

리그 오브 레전드 미니맵 기반 게임 상태 예측을 위한 챔피언 탐지 모델 학습*

김유진^{0,1}, 주호택¹, 박성윤², 이상광², 김경중^{1,1}

¹광주과학기술원

²한국전자통신연구원

ujkim4417@gm.gist.ac.kr^{0,1}, hotaek87@gm.gist.ac.kr¹, sklee@etri.re.kr²,

tjddb5671@etri.re.kr², kjkim@gist.ac.kr^{1,1}

Learning a Champion Detection Model for Game State Estimation from the Minimap in League of Legends

Yu-Jin Kim^{0,1}, Ho-Taek Joo¹, Seong-Yun Park², Sang-Gwang Lee², Kyung-Joong Kim^{1,1}

¹Gwangju Institute of Science and Technology

²Electronics and Telecommunications Research Institute

요 약

최근 몇 년 간 e스포츠, 특히 리그 오브 레전드(LOL)와 같은 게임에 대한 연구가 활발해지면서, 게임의 복잡한 전략과 상호작용을 분석하려는 시도가 늘어나고 있다. 기존 연구들은 주로 수치 데이터를 활용해 게임의 승패 결과를 예측한다. 챔피언의 위치를 인식했지만, 업데이트에 맞지 않거나 직접 라벨링과 같은 자원 소모가 큰 문제가 있다. 게임 플레이어에게 미니맵은 게임의 전체적인 진행상황을 축약해서 알려주는 중요한 요소 중 하나이다. 본 연구는 합성 미니맵 내에서의 챔피언 객체 예측에 중점을 둔 딥러닝 모델을 개발하고, 실제 경기 미니맵 이미지 데이터를 활용해 성능을 평가하는 것을 목표로 한다.

1. 서 론

2000년 이후 e스포츠가 시작되면서 게임은 개인의 오락을 넘어 스포츠의 영역으로 들어섰다. 특히 최근 몇 년간 e스포츠, 특히 리그 오브 레전드(League of Legends)와 같은 멀티플레이어 온라인 배틀 아레나 (Multiplayer online battle arena, MOBA) 게임에 대한 관심이 급증하면서, 이를 대상으로 한 다양한 연구들이 활발히 진행되고 있다. MOBA 게임은 복잡한 팀 전략, 상호작용, 그리고 실시간 결정을 요구하는 특성으로 인해 인공지능 및 데이터 과학 연구의 주요 주제로 떠오르고 있다. 특히, LoL은 복잡한 게임 매커니즘과 다양한 변수로 인해 결과 예측 및 전략 분석에 있어 도전적인 과제를 제시하고 있다.

기존의 리그 오브 레전드 관련 연구는 보통 수치형 데이터와 회귀 모델을 활용하여 게임 결과를 예측하는 방향으로 진행되었다[1]. 그와 달리 이미지 데이터를 사용한 비전 모델을 활용한 연구는 충분한 데이터 확보와 라벨링의 어려움으로 인해 제한적으로 이뤄졌다[2]. 미니맵은 비디오 게임 내 진행되고 있는 장소를 지도처럼 축소해 놓은 것으로, 화면 내에서 게임의 진행 상황을 전체적으로 담고 있는 요소 중 하나이다. 이러한 상호작용은 게임 플레이에서 중요한 역할을 수행하지만, 수치형 데이터로 얻을 수 없는 정보이다. 본 논문은 사람의 라벨링 과정 없이

합성으로 데이터를 생성하고 챔피언 객체를 인식하는 YOLO 모델을 통해 만듦으로써 쉽게 미니맵 데이터를 생성할 수 있는 도구를 제안한다. 추후에 게임 분석을 위한 데이터 생성에도 사용할 수 있으며, 이를 통해 경기 내 플레이어 간 상호작용과 전략적 요소를 파악할 수 있는 분석 기반을 마련하는 데 기여할 것이다.

2. 리그 오브 레전드

리그 오브 레전드는 5명으로 구성된 양 팀이 서로의 기지를 파괴하기 위해 전투를 벌이는 전략게임으로, 전 세계적으로 각 국가별 리그를 운영하며, 매년 국제 대회를 2회 이상 치를 만큼 인기가 많다. 각 팀의 멤버들은 탑, 정글, 미드, 바텀, 서포터라는 다섯 개의 역할을 맡는다. 이 역할은 주로 맵 구조에 따라 구분한다.



