

시계열 위치 데이터를 활용한 MOBA 게임 승패 예측: 리그오브레전드 사례 분석

김성운, 이태홍, 양희철

충남대학교 컴퓨터융합학부

Win Prediction in MOBA Games Using Time-Series Location Data: Case Study in League of Legends (LoL)

Seongyoon Kim, Taehong Lee, Heecheol Yang

Division of Computer Convergence, Chungnam Univ.

요약

본 논문에서는 MOBA (Multi Online Battle Arena) 게임 장르에서 게임 내 캐릭터의 시계열 위치 데이터를 활용한 게임 승패 예측 모델을 제안한다. 시계열 위치 데이터에 기반한 위치 기반 지표를 정의하고 이를 입력으로 가지는 RNN (Recurrent Neural Networks) 또는 RF (Random Forest) 기반의 승패 예측 모델을 설계하고 승패 예측 성능을 랭크별로 비교한다. 총 4,023 게임에서 캐릭터의 게임 맵에서의 동선 정보를 수집하였으며 정의한 위치 기반 지표를 입력변수로 설정하여 실험한 결과 제안한 모델의 승패 예측 정확도는 평균 70.5%를 보였다. 특히, 기존 연구에서는 하위 랭크에 대해 승패 예측 정확도가 저하되는 문제가 있었지만, 제안한 모델에서는 하위 랭크에서 더 높은 74.19%의 정확도를 보였다. 제안한 승패 예측 모델을 통해 게임 유저에게 위치 기반 정보가 승부에 어떠한 영향을 주는지에 대한 정보를 제공할 수 있을 것으로 기대한다.

I. 서론

최근 여러 스포츠 종목에서 데이터를 활용한 승패 예측 또는 선수 분석을 위해 다양한 머신러닝 기법을 사용하고 있다. 특히, E-sports 경기 특성상 다양한 지표에 대한 데이터 수집이 용이하여 머신러닝을 통한 승패 예측 연구가 활발히 진행되고 있다 [1]. 그 중, 선행연구 [2]에서는 다수 유저가 참여하는 MOBA (Multi Online Battle Arena) 게임 장르에서 유효 킬, 시야 점수, 타워 철거 수, 15분 골드 양 등의 수치 지표를 활용한 승패 예측 연구를 수행하였다.

또한, MOBA 게임 장르에서는 캐릭터의 위치 정보가 승패를 예측하는 중요한 변수로 작용할 수 있다. MOBA 게임 중 하나인 DOTA2에서 게임 내에서의 캐릭터 위치 정보가 승패 예측에 활용될 수 있음이 밝혀졌다 [3]. 더 나아가, 게임 후반의 팀 전체 위치로 구성된 다각형 면적과 선분 길이의 합으로 위치 기반 지표를 정의하여 이에 따른 승패 예측을 수행할 수 있음을 보였다 [4].

본 연구에서는 리그오브레전드(League of Legends; LoL)에서 시계열 위치 정보를 활용한 위치 기반 지표를 정의하고 이에 따른 승패 예측 모델을 제안한다. 기존 연구에서는 경기 후반의 위치 기반 지표를 활용하거나 팀 전체 위치 정보에 따른 승패 예측을 수행하여, 게임 초반의 승패 예측이 어렵고 개인에 대한 평가가 어려운 한계를 가지고 있다. 이에 본 논문에서는 개별 캐릭터의 경기 초반의 시계열 위치 정보를 활용하여 RNN (Recurrent Neural Networks)과 랜덤포레스트(Random Forest; RF) 기반 승패 예측 모델을 제안한다. 이를 통해 경기 초반인 5~9분대의 시계열 위치 정보를 활용해 최대 74.19%의 예측 정확도를 달성하였다.

II. 위치 기반 지표 정의와 승패 예측 모델 설계

가. LoL에서의 승패 예측

본 연구에서는 MOBA 장르의 대표 게임인 LoL에서 캐릭터의 실시간 위치 기반 지표를 변인으로 하여 승패 예측 모델을 설계한다. LoL의 랭크 게임에서 양 팀은 각각 서로 다른 포지션에 배치된 5개의 캐릭터로 구성

된다. 팀은 블루(B), 레드(R) 진영으로 구분되고 포지션은 탑, 정글, 미드, 원딜, 서포터로 나뉜다.

