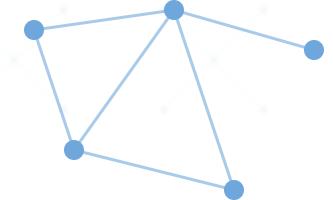


# GNN 기반 롤 승률 예측 MLOps 프로젝트 기획안

Graph Neural Network를 활용한 리그 오브 레전드 챔피언 선택 단계별  
승률 예측 MLOps 서비스 구축 프로젝트

# 목차

- 1 프로젝트 배경 및 동기
- 2 목표 및 추진 범위
- 3 역할 분담
- 4 단계별 개발 일정
- 5 모델 평가 및 성공 기준
- 6 최종 서비스 형태 및 제공 기능
- 7 기대 효과 및 실무/연구적 가치
- 8 한계 및 리스크



# 프로젝트 배경 및 동기

## 매칭 공정성 이슈

최근 매칭메이킹 알고리즘의 공정성에 대한 커뮤니티의 관심이 증가하고 있으며, 챔피언 조합과 승률 간의 객관적 관계에 대한 논의가 활발함

## 데이터 접근성

라이엇 게임즈의 공개 API를 통해 양질의 대규모 데이터 수집 가능, 일관된 데이터 파이프라인 구축으로 지속적인 모델 업데이트 가능

## AI 기술 발전

그래프 신경망(GNN)의 발전으로 챔피언 간 관계, 시너지, 카운터 관계를 효과적으로 모델링할 수 있는 기술적 토대 마련

## 연구 기회

LoL 도메인에 GNN 적용 선행 연구가 적어 학술적 가치가 높으며, MLOps를 통한 지속적 배포 환경을 구축하는 실무 경험 확보 가능

### 선행연구 참고

GNN 기반 스포츠/e스포츠 승률 예측 연구가 증가하는 추세로, 2022년 NBA 경기 예측에서 76.9%의 정확도 달성 사례 등 참고 가능

# 목표 및 추진 범위

## ◎ 프로젝트 목표

GNN을 포함한 그래프 기반 방법을 활용하여 MLOps를 도입, 챔피언 선택 단계별 "신뢰 가능한 승률 확률"을 제공하는 서비스 구축

## ✓ 포함 범위

모델 개발 → 프로토타입 → 데스크톱 앱/웹앱 형태의 서비스 제공

## ✗ 비포함 범위

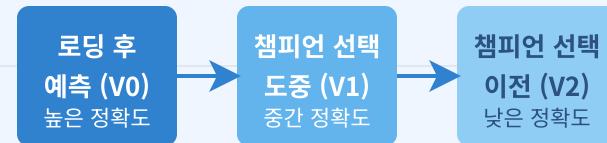
실시간 인게임(경기 중) 예측은 이번 프로젝트 범위에서 제외

## ↳ 기대 효과

투명하고 신뢰할 수 있는 승률 예측으로 게임 경험 향상 및 데이터 기반 의사 결정 지원

### 3단계 예측 모델

#### 단계별 예측 모델



### 단계별 접근 전략

V0(로딩 후) 모델을 우선 개발하여 가시적 성과를 확보한 후, V1(선택 도중)과 V2(선택 이전) 모델로 확장하는 점진적 접근 전략 채택

데이터 사이언스 프로젝트

▣ GNN ▣ ML ♦ MLOps

# 역할 분담

## 신동빈

 팀장/기획/총괄

- ✓ 전체 일정·지표·우선순위 관리, 대외 커뮤니케이션



## 데이터 사이언티스트

박태현, 조인준

- ✓ EDA, 베이스라인·GNN 연구/개발
- ✓ 전처리 설계, 모델 검증



## 데이터 엔지니어

박한영, 이준명

- ✓ 데이터 수집·정제·저장 구조 설계
- ✓ 파이프라인/간단 서빙, MLOps 환경 구축 기초

## 프로젝트로 얻을 수 있는 것

### 데이터 엔지니어

대규모 수집/정제 파이프라인, 기본 MLOps(실험/버전/배포) 경험

### 데이터 사이언티스트

실제 서비스 환경에서 동작하는 모델 구축·검증 경험, 대규모 데이터 기반 모델링

# 단계별 개발 일정

● 공통 ● 데이터 사이언티스트 ● 데이터 엔지니어

2025 2학기 초반부	2025 2학기 후반부	2025 겨울방학	2026 이후
<p>● 공통</p> <p>GNN 논문 스터디 및 그래프 구상</p> <p>일정 세부 계획</p>	<p>● 데이터 엔지니어</p> <p>테이블/스키마 구축</p> <p>데이터 적재·전처리 파이프라인 PoC</p> <p>● 데이터 사이언티스트</p> <p>베이스라인 모델 설계</p> <p>초기 그래프 구성 시나리오 수립</p>	<p>● 데이터 엔지니어</p> <p>서비스 파이프라인 설계</p> <p>깡통(더미) 모델 연동</p> <p>● 데이터 사이언티스트</p> <p>베이스라인 모델 구현/테스트</p> <p>V0(로딩 후) 프로토타입</p>	<p>● 데이터 엔지니어</p> <p>서비스 환경 테스트·안정화</p> <p>● 데이터 사이언티스트</p> <p>성능 최적화(하이퍼파라미터 튜닝, 칼리브레이션)</p> <p>V1/V2 단계 확장</p>
