지는 변수로, 낮은 가중치를 할당하였다..

이후, 변수별 가중치를 반영한 DEA 분석을 통해 도출된 선수 효율성 점수를 팀 단위로 산술평균하여 팀 효율성을 계산하였고, 이를 실제 리그 순위와 비교하였다. 팀 효율성과 리그 순위 간 상관관계가 가장 높은 결과를 도출하는 가중치 조합을 trial and error 방식을 통해 채택하였다. 이러한 방식은 변수별 기여도의 우선순위를 반영함과 동시에, 효율성 결과와 실제 경기 성과 간의 연관성을 극대화하여 DEA 분석의 결과를 보다 공정하고 체계적으로 평가할 수 있도록 하였다.

⁷ 유성환, 「대체선수를 활용한 프로축구선수 가치 평가 모형」, 2020, p 10-12

4-4 연구 모형 수식 및 가중치

$$Efficiency = \frac{\sum_{i=1}^n (\omega_i \cdot y_i)}{\log\left(\frac{P}{Y}\right)}$$

Efficiency: 각 선수의 효율성 점수

$\frac{P}{Y}$: 선수의 연봉 (입력 변수)

y_i : i 번째 출력 변수로, 경기 성과를 나타내는 지표

수식 1 - 선수 효율성을 구하는 식

수식 2 - 팀 효율성을 구하는 식

$$Team\ Efficiency_k = \frac{1}{m_k} \sum_{j=1}^{m_k} Efficiency_j$$

Team Efficiency_k: 팀의 효율성

m_k : k 번째 팀의 선수 수

Efficiency_j: j 번째 선수의 효율성 점수

수식 2 - 팀 효율성을 구하는 식

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n(n-1)}$$

d_i : i 번각 데이터 쌍의 순위 차이

n : 데이터 쌍의 개수.

수식 3 - 팀 효율성 순위와 실제 리그 순위 간 상관관계를 구하는식

산출변수	가중치
Goals/Mins	0.15
Assists/Mins	0.15
SpG	0.07
KeyP	0.07
(O)Drb	0.06
Fouled	0.02
Disp	0.04
UnTch	0.04
Tackles	0.06
Inter	0.07
Fouls	0.03
Clear	0.05
Offside	0.04
(D)Drb	0.06
Blocks	0.06
Rating	0.06
PS	0.05
AW	0.06

<표2 - 변수 별 가중치>

Ⅲ. 결론

1. 분석 결과(2021-22 시즌)

본 연구에서는 10개 시즌의 자료를 활용하여 효율성 분석과 리그 순위 간 상관관계를 검토한 결과, 2021-2022 시즌 자료가 가장 높은 상관관계를 보이는 것으로 나타났다. 따라서, 효율성 분석의 신뢰성과 타당성을 확보하기 위해 상관관계가 가장 높은 해당 시즌의 데이터를 최종 분석 자료로 채택하였다.

이와 같은 접근은 효율성 분석 결과가 실제 리그 성과를 적절히 반영할 수 있도록 데이터 선택 과정을 체계화한 것이며, 연구 결과의 실무적 활용성을 높이는 데 기여한다. 또한, 2021-2022 시즌 자료는 다른 시즌과 비교하여 선수 및 팀 간 경기 성과와 연봉 간 관계가 더 명확히 드러나며, 이를 바탕으로 도출된 효율성 점수와 리그 순위 간 일관성을 강화할 수 있었다.

R - SBM 상대적 효율성 분석 결과

Player	Team	P/Y	SuperEfficiency
<효율성 상위 10명>			
Sean Longstaff	Newcastle	67432	2.452648
Ben Cabango	Swansea	64838	1.96796
Dwight McNeil	Burnley	337158	1.688577
Nathan Collins	Burnley	674317	1.589679
Paul Pogba	Man Utd	19555182	1.509734
Ethan Pinnock	Brentford	1011475	1.407376
Armando Broja	Southampton	440899	1.399879
Emmanuel Dennis	Watford	1011475	1.393561
Trent Alexander Arnold	Liverpool	12137699	1.367765
John McGinn	Aston Villa	3708741	1.342012
..			
<효율성 하위 10명>			
Sergi Canós	Brentford	1685792	0.935634
Rico Henry	Brentford	2360108	0.931964
Timo Werner	Chelsea	18206548	0.931532
Patson Daka	Leicester	5057375	0.928328
Boubakary Soumaré	Leicester	5394533	0.921163
Rodrigo	Leeds	6743166	0.918651