나. 위치 기반 지표

본 연구에서는 게임 초반 중요 이벤트 중 하나인 오브젝트 생성에 초점을 맞춰 “오브젝트로부터 양 팀 동일 포지션의 δ 초 동안의 평균 거리 차”를 위치 기반 지표로 정의한다. 게임 시작으로부터 t 초 이후 오브젝트 (Obj)로부터 블루 진영의 특정 포지션(pos)에 배치된 캐릭터 P_{pos}^B 의 δ 초 동안의 평균 거리 $d_{avg}^{(t)}(P_{pos}^B, Obj)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$d_{avg}^{(t)}(P_{pos}^B, Obj) = \frac{1}{|L_{pos}^B(t)|} \sum_{(x,y) \in L_{pos}^B(t)} \sqrt{(x-x^*)^2 + (y-y^*)^2}$$

위 식에서 $L_{pos}^B(t)$ 는 캐릭터 P_{pos}^B 의 t 초부터 $t+\delta$ 초 사이의 위치 집합을 의미한다. x 와 y 는 각각 캐릭터 P_{pos}^B 의 x, y 좌표값을, x^* 와 y^* 는 오브젝트의 x, y 좌표값을 뜻한다. 이에 따르면 오브젝트로부터 양 팀 동일 포지션의 t 초에서의 δ 초 동안의 평균 거리 차 $\Delta D_{pos}^{(t)}$ 는 다음과 같이 계산한다.

$$\Delta D_{pos}^{(t)} = d_{avg}^{(t)}(P_{pos}^B, Obj) - d_{avg}^{(t)}(P_{pos}^R, Obj)$$

다. 예측 모델 설계

본 연구에서는 RNN, RF를 이용한 승패 예측 모델을 설계하고, 모델 간 비교를 통해 승패 예측 확률이 높은 최선의 모델을 선택한다. 승패 예측의 기준으로 사용되는 승패 변수는 1 (승리)과 0 (패배) 값으로 정의하였다. 또한, 본 연구에서는 정확도(accuracy)와 F1-Score를 모델의 예측 성능을 판단하는 평가 지표로 사용한다.

(1) Distance Sequence-Based RNN

우선 정의한 위치 기반 지표를 활용하는 distance sequence-based RNN 모델을 제안한다. 본 연구에서는 8분에 오브젝트가 생성되는 점을 고려하

여 5분부터 9분까지 240초 동안의 캐릭터 동선 데이터를 수집하였다. 5초 동안의 평균 거리차를 고려하여 ($\delta = 5$), 개별 포지션마다 48개의 $\Delta D_{pos}^{(t)}$ 정보를 수집하였다. 각 포지션마다 생성된 48개의 $\Delta D_{pos}^{(t)}$ 정보 ($\Delta D_{pos}^{(300)}, \Delta D_{pos}^{(305)}, \dots, \Delta D_{pos}^{(530)}, \Delta D_{pos}^{(535)}$)는 시계열 형태로 각 포지션에 할당된 순환신경망 서브 모델에 입력되며, 각 포지션 점수로서 [0, 1] 범위의 값을 출력한다. 해당 서브 모델은 적은 데이터에서도 성능이 우수한 게이트 순환 유닛(Gated Recurrent Unit; GRU)으로 구성되어있으며 활성화 함수로 시그모이드 함수를 사용하였다. 포지션 점수는 합산되어 Team Gap Score 로 [0, 1] 범위로 정규화되며, 0.5를 기준으로 1에 더 가까운 경우 블루팀의 승리, 0에 더 가까운 경우 레드팀의 승리로 판별한다. 손실함수는 평균 제곱 오차 (Mean Square Error; MSE)를 사용하였다. 전체적인 distance sequence-based RNN의 동작 프로세스는 그림 1과 같다.

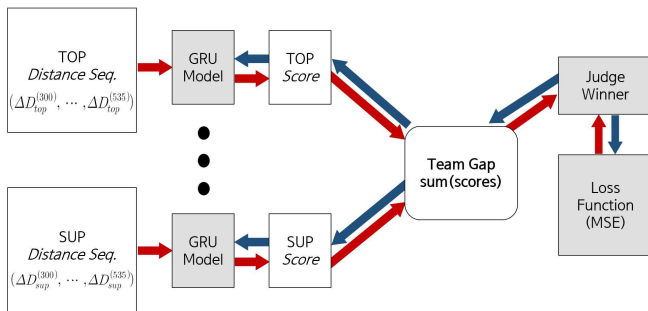


그림 1. distance sequence-based RNN의 전체 동작 프로세스

(2) Distance Sequence-Based RF

본 연구에서는 승패 예측에 높은 기여도를 가지는 포지션을 판별하기 위해 변수 중요도(feature importance)를 확인하였다. 수집한 시계열 데이터를 하나의 변수(feature)로 나누어, 총 240개의 변수를 해당 모델에 입력하였다. 해당 모델의 트리 개수는 100개로 설정하였다.

