

# MOBA 게임 내 팀 교전 전략 분석을 위한 경로 추천 시스템

김 성 윤, 양희철

충남대학교 컴퓨터공학과

201902664@o.cnu.ac.kr, hcyang@cnu.ac.kr

## Path Recommendation System for Analyzing Teamfight Tactics in MOBA Games

Seongyoon Kim, Heecheol Yang

Department of Computer Science and Engineering, Chungnam National Univ.

### 요약

본 논문은 MOBA 게임인 리그 오브 레전드(League of Legends; LoL)에서 팀 교전 시 선수들에게 사후 전술 피드백을 제공하는 시스템을 제안한다. 본 연구는 기존 e스포츠 AI가 주로 승률 예측에 집중하는 것과 달리, 선수들의 동선관련 공간적 의사결정을 지원하기 위해 계층적 그래프 네트워크를 활용하여 개별 플레이어가 처치될 확률을 예측한다. 특히 CVAE(Conditional Variational Auto-Encoder) 기반의 경로 생성 모델과 추천 지표를 도입하여 최적의 경로 시나리오를 제안하는 것이 특징이다. 분석 결과, 생성 후보 시나리오가 2,048개인 시점에서 추천 지표가 항상 양의 값을 가짐에 따라 해당 추천이 통계적으로 유의미하며 전술적 활용 가능성이 충분함을 입증하였다.

### I. 서 론

전 세계 e스포츠 산업의 급격한 성장과 함께 2026년 아이치-나고야 아시안 게임에 리그 오브 레전드(League of Legends; LoL)가 정식 종목으로 채택되는 등 그 문화적 가치가 증대되고 있다 [1]. 이에 따라 선수와 코치진을 위한 정교한 분석 도구에 대한 수요가 높아지고 있으나, 게임사에서 제공하는 API의 시계열 위치 데이터 부재는 정밀한 전술 분석의 장애물이 되고 있다. 특히 짧은 시간에 승패가 결정되는 팀 교전에서는 정확한 위치 선정과 경로 계획이 필수적이기 때문이다. 기존 연구 [2]는 주로 승률 예측에 머물러 있어, 실제 교전 상황에서 선수들이 어떻게 움직여야 하는지에 대한 최적의 경로를 추천하지 못한다. 이에 본 연구는 인게임 데이터와 원본 영상에서 직접 궤적을 추출하여 팀 교전을 분석하고 다양한 시나리오를 생성하여 최적의 시나리오를 찾아 경로를 시작화하고 추천하는 엔드 투 엔드 시스템을 제안한다.

### II. 교전 정의와 교전 리스크 예측 모델 설계

#### 가. LoL에서의 교전 리스크 예측

본 연구에서는 MOBA 장르의 대표 게임인 LoL에서 플레이어의 실시간 좌표와 캐릭터 메타데이터 및 대치 상황에서의 플레이어 인게임 정보를 변인으로 하여 승패 예측 모델을 설계한다. LoL의 랭크 게임에서 양 팀은 각각 서로 다른 포지션에 배치된 5개의 캐릭터로 구성된다. 팀은 블루(B), 레드(R) 진영으로 구분되고 포지션은 탑, 정글, 미드, 원딜, 서폿으로 나뉜다. 각 포지션은 전방에서의 진영 구축, 적 진영 진입, 화력 지원 및 시야 확보 등 고유한 전술적 역할을 수행하며, 이러한 역할에 따른 위치 선정은 교전 리스크 평가의 핵심적인 기준이 된다.

#### 나. 팀 교전과 대치 상황의 정의

본 연구에서는 팀 교전을 “경기 시작 10분 이후,  $N$ 분 0초부터  $(N+1)$ 분 0초 직전까지 두 팀 합산 4명 이상의 챔피언이 치치되는 구

간”으로 정의한다. 이때 팀 교전 내에서 첫 번째 처치가 발생한 시각을 팀 교전 개시 시각  $\tau$ 로 정의하며, “ $\tau$  직전 2초 동안 구간”을 대치 상황 구간으로 정의한다. 대치 상황 구간에서의 데이터는 초당 4프레임 단위로 녹화되어 8프레임 단위로 분석에 활용한다.