Raúl Jiménez	Wolves	6743166	0.91498
Mohamed Elyounoussi	Southampton	4045900	0.911539
Marcus Rashford	Man Utd	13486332	0.906562
Jack Cork	Burnley	2567590	0.903187

<표3 - SBM 분석 결과>

SBM(상대적 효율성 분석) 결과

본 연구는 R 프로그램의 DEA SBM(Slack-Based Measure) 모델을 활용하여 선수와 팀의 효율성을 분석하였다. 분석 결과, 가장 효율적인 DMU 값(1)을 가지는 사례가 많아 이를 보완하기 위해 ****초효율성 분석(SuperEfficiency)****을 추가적으로 진행하였다.

SuperEfficiency 분석 결과, 팀의 초효율성 평균 순위와 실제 리그 순위 간에는 **중간 정도의 양의 상관관계**(Spearman 상관계수 = 0.536, p-value = 0.003)가 있는 것으로 나타났다. 이는 효율성이 높은 팀일수록 실제 리그 순위에서도 높은 경향이 있음을 시사한다.

그러나 SBM 분석에서는 일부 유명 선수들이 낮은 효율성을 기록하고, 반대로 2부 리그 선수들이 높은 효율성을 기록한 사례가 확인되었다. 이는 **연봉 대비 경기 기여도의 반영 부족** 혹은 **리그 간 수준 차이**가 효율성 값에 영향을 미쳤을 가능성을 보여준다. 이러한 한계를 극복하기 위해, 본 연구는 **엑셀 기반 절대적 효율성 분석**을 추가적으로 진행하여 변수 가중치를 반영한 체계적인 평가를 시도하였다.

Excel - 절대적 효율성 분석 결과(통합 그룹)

Player	Team	P/Y	Efficiency
<효율성 상위 10명>			
Nathan Collins	Burnley	13.42145561	0.99862014
Ethan Pinnock	Brentford	13.82692022	0.964050436
James Tarkowski	Burnley	15.03089292	0.95873677
Grant Hanley	Norwich	14.5200674	0.935708699
Mohamed Salah	Liverpool	16.41718729	0.931827747
Mohammed Salisu	Southampton	14.33774604	0.930937316
Joël Matip	Liverpool	15.72404011	0.919832328
Ivan Toney	Brentford	14.11386028	0.919601148
Liam Cooper	Leeds	14.33774604	0.91491517
Pontus Jansson	Brentford	14.33774604	0.907666276

<효율성 하위 10명>

Lewis Cook	Bournemouth	14.5200674	0.39813158
Philip Zinckernagel	Nottingham Forest	14.29852481	0.397698026
Ryan Christie	Bournemouth	15.03089292	0.392184613
Grady Diangana	WBA	14.13365006	0.390008043
Harrison Reed	Fulham	14.5200674	0.388454219
Jefferson Lerma	Bournemouth	15.12620302	0.387404346
Adam Reach	WBA	14.80774923	0.383299506
Jean Seri	Fulham	15.29325721	0.382286091
Joe Allen	Stoke	15.17065475	0.378046894
Jake Livermore	WBA	14.9466749	0.377291764

<표4 - 절대적 효율성 분석 - 통합 그룹>

엑셀 기반 절대적 효율성 분석은 전체 지표, Major, Minor, Offensive, Defensive 지표별로 수행되었으며, 2021-22 시즌의 데이터를 예시로 하여 분석 결과를 제시하였다.

전체 지표를 기준으로 2021-22 시즌 데이터를 활용한 절대적 효율성 분석 결과, **효율성 상위 10명의 선수**는 리버풀의 모하메드 살라, 브렌트포드의 이반 토니, 번리의 제임스 타코우스키 등 다양한 팀에 분포되어 있었다. 반면, **효율성 하위 10명의 선수**는 하위권 팀(웨스트 브로미치, 본머스)에서 주로 나타났다.