그림 1. 중계화면(좌)과 미니맵(우)

3. 문제 정의

3.1. 미니맵의 중요성

리그 오브 레전드 경기의 관람자들은 옵저버가 선택한 화면을 본다. 보통 옵저버들은 양 팀의 상황을 한 눈에 알

* 본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2024년도 문화기술 연구개발 사업으로 수행되었음

(과제명 : e스포츠 운영 효율화를 위한 생성형 AI 기반 e스포츠 서비스 자동화 플랫폼 기술 개발 과제, 과제번호 : RS-2024-00441523, 기여율: 100%)

수 있는 미니맵을 통해 옵저빙을 한다. 미니맵은 게임 내에서 발생하는 상황을 압축된 형태로 시각화한 중요한 요소이다. 그림 1의 중계화면(좌)을 보면 오른쪽 아래 부분에 미니맵이 있는 것을 확인할 수 있다. 미니맵(우)에서는 10명의 플레이어 위치, 서로 신호를 주고받는 상황, 맵에서 보이는 지역 정보, 캐릭터의 능력 등을 한 눈에 파악할 수 있다. 이처럼 미니맵은 인게임(in-game) 정보 전달의 핵심 요소로서, 전략적 판단과 경기 흐름을 이해하는 데 매우 중요한 역할을 한다.

3.2. 합성 데이터 생성 및 챔피언 분류/탐지

e스포츠에서 미니맵이 중요함에도 불구하고, 미니맵을 활용한 연구는 데이터셋 구축 과정의 어려움과 라벨링의 높은 비용과 같은 제약으로 인해 충분히 진행되지 못했다. Duay[3]는 챔피언 분류 및 위치 탐지 작업을 위해 수많은 이미지를 수동으로 라벨링했다. 그러나 이런 라벨링 과정은 시간과 비용 소모가 크므로 합성 데이터 생성을 통해 이러한 한계점을 극복하고자 한다.

3.3 합성 데이터 생성을 위한 문제 정의

미니맵에서 가장 핵심적인 일은 챔피언의 위치를 탐지하는 것이다. 그러나 리그 오브 레전드는 160개 이상의 챔피언이 존재하며 이를 정확하게 분류하고 탐지하는 일은 어렵다. 본 연구는 실제 경기의 미니맵에서 챔피언을 분류하고, 챔피언의 위치를 탐지하기 위해 합성 데이터 생성과 챔피언 객체 인식 모델을 제안한다.

4. 실험

4.1. 실험 순서 및 세팅

- 1) 학습/검증 합성 데이터셋 생성
- 2) 학습 데이터로 챔피언 분류/위치 탐지 모델 학습
- 3) 검증 데이터셋을 통한 테스트
- 4) 실제 데이터를 통한 검증

4.2. 데이터셋 구축

논문에 사용된 데이터셋은 크게 학습 데이터, 검증 데이터, 테스트 데이터 3종류로 구성되었다. 학습 데이터, 검증 데이터는 합성한 데이터이고, 테스트 데이터는 실제 경기 5개의 데이터를 수집한 데이터이다. 합성 데이터의 개수는 3,500개이며, 테스트 데이터의 개수는 2,544개이다.

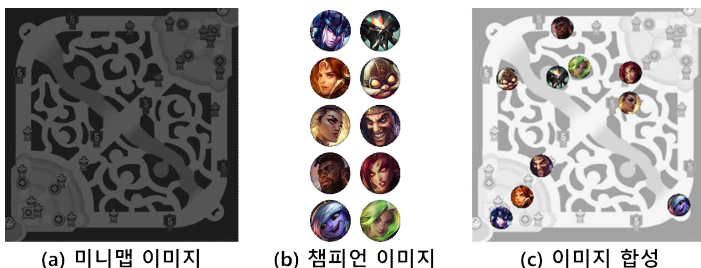


그림 2. 데이터 합성 과정

4.2.1. 학습/검증 데이터셋 합성

본 연구에서는 학습/검증에 사용할 데이터를 합성으로 만들었다. 이를 위해 그림 2와 같은 절차를 따랐다.