#### 다. 계층형 그래프 구조 설계

본 연구에서는 개별 선수의 움직임이 팀 전형에 미치는 영향과 전체 경기 흐름 속에서의 전술적 의미를 동시에 학습할 수 있도록 계층적 연결 방식을 사용했다. 추출된 데이터는 그림 1과 같이 글로벌, 팀, 플레이어 순으로 연결된 3-계층 레이어의 그래프 구조로 구성된다. 가장 하위의 플레이어 레벨에서는 개별 플레이어의 좌표와 인게임 정보 등을 노드 특징으로 정의한다. 중간 단계인 팀 레벨에서는 팀 골드 합산 및 팀원 간 평균 거리 등 전형의 밀집도를 반영하며, 최상위인 글로벌 레벨에서는 경기 시간과 전체 골드 차이 등 경기 상황 정보를 포함한다.

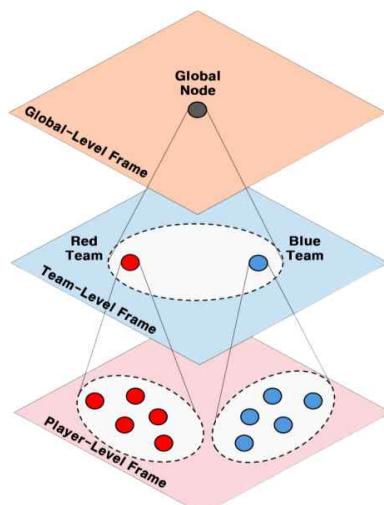


그림 1. 3계층 레이어 그래프 구조를 갖는 데이터셋

## 라. 모델 설계

본 연구에서는 추천 시스템의 성능을 극대화하기 위해 리스크 예측 모델과 경로 생성 모델을 결합하여 설계한다. 리스크 예측의 기준으로 사용되는 처치 확률은 1(처치됨)과 0(생존) 값으로 정의하였다. 본 연구에서는 F1-Score를 모델의 예측 성능을 판단하는 평가 지표로 사용한다.

### (1) Team-Player Hierarchical Graph Network

우선 계층적 전술 분석을 위한 Team-Player Hierarchical Graph Network(TPHGN) 모델을 제안한다. 본 연구에서는 플레이어, 팀, 글로벌 노드와 엣지로 구성된 시공간 그래프를 입력으로 사용하며, 백본 모델로 8개의 어텐션 헤드를 가진 GATv2Conv [3]레이어를 활용한다. 모델은 각 플레이어 노드로부터 0에서 1 사이 범위의 처치 확률을 출력하며, 이는 특정 위치에서의 플레이어 생존 리스크를 의미한다. 손실 함수로는 실제 처치 여부와 예측값 사이의 오차를 최소화하기 위해 바이너리 크로스 엔트로피(BCE)를 사용한다.

### (2) CVAE Path Generator

본 연구에서는 선수들에게 대안 경로를 제시하기 위해 LSTM (Long Short-Term Memory) [4]와 조건부 변분 오토인코더 (Conditional Variational Autoencoder; CVAE) [5]기반의 시퀀스 투 시퀀스 CVAE Path Generator를 제안한다. 모델은 관찰된 과거 5초 동안의 케이블 입력받아 이후 10초 동안의 후보 경로 시나리오를 출력한다. 손실 함수는 경로의 정확도를 위한 평균 제곱 오차와 잠재 공간의 분포를 조절하는 쿨백-라이블러 발산(Kullback - Leibler divergence, KLD), 그리고 챔피언의 최대 이동속도보다 빠른 비정상적인 움직임을 방지하는 패널티 항으로 구성된다.

## 마. 추천 지표 정의

본 연구에서는 생성된 수많은 후보 경로 중 전술적으로 가장 가치 있는 경로를 선정하기 위해 처치-데스 밸런스(Kill-Death Balance; KDB)를 기반으로 한 추천 지표를 정의한다. KDB는 특정 경로 시나리오 내에서 상대 팀의 평균 처치 위험도에서 아군 팀의 평균 처치 위험도를 차감한 값으로 정의한다. 실제 경로의 KDB 값과 비교하여 개선된 정도를 추천 지표 S-score로 설정하며, CVAE Path Generator로 생성된 후보 경로군 내에서 이 지표가 최대가 되는 시나리오를 최적 경로로 추천한다. 해당 지표는 단순히 아군의 생존율을 높이는 것에 그치지 않고 적군의 처치 확률 상승을 동시에 고려한다.