리그 순위와 효율성 간 상관관계 분석 결과, Spearman 상관계수는 **0.746**으로, 매우 강한 양의 상관관계를 보였다. 이는 효율성이 팀의 성적에 강력한 영향을 미친다는 점을 통계적으로 뒷받침한다.

Excel - 절대적 효율성 분석 결과 - 주요 지표(Major) 그룹

Player	Team	P/Y	Efficiency
<효율성 상위 10명>			
Kevin De Bruyne	Man City	17.11033	0.999915
Mohamed Salah	Liverpool	16.41719	0.999886
Reece James	Chelsea	15.72404	0.960293
Riyad Mahrez	Man City	15.90636	0.960125
Son Heung-Min	Tottenham	16.36589	0.958523
Mason Mount	Chelsea	15.5009	0.919992
James Maddison	Leicester	15.81935	0.905283

Gabriel Jesus	Man City	15.61868	0.885165
Harvey Barnes	Leicester	14.80775	0.883867
Jamie Vardy	Leicester	16.06051	0.879969

<효율성 하위 10명>

Adam Reach	WBA	14.80775	0.496589
Ryan Christie	Bournemouth	15.03089	0.495079
Harrison Reed	Fulham	14.52007	0.494477
Lloyd Kelly	Bournemouth	14.52007	0.491649
Jean Seri	Fulham	15.29326	0.490723
Tosin Adarabioyo	Fulham	14.80775	0.490298
Jefferson Lerma	Bournemouth	15.1262	0.483107
Gary Cahill	Bournemouth	14.89956	0.479609
Jake Livermore	WBA	14.94667	0.477414
Joe Allen	Stoke	15.17065	0.471156

<표5 - 절대적 효율성 분석: 주요 지표(Major) 그룹>

Major 지표 기반 분석에서는 맨체스터 시티의 케빈 더 브라위너와 리버풀의 모하메드 살라가 효율성 순위 1, 2위를 차지하였다. 이외에도 손흥민(토트넘), 리야드 마레즈(맨체스터 시티) 등이 상위권에 위치하며, **주요 공격 지표가 리그 성적에 큰 영향을 미치는 변수**임을 확인하였다. 상관계수는 **0.855**로 전체 지표 분석보다 더 강한 상관관계를 보였다.

Excel - 절대적 효율성 분석 결과 - 보조 지표(Minor) 그룹

Player	Team	P/Y	Efficiency
<효율성 상위 10명>			
James Tarkowski	Burnley	15.03089	0.99986
Grant Hanley	Norwich	14.52007	0.995872
Nathan Collins	Burnley	13.42146	0.958897
Mohammed Salisu	Southampton	14.33775	0.951556
Ethan Pinnock	Brentford	13.82692	0.906102
Samir	Watford	13.58108	0.894723
Liam Cooper	Leeds	14.33775	0.886098

Jan Bednarek	Southampton	15.21321	0.875254
Pontus Jansson	Brentford	14.33775	0.872045
Joël Matip	Liverpool	15.72404	0.868052

<효율성 하위 10명>

Stefan Johansen	QPR	14.02409	0.055105
Michael Obafemi	Swansea	13.6749	0.055034
Albert Adomah	QPR	13.6446	0.054197
Onel Hernández	Birmingham	14.20641	0.052755
Bobby De Cordova-Reid	Fulham	14.67422	0.050893
Scott Hogan	Birmingham	13.56456	0.05027
Adam Reach	WBA	14.80775	0.049412
Grady Diangana	WBA	14.13365	0.047243
Korey Smith	Swansea	13.82692	0.043298
Duncan Watmore	Middlesbrough	13.74688	0.040446

<표6 - 절대적 효율성 분석: 주요 지표(Minor) 그룹>

Minor 지표는 주요 지표보다 상대적으로 낮은 상관관계를 보였다. 상위권 선수 중에는 번리와 사우스햄튼의 수비수들이 다수 포함되어 있었으며, 이는 보조 지표가 팀 성적보다는 특정 상황에서의 경기 기여도를 평가하는 데 적합함을 보여준다. Minor 지표와 리그 순위 간 상관계수는 **0.512**로 확인되었다.