- 1) 그림 2(a)와 같이 미니맵 이미지 준비
- 2) 챔피언 이미지 준비
- 3) 그림 2(a)와 그림 2(b)를 이용하여 이미지 합성, 챔피언의 위치는 랜덤으로 배치

자세한 합성 데이터 생성 과정은 다음과 같다. 먼저 그림 2(a)처럼, 미니맵 배경 이미지를 준비한 후, 그림 2(c)처럼 밝기를 조절하였다. 그림 1의 미니맵(우)처럼 미니맵에서 챔피언 주변은 밝게 표현되기 때문에 미니맵 전체의 밝기를 그림 2(c)와 같이 밝게 변환하였다.

다음으로 그림 2(b)처럼, 수집한 5개의 경기에 등장한 32개의 챔피언 중 10개를 무작위로 추출한다. 각 챔피언의 위치는 미니맵 크기에서 챔피언 이미지의 크기를 제외한 범위(0~230) 내에서 무작위로 좌표가 결정된다. 이때 챔피언 이미지는 서로 겹칠 수 있다.

위에서 언급한 챔피언의 배치 좌표 및 챔피언의 위치는 그림 3처럼 메타데이터 형식으로 표현하였다. 이 데이터의 각 이미지에는 챔피언 이름, 중심 좌표(x, y), 너비(w), 높이(h) 형식의 10개의 행이 포함된다. 학습/검증 데이터는 각각 3,000장, 500장을 생성하여 딥러닝 모델 학습에 사용하였다.

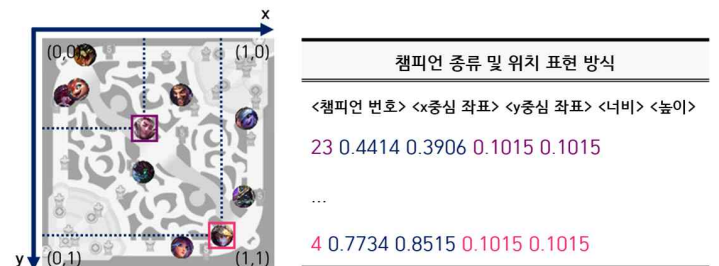


그림 3. 정답 데이터 생성

4.2.2. 테스트 데이터

합성 데이터가 효과적으로 학습되는지를 확인하기 위해 테스트 데이터는 실제 경기 중계 영상을 수집하여 미니맵 이미지를 준비하였다. e스포츠 경기 분석을 위해서는 대부분 유튜브 영상을 통해 데이터를 수집하게 된다. 유튜브에 업로드된 중계 영상을 다운로드한 후, 미니맵 부분을 크롭하여 잘라 사용하였다. 데이터는 총 2,544개를 수집하였다.

4.3. 실험 결과

미니맵에 존재하는 각각의 챔피언들을 분류하고 위치를 예측하는 인공지능을 학습시키기 위해서, 객체 탐지 기반 알고리즘 중 하나인 YOLOv8[4]를 활용하였다. 사전 학습된 YOLOv8을 기반으로 생성한 합성 데이터를 미세조정 (fine-tuning)을 통해 학습하였다. 학습 과정은 그림 4에서 확인할 수 있다.

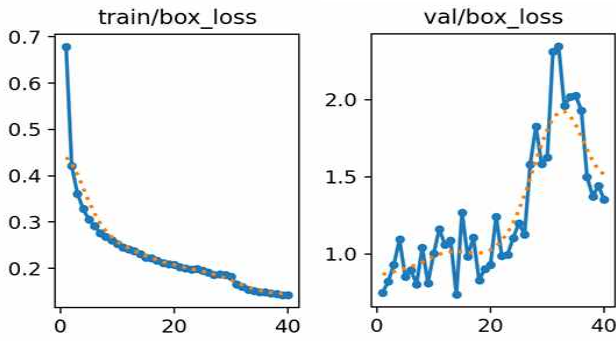


그림 4. YOLOv8 학습 과정

그림 4의 왼쪽 그래프는 그림 4의 챔피언 좌표인 (x,y,w,h)에 대한 학습 데이터셋의 box_loss를 나타내며, 이 손실함수는 L1 loss이다. 그림 4의 오른쪽 그래프는 검증 데이터의 box_loss를 나타내며, 그래프를 확인해보면 에폭 16에서 성능이 가장 높았다.