## III. 실험 결과

### 가. 모델 성능 평가

학습 및 평가 데이터셋은 2025년 6월 25일부터 7월 15일까지의 리그 오브 레전드 한국 서버 솔로랭크 상위 1,000명의 3,368 경기에 발생한 12,273개의 팀 교전을 9:1로 분할하였다. 해당 평가 데이터셋을 입력으로 한 모델의 결과를 표 1에 나타내었다. 또한, 해당 데이터셋에서 팀 교전 직전 플레이어들의 체력 비율이 가장 낮은 5명을 테스트로 예측하는 모델과, 각 플레이어 기준으로 자신과 주변 플레이어를 포함하여 가장 가까운 8명 중에서 상대가 아군보다 더 많으면 테스트로 예측하는 모델을 baseline으로 설정하였다.

표 1. 모델별 성능 비교

	Model	F1-score(%)
Baseline	HP@Top5	54.76
	kNN (k=8)	48.73
제안 모델	TPHGN(공간 정보 배제)	60.15
	TPHGN	66.69

TPHGN 모델의 검증 결과 F1-Score 66.69% 를 달성하여 베이스라인 모델들을 상회하였다. 특히 공간 정보를 포함하지 않은 모델과 달리, 위치 정보를 추가하여 학습했을 때 성능이 유의미하게 향상됨을 확인하였다.

### 나. 시나리오 개수에 따른 Best S-score 분포 분석

그림 2는 생성 후보 시나리오 개수에 따른 리스크 개선 지표인 S-score의 최대값 분포를 집계한 결과다. 후보군이 적을 때는 추천 경로의 유효성이 낮았으나 시나리오 개수가 점차 증가함에 따라 개선 수치가 상승하는 경향을 보였다. 특히 생성 시나리오가 2,048개인 지점에서 모든 리스크 개선 수치가 양수로 나타났으며, 이는 시스템이 항상 실제 동선보다 전술적으로 우수한 대안을 찾아낼 수 있음을 의미한다.

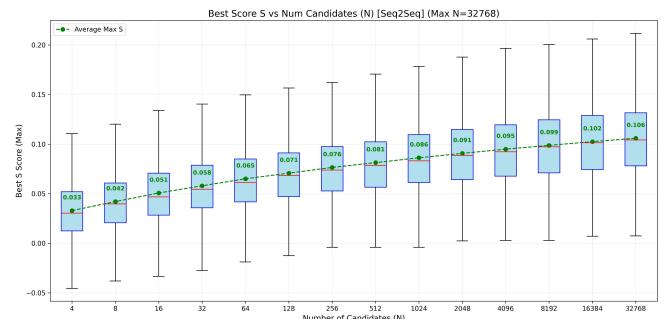


그림 2. 최고 점수 S의 분포를 후보 동선 시나리오 개수 N에 대해 나타낸 분포 변화

## IV. 결론

본 연구는 e스포츠의 공간 데이터 분석 공백을 메우기 위해 추천 시스템을 제안하였다. 계층적 그래프 네트워크를 통해 플레이어별 처치 리스크를 정밀하게 예측하였으며, CVAE 모델을 연동하여 실제 코칭에 활용 가능한 수준의 전술적 동선을 생성하였다. 특히 2,048개의 시나리오 분석을 통해 데이터 기반의 추천이 전술적으로 유의미함을 정량적으로 확인하였다. 향후 실시간 시스템으로의 확장을 통해 경기 중 즉각적인 전술 지원 도구로 발전시킬 계획이다.

## 참 고 문 헌

- [1] Olympic Council of Asia, “Esports titles confirmed for the Aichi - Nagoya 2026 Asian Games”, 2024.
- [2] Zhao et al., “Winning tracker: A new model for real-time winning prediction in moba games”, Proceedings of the ACM Web Conference 2022, pp. 3387-3395, 2022.
- [3] Brody et al., “How attentive are graph attention networks?”, ICLR, 2022.
- [4] Hochreiter, S., & Schmidhuber, J., “Long Short-Term Memory”, Neural Computation, 9(8), pp.1735-1780, 1997.
- [5] Kingma et al., “Semi-supervised learning with deep generative models”, Proceedings of Neural Information Processing Systems (NIPS) 2014.