Excel - 절대적 효율성 분석 결과 - 공격적 지표(Offensive) 그룹

Player	Team	P/Y	Efficiency
<효율성 상위 10명>			
Mohamed Salah	Liverpool	16.41719	0.995456
Kevin De Bruyne	Man City	17.11033	0.900138
Son Heung-Min	Tottenham	16.36589	0.863324
Riyad Mahrez	Man City	15.90636	0.833459
Mason Mount	Chelsea	15.5009	0.799277
Harry Kane	Tottenham	16.41719	0.791164

Gabriel Jesus	Man City	15.61868	0.78463
James Maddison	Leicester	15.81935	0.771067
Reece James	Chelsea	15.72404	0.764196
Jarrod Bowen	West Ham	15.21321	0.750827

<효율성 하위 10명>

Harrison Reed	Fulham	14.52007	0.159333
Matt Clarke	WBA	14.20641	0.158387
Jack Stacey	Bournemouth	14.52007	0.156962
Tosin Adarabioyo	Fulham	14.80775	0.154315
Tim Ream	Fulham	14.33775	0.154095
Kyle Naughton	Swansea	14.1146	0.152353
Jake Livermore	WBA	14.94667	0.151639
Lloyd Kelly	Bournemouth	14.52007	0.14847
Joe Allen	Stoke	15.17065	0.144696
Gary Cahill	Bournemouth	14.89956	0.144033

<표7 - 절대적 효율성 분석: 공격적 지표(Offensive) 그룹>

Offensive 지표 분석 결과, 2021-22 시즌에 득점왕을 차지한 모하메드 살라(Liverpool)와 손흥민(Tottenham)이 각각 효율성 순위 1위와 3위를 기록하며 공격 지표가 리그 성적에 미치는 영향을 잘 반영하였다. 상관계수는 **0.886**로, 공격 지표가 팀 성적의 주요 결정 요인임을 시사하였다. 이는 공격적인 경기력의 차이가 효율성 분석에서 높은 상관관계를 형성한다는 점을 강조한다.

Excel - 절대적 효율성 분석 결과 - 수비적 지표(Defensive) 그룹

Player	Team	P/Y	Efficiency
<효율성 상위 10명>			
James Tarkowski	Burnley	15.03089	0.999961
Nathan Collins	Burnley	13.42146	0.994265
Ethan Pinnock	Brentford	13.82692	0.981755
Grant Hanley	Norwich	14.52007	0.967137

Mohammed Salisu	Southampton	14.33775	0.964959
Liam Cooper	Leeds	14.33775	0.94701
Samir	Watford	13.58108	0.915336
Pontus Jansson	Brentford	14.33775	0.909905
Maximilian Kilman	Wolves	13.82692	0.896374
Çağlar Söyüncü	Leicester	14.92553	0.878122

<효율성 하위 10명>

Lewis Grabban	Nottingham Forest	14.43306	0.365255
Onel Hernández	Birmingham	14.20641	0.364239
Adam Reach	WBA	14.80775	0.363941
Bobby De Cordova-Reid	Fulham	14.67422	0.360307
Timo Werner	Chelsea	16.71729	0.358069
Ryan Christie	Bournemouth	15.03089	0.355883
Aleksandar Mitrovic	Fulham	15.5009	0.353392
Philip Zinckernagel	Nottingham Forest	14.29852	0.353113
Wilfried Zaha	Crystal Palace	15.9864	0.35291
Jean Seri	Fulham	15.29326	0.351048

<표8 – 절대적 효율성 분석: 수비적 지표(Defensive) 그룹>

수비적 지표 분석에서는 번리와 브렌트포드 소속 선수들이 높은 효율성을 기록했다. 그러나 상관계수는 **0.448**로, 공격 지표보다 낮은 수준이었다. 이는 약팀의 수비수들이 더 많은 수비 기회를 가지면서 높은 효율성 값을 기록한 반면, 수비 지표가 팀 성적에 미치는 영향은 제한적임을 보여준다.