4.3.1. 검증 데이터에서의 실험 결과

표 1. 모델 성능 지표

지표(Metric)	값(Value)
mAP@50	0.9196
mAP@50:95	0.8445
정밀도	0.8992
재현율	0.7739



그림 5. 검증 데이터 적용 결과

학습된 모델은 검증 데이터에 대하여 표 1과 같은 성능을 보였다. 각 지표는 객체 탐지 작업을 수행할 때 사용한 평가 지표들로, 각각 IoU(Intersection over Union) 임계값을 0.5 이상으로 설정했을 때의 평균 정밀도(Average Precision), 임계값을 0.5부터 0.95로 설정했을 때의 평균 정밀도, 모델이 탐지한 객체 중 정확하게 탐지된 비율을 의미하는 정밀도, 전체 정답 중 모델이 탐지한 비율인 재현율을 나타낸다. 모델이 검증 데이터셋에서 재현율을 제외하고 나머지 지표에서 정확한 탐지 성능을 가지고 있음을 알 수 있다. 이는 모델이 탐지한 객체의 대부분을 정확하게 예측한다는 의미이다. 그림 5를 통해 모델이 검증 데이터에 대해서 잘 예측한 모습을 볼 수 있다.



(a) 실제 경기 데이터 (b) 예측 결과

그림 6. 테스트 데이터 적용 결과

4.3.2. 테스트 데이터에서의 실험 결과

학습한 모델을 실제 경기로 이루어진 테스트 데이터에 적용해보면 그림 6과 같은 결과를 볼 수 있다. 그림 6을 보면 10명의 챔피언 중 7개의 챔피언의 위치와 분류를 잘 수행하는 것을 알 수 있다. 그러나 타워를 챔피언으로 오분류하거나, 다른 신호들로 가려진 2개의 챔피언에 대해서 탐지를 못하는 모습을 볼 수 있다. 또한 한 챔피언을 오분류하는 경우도 존재했다.

5. 결론

본 논문에서는 YOLOv8을 사용하여 게임 내 미니맵에서 챔피언 객체를 탐지하는 모델을 개발하였다. 미니맵은 MOBA 게임에서 게임의 전반적인 상황을 담은 중요한 요소 중 하나이다. 그러나 이를 위한 데이터셋이 부족한 문제가 있다. 이에 데이터를 합성하여 데이터를 생성하고, 이를 학습하여 실제 경기 데이터에 적용해보았다. 검증 데이터셋에서 준수한 성능을 보였지만, 테스트 데이터에서 보이는 오류를 완전히 해결하지 못했다는 한계점이 있다. 추후 연구로는 이러한 오류를 해결하기 위해 다양한 데이터 증강 기법을 적용하여 실제 경기와 유사한 데이터로 모델을 학습할 계획이다. 또한 다른 객체 탐지 모델을 최적화하거나 다양한 모델을 비교하여 탐지 성능을 개선하는 방안을 모색할 예정이다.

참고문헌

[1] L. M. Costa, A. Drachen, F. C. M. Souza and G. Xexéo, "Artificial Intelligence in MOBA Games: A Multivocal Literature Mapping," in IEEE Transactions on Games, vol. 16, no. 2, pp. 250-269, 2024

[2] F. Majeed, "Deepleague: Leveraging computer vision and deep learning on the League of Legends mini map giving away a dataset of over 100,000 labeled images to further esports analytics research," 2019. [Online]. Available: <https://medium.com/farzatv/deepleague-leveraging-computer-vision-and-deep-learning-on-the-league-of-legends-mini-map-giving-d275fd17c4e0>

[3] K. Duay, "Players detection and tracking for eSports videos analysis with dataset generation from minimap," Master's thesis, Univ. of Eastern Finland, 2023. [Online]. Available: <http://urn.fi/urn:nbn:fi>

[4] Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J., Ultralytics YOLOv8, 2023, <https://github.com/ultralytics/ultralytics>