III. 실험 결과

가. 데이터 전처리 과정

리플레이 데이터로부터 게임 시작 후 5분~9분까지 5초에 50개씩의 위치 정보를 직접 추출하여, “오브젝트로부터 양 팀 동일 포지션의 5초 동안의 평균 거리 차”를 계산하였다($\delta = 5$). 해당 경기의 승패 여부는 리플레이 내부 메타데이터를 통해 수집하였다.

나. 변수 중요도 분석

표 1. Distance Sequence-Based RF에서의 MDI 합

랭크 포지션	Challenger	Master	Diamond	Gold	Bronze
탑	0.294	0.218	0.235	0.294	0.225
정글	0.173	0.170	0.162	0.183	0.175
미드	0.208	0.155	0.222	0.167	0.213
원딜	0.175	0.157	0.121	0.119	0.196
서폿	0.825	0.793	0.809	0.815	0.804

승패 예측에 높은 기여도를 가지는 포지션을 판별하기 위해 Distance Sequence-Based RF에서의 변수 중요도를 포지션별로 합산하여 표 1에 표시하였다. 변수 중요도는 불순도 감소분의 평균(Mean Decrease in

Impurity; MDI)을 사용하였다. 그 결과, 모든 랭크에서 서폿 포지션의 MDI 합이 가장 크다는 확인하였다.

다. 랭크별 모델 성능 비교

게임 시작 후 5분부터 9분까지 5초 간격으로 측정된 라인별 오브젝트로부터의 거리 차이를 입력변수로 하여 랭크별로 생성된 각 모델로부터 정확도, F1-Score를 10회 산출하여 평균한 결과를 표 2에 나타내었다. 또한, 해당 경기 데이터셋에서 오브젝트를 처치 시 승리할 조건부 확률을 승패 예측의 baseline으로 설정하였다.

표 2. 랭크별 모델의 성능 비교

Rank	Model	Accuracy Mean	F1-Score Mean	Baseline
Bronze	RF	74.19%	74.23%	64.8%
	RNN	73.08%	73.11%	
Gold	RF	72.05%	72.06%	65.1%
	RNN	73.50%	73.58%	
Diamond	RF	70.63%	70.85%	62.7%
	RNN	71.21%	71.92%	
Master	RF	68.91%	68.35%	63.9%
	RNN	68.48%	68.00%	
Challenger	RF	67.74%	67.39%	63.8%
	RNN	65.12%	65.10%	

각 랭크별 승패 예측 정확도는 Challenger에서 65.12%로 가장 낮게, Bronze에서는 74.19%로 가장 높게 기록되었다. 하위 랭크에서 오브젝트 처치 여부보다 오브젝트와의 거리 변화가 상위 랭크보다 더 게임에 영향을 주는 것으로 보인다. 또한, 오브젝트를 처치하였을 때의 승률보다 실시간 위치정보를 이용한 승패 예측 결과가 더 높다는 것을 알 수 있다.

IV. 결론

본 연구에서는 MOBA 게임의 승패 예측을 위해 새로운 위치 기반 지표를 정의하고 이를 활용한 경기 승패 예측 모델을 제안하였다. 이를 통해 개별 캐릭터의 위치 기반 지표에 따른 게임 승리 가능성을 파악할 수 있으며, 하위 랭크의 경기에 대해서도 높은 확률로 승패를 예측할 수 있음을 보였다. 또한 개인의 위치 기반 지표가 최종 승패의 예측에 중요한 요소로 작용하여 캐릭터의 위치 기반 지표에 따른 피드백, 경기 분석 서비스에 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

참고 문헌

- [1] 김흥기, 김유섭, “TensorFlow를 이용한 League of Legends 승패 예측,” 한국정보과학회 학술발표논문집, pp. 1998-2000, 2017년 12월.
- [2] Philip Z. Maymin, “Smart kills and worthless deaths: eSports analytics for League of Legends”, Journal of Quantitative Analysis in Sports Volume 17 Issue 1, September 2020.
- [3] François Rioulta, et. al., “Mining Tracks of Competitive Video Games”, 2014 AASRI Conference on Sports Engineering and Computer Science (SECS 2014)
- [4] Anders Drachen, et. al., “Skill-Based Differences in Spatio-Temporal Team Behaviour in Defence of The Ancients 2 (DotA 2)”, IEEE Games, Entertainment and Media 2014.
- [5] 김용우, 김영민, “기계학습을 활용한 게임승패 예측 및 변수중요도 산출을 통한 전략방향 도출”, 한국게임학회 논문지 제21권 제4호, 2021.08.