spearman 상관관계 분석

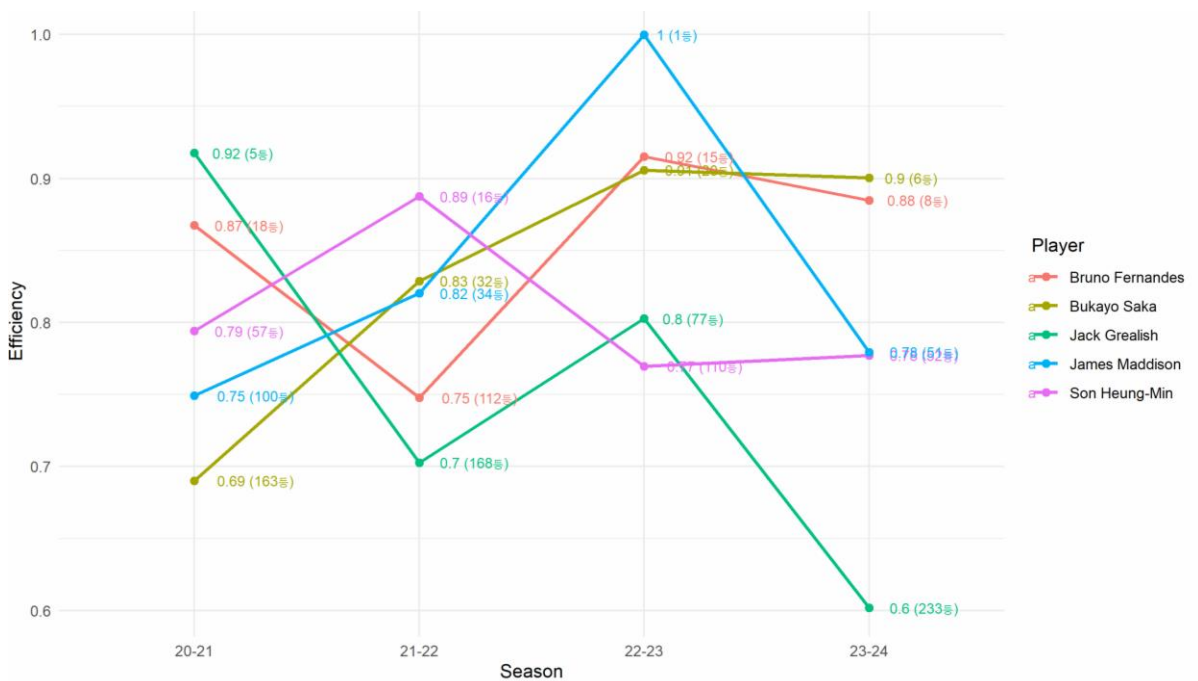
Season	전체 지표	Offensive	Defensive	Major	Minor
14-15	0.671	0.869	0.538	0.83	0.548
15-16	0.7762	0.8505	0.5337	0.6699	0.7451
16-17	0.6516	0.8585	0.3691	0.7869	0.3798

17-18	0.846	0.897	0.576	0.882	0.647
18-19	0.699	0.934	0.515	0.899	0.535
19-20	0.745	0.896	0.544	0.787	0.587
20-21	0.706	0.913	0.49	0.842	0.519
21-22	0.746	0.886	0.448	0.855	0.512
22-23	0.741	0.889	0.468	0.86	0.606
23-24	0.657	0.8865	0.4905	0.7802	0.5657

<표9 - spearman 상관관계 분석>

10년치 데이터를 활용한 Spearman 상관분석 결과, 전체 지표와 리그 순위 간 상관관계는 평균 **0.746**로 강한 양의 상관관계를 보였다. Offensive 지표와 Major 지표는 각각 평균 **0.886**, **0.855**로 가장 높은 상관성을 나타내며, 팀 성적에 미치는 영향이 크다는 점을 확인할 수 있었다. 반면, Defensive 지표(평균 **0.448**)와 Minor 지표(평균 **0.512**)는 상대적으로 낮은 상관관계를 보이며, 팀 성적에 미치는 영향이 제한적임을 시사하였다.