<p>● 데이터 사이언티스트</p> <p>룰 데이터 EDA</p> <p>GNN 심화 학습</p> <p>전처리 설계</p>	<p><b>산출물</b></p> <ul style="list-style-type: none"><li>• 베이스라인 지표 1차 결과</li><li>• 파이프라인 PoC 동작 데모</li></ul>	<p><b>산출물</b></p> <ul style="list-style-type: none"><li>• 내부 데스크톱 데모</li><li>• (로딩 후 승률 표출)</li></ul>	<p><b>산출물</b></p> <ul style="list-style-type: none"><li>• 베타 서비스</li><li>• 단계별 모델 고도화 리포트</li></ul>
<p><b>산출물</b></p> <ul style="list-style-type: none"><li>• EDA 리포트 초안</li><li>• 데이터 스키마 초안</li><li>• 모델 베이스라인 요구사항</li></ul>			

# 모델 평가 및 성공 기준

## 오프라인 평가 지표

### Brier Score

예측 확률과 실제 결과 간의 평균 제곱 오차를 측정하는 점수. 낮을수록 좋은 성능을 나타냄. 목표: 베이스라인 대비 5%+ 개선

### Calibration (보정)

예측 확률이 실제 결과 확률과 일치하는지 평가. ECE(Expected Calibration Error)로 측정. 목표:  $ECE \leq 0.05$

### AUC-ROC

모델의 분류 성능을 평가하는 지표. 1에 가까울수록 좋은 성능을 나타냄. 목표: 0.7 이상

### LogLoss

예측 확률의 정확성을 평가하는 손실 함수. 낮을수록 좋은 성능을 나타냄. 보조 지표로 활용

## 온라인 서비스 지표

### ⌚ 응답 지연 시간

P95 기준 100ms 이내 (서버 기준)

### 🛡️ 가용성/안정성

오류율 0.1% 이하, 타임아웃 0.5% 이하

# 최종 서비스 형태 및 제공 기능

## 서버형 모델 아키텍처

GNN 기반 예측 모델을 서버에 배포하여 안정적인 추론 성능 제공. MLflow를 통한 모델 버전 관리와 서빙 자동화로 지속적 업데이트 체계 구축

## 클라이언트 구성

데스크톱 앱(LCU 연동) 및 웹 기반 씻 클라이언트로 사용자 접근성 최대화. REST API를 통한 예측 요청 및 결과 표출

## 제공 정보 및 기능

- 1) 승률 예측: V0(선택 후), V1(선택 중), V2(선택 전) 단계별 확률 제공
- 2) 신뢰도 정보: 칼리브레이션 지표로 예측 신뢰성 가시화
- 3) 영향 요인: 승패에 영향을 주는 핵심 요소 요약 제공

## 확장성 구조

개인화 추천(밴/픽 추천) 기능으로 확장 가능한 모듈형 구조 설계. 인게임 가능한 향후 확장 가능성 열어둠

# 기대 효과 및 실무/연구적 가치

## 팀별 학습 경험

### 데이터 엔지니어링 역량

대규모 데이터 수집/정제 파이프라인 구축, MLOps 기반 CI/CD 환경 구성, 모델 배포 자동화  
경험을 통한 실무 역량 강화

### 데이터 사이언스 심화

GNN 기반 복잡한 관계 모델링, 실제 서비스 환경의 모델 검증 및 칼리브레이션, 대규모 데이터 기반 모델 튜닝 능력 향상

### 프로젝트 관리 역량

복잡한 ML 프로젝트의 전체 라이프사이클 관리, 애자일 방법론 적용, 팀 간 협업 경험을 통한  
현업 프로젝트 관리 능력 배양

## 연구 및 확장 가능성

### 학술적 가치

그래프 기반 게임 승률 예측 연구 분야에 기여할 수 있는 새로운 방법론 제시, 논문화 가능성

### 사업적 확장성

개인화된 챔피언 추천 시스템, 팀 전략 분석 도구, 게임 중계/분석 보조 시스템 등으로 확장 가능

# 한계 및 리스크

## 한계 및 리스크

### ⚠ 모델 성능 미달

기대한 모델 성능에 미치지 못할 경우 서비스 단계 진입이 지연될 수 있음

### ☒ GNN 학습 곡선

GNN 학습 곡선이 높아 연구 및 튜닝에 예상보다 많은 시간이 소요될 수 있음

### ⟳ 메타 변화

게임 패치로 인한 메타 변화에 따른 모델 재학습 및 성능 저하 가능성

## 극복 방안

### 🛡 대안 모델 병행 연구

GNN보다 성능이 우수한 대안 모델 발견 시 전환 가능하도록 병행 연구

### 挂号 단계적 접근

V0(로딩 후) → V1(선택 도중) → V2(선택 이전) 순으로 복잡도 증가