주요 선수 5명의 효율성 추이 분석



<그래프1- 주요 선수 5명의 효율성 추이 >

본 연구에서는 2020-21 시즌부터 2023-24 시즌까지 5명의 주요 선수의 효율성 변화를 분석하여, 효율성 지표가 경기력 및 팀 기여도를 어떻게 반영하는지를 파악하였다.

부카요 사카(Bukayo Saka)는 2021-22 시즌 이후 꾸준히 10골 이상의 득점을 기록하며 지속적인 성장세를 보였다. 효율성 지표의 상승은 그의 개인 경기력뿐만 아니라, 팀의 경기 전략에서 핵심적인 역할을 담당했음을 시사한다. 이러한 결과는 경기 내 활동성과 팀 기여도가 효율성에 반영된 대표적 사례로 볼 수 있다.

손흥민(Son Heung-Min)은 2021-22 시즌 득점왕 타이틀을 차지하며 높은 효율성 지표를 기록하였다. 그러나 이후 시즌에는 건강 문제로 인해 경기력이 하락하면서 효율성도 감소했다. 이는 효율성 분석이 선수의 컨디션 변화와 경기력 저하를 반영하며, 선수의 체력 관리 및 부상 예방의 중요성을 강조한다.

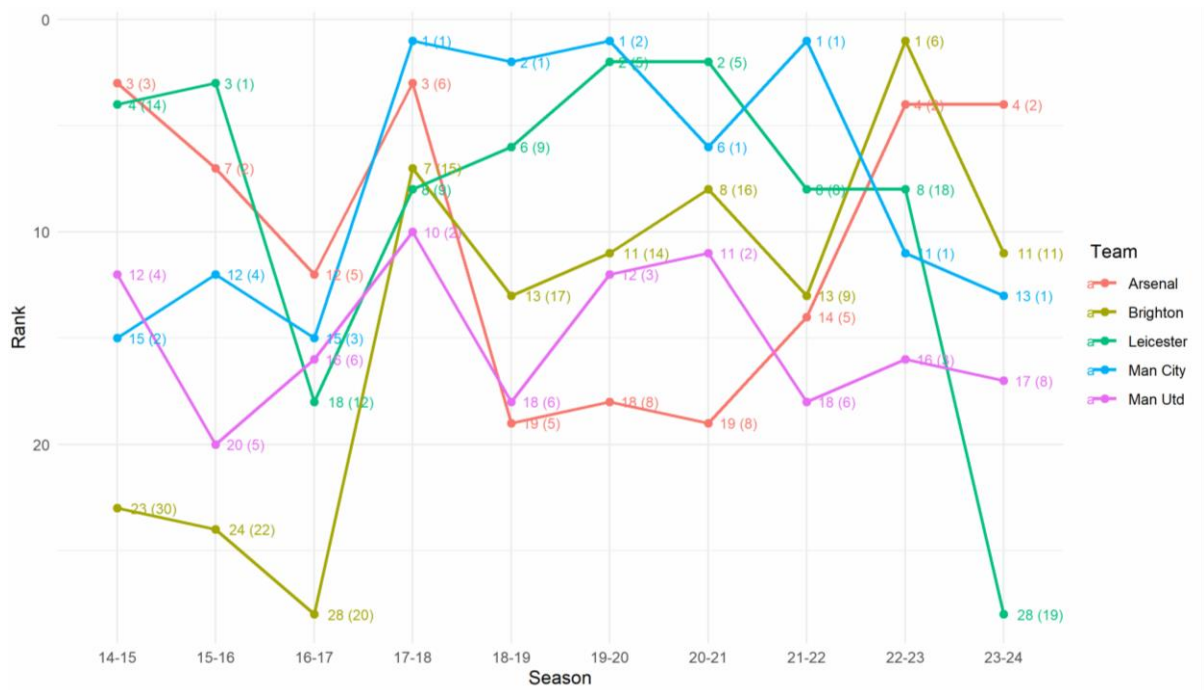
제임스 매디슨(James Maddison)은 2022-23 시즌 약 20개의 공격 포인트를 기록하며 효율성 1위를 차지하였다. 그의 성과는 경기 내 다양한 기여를 반영한 효율성 지표가 선수의 시장 가치 상승과 이적 성사에 중요한 역할을 할 수 있음을 보여준다.

잭 그릴리시(Jack Grealish)는 2020-21 시즌 맨체스터 시티로 이적한 이후 기대에 미치지 못하는 경기력을 보이며 효율성 지표가 하락하였다. 이는 효율성 분석이 단순히 경기 외적인 요인뿐만 아니라, 팀 내 역할과 전술적 활용도가 성과에 미치는 영향을 평가하는데 유용함을 보여준다.

브루노 페르난데스(Bruno Fernandes)는 2021-22 시즌에 부진하였으나, 2022-23 시즌 이후 경기력이 반등하며 효율성 지표도 회복세를 보였다. 이는 효율성 지표가 선수의 일시적 성과 저하를 넘어 경기력 회복 가능성과 향후 기여도를 평가하는 데 활용될 수 있음을 의미한다.

이와 같은 사례는 효율성 지표가 단순한 성과 평가를 넘어 선수 개인의 경기력 추이와 팀 기여도를 분석하는 유용한 도구로 작용할 수 있음을 시사한다.

주요 팀 효율성 추이



<그래프2- 주요 팀 효율성 추이 >

본 연구는 10년간 아스날, 브라이튼, 레스터 시티, 맨체스터 시티, 맨체스터 유나이티드 등 5개 팀의 효율성과 리그 순위 변화를 비교 분석하여, 효율성이 팀 성과와 어떤 관계를 가지는지 검토하였다.

아스날(Arsenal)은 2018-19 시즌 이후 하위권에 머물며 부진한 성적을 기록했으나, 2022-23 시즌 효율성이 4위로 상승하면서 리그 순위 또한 개선되었다. 이는 팀 효율성이 성적 회복의 핵심 요인으로 작용할 수 있음을 보여준다. 특히, 효율성 상승은 선수단 구성, 전술적 변화 등 팀 운영의 성공을 반영한 결과로 볼 수 있다.

맨체스터 시티(Man City)는 10년간 효율성과 리그 순위 모두 상위권을 유지하며 안정적인 강팀의 면모를 보였다. 그러나 2022-23 시즌 이후 효율성이 급격히 하락(11위, 13위)하였으며, 이는 2024-25 시즌 리그 순위 하락(5위)과 연결되었다. 이는 높은 연봉 지출이 항상 효율성을 보장하지 않으며, 효율성 저하가 리그 성적에 부정적 영향을 미칠 수 있음을 시사한다.

레스터 시티(Leicester City)는 2023-24 시즌에 효율성이 급격히 떨어지며(28위), 리그 순위도 16위로 추락하였다. 이는 효율성 저하가 곧바로 성적 하락으로 이어질 수 있음을 보여준다. 팀의 효율성 유지가 안정적인 리그 성적을 위한 중요한 요소임을 재확인할 수 있다.

맨체스터 유나이티드(Man United)는 최근 3년간 중위권 효율성을 유지하며, 리그 순위

또한 9위로 중위권에 머물렀다. 이는 효율성이 리그 성적의 일정한 예측 지표로 작용함을 보여준다.

브라이튼(Brighton)은 효율성과 리그 순위 간 변동 폭이 가장 컸으나, 최근 효율성의 안정적 향상이 리그 성적 개선으로 이어졌다. 이는 팀의 운영과 성과가 효율성 지표에 의해 체계적으로 평가될 수 있음을 의미한다.

이 결과는 효율성이 팀 성적을 설명하고 예측하는 데 중요한 역할을 하며, 팀 운영 전략의 효과성을 평가하는 객관적 도구로 활용될 수 있음을 보여준다.

2. 결론 및 제언

본 연구에서는 데이터포락분석(DEA)과 엑셀 기반 효율성 평가를 통해 팀 및 선수의 효율성이 실제 리그 순위에 미치는 영향을 분석하였다. 연구 결과, 팀 효율성과 리그 순위 간에는 통계적으로 유의미한 상관관계가 존재함을 확인할 수 있었다. 특히, 최근 3개 시즌의 데이터에서는 효율성 순위와 리그 성적 간의 관계가 보다 정형화된 경향을 보였으며, 이는 다음 시즌의 리그 순위를 예측하는 데에도 활용될 수 있음을 시사한다.

또한, 팀과 선수의 효율성을 객관적으로 평가하는 지표를 제공함으로써 팀 운영 전략 수립 및 선수 영입 결정 과정에서 실질적인 시사점을 제공할 수 있다. 효율성 분석은 단순히 현재 성적을 평가하는 데 그치지 않고, 미래 성과를 예측하고 성과 개선 방향성을 제시하는 중요한 도구로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

3. 한계점 및 향후 방향성

본 연구는 축구 선수와 팀의 효율성을 평가하는 데 있어 의미 있는 결과를 도출했으나, 여전히 몇 가지 한계점을 가진다. 먼저, 잉글랜드 프리미어리그와 챔피언십 리그를 중심으로 진행되었으며, 독일 분데스리가, 이탈리아 세리에 A, 스페인 라리가와 같이 연봉 제한(샬러리캡)이 존재하는 다른 리그와의 비교는 이루어지지 않았다. 리그 운영 방식의 차이가 효율성에 미치는 영향을 비교 분석하지 못한 점은 아쉬움으로 남는다. 향후 연구에서는 각 리그 간 효율성을 비교함으로써 보다 포괄적인 결론을 도출할 필요가 있다.

또한, 선수 효율성을 평가하기 위해 출전 시간을 주요 변수로 사용했으나, 데이터의 수작업 처리로 인해 모든 선수의 출전 시간을 완전하게 표준화하지 못했다. 이는 효율성 평가에서 데이터의 정밀성과 신뢰도를 저해할 가능성이 있다. 후속 연구에서는 자동화된 데이터 수집 및 처리 방법을 도입하여 보다 정확하고 표준화된 출전 시간 데이터를 반영할 필요가 있다.

감독의 기여도를 효율성 평가에서 제외한 한계도 있다. 감독의 전술적 역량, 리더십, 경기 승률 등은 팀 성과에 중요한 영향을 미칠 수 있는 요소이지만, 이를 분석에 포함하지 못했다. 후속 연구에서는 감독 지표를 포함하여 팀 효율성을 보다 정밀하게 평가하고, 감독의 역할을 정량적으로 분석할 필요가 있다.

마지막으로, 본 연구는 연봉을 투입 변수로 설정했지만, 연봉과 산출 간의 구체적인 관계를 심층적으로 분석하지는 못했다. 연봉이 경기 성과(득점, 어시스트, 수비 지표 등)에 미치는 영향을 분석하는 것은 효율성 평가의 이론적 및 실무적 타당성을 강화하는 데 기여할 것이다.

이와 같은 한계점을 보완한다면, 향후 연구는 더욱 심층적이고 포괄적인 분석을 통해 효율성 평가의 신뢰성과 활용 가능성을 높일 수 있을 것이다.

4. 참고문헌

김재훈, 황옥철, 이양, 「공공캠페인에 대한 수용자 문화의 행동 프로세스 연구 : 영국프리미어리그 시청자와 FIFA21 유저의 차이를 중심으로」, 한국문화산업학회, 2022

Talluri, S., "Data Envelopment Analysis : Models and Extensions", Decision Line, 2000

임성묵, 「DEA에서 투입·산출 요소 선택 방법」, 2009

정혁, 이경호, 「DEA-SBM 모형을 이용한 대기업 계열사 보안관리 체계 효율성 분석」, 한국정보보호학회, 2022

유성환, 「대체선수를 활용한 프로축구선수 가치 평가 모형」, 서울대학교, 2020

정진영, 장성용, 박재현, 윤효준, 「Bottom-up 방식의 DEA를 적용한 한국프로야구 구단 효율성과 팀 성적과의 관계 분석」, 서울과학기술대학교 IT정책전문대학원, 2017