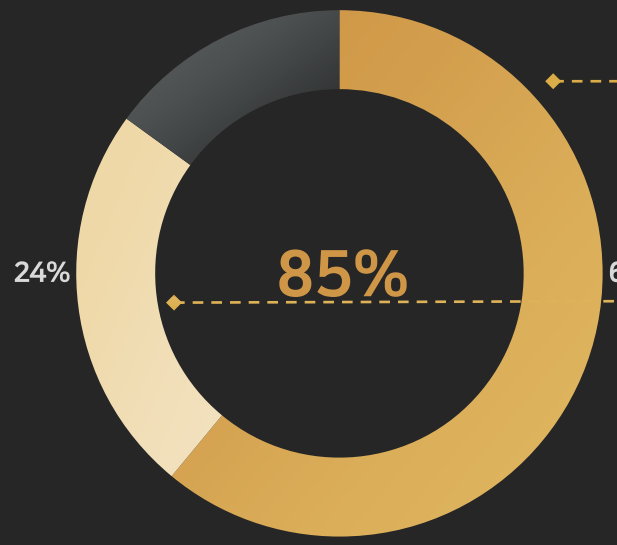
프로젝트 배경

LOL ABUSING USER DETECTION

어뷰징* 이란?

온라인 게임에서 버그, 핵 등의 불법 프로그램, 타인 계정 도용, 다중 계정 접속을 통해 **부당한 이득**을 챙기는 행위.
일반 유저들의 게임 경험을 망쳐 이탈을 유발하게 되는 원인이 됨.



어뷰징 유저로 인해 게임 내 소비를 줄인 경험에 대한 설문 결과

전체 중 85% 유저가 부정적 응답을 함

61%의 유저가 최소 **한 번 이상** 게임 내 소비를 줄인 경험이 있다고 응답.
24%의 유저가 **매우 자주** 게임 내 소비를 줄인 경험이 있다고 응답.

유저 이탈 방지와 유저 소비 활성화를 위해서 어뷰징 유저 식별은 필수적

Percentage of Players Impacted by Toxic Behavior

출처 | TaskUs https://www.taskus.com/insights/changing-the-game-the-effects-of-toxicity-on-player-behavior/

리그오브레전드 어뷰징 실태

LOL ABUSING USER DETECTION

어뷰징 유저에 피로감을 느끼는 프로게이머들

2022.04.27 엑스포츠뉴스
'페이커' 이상혁, 솔랭 어뷰징에 입 열었다 "심각한 문제… 롤 접고 싶은 생각 들어"

최근 프로게이머들 중 다수가 유저로 인해 피로감을 호소

리그오브레전드 트롤링 감지 알고리즘 Leaver Buster

트롤링 문제 해결을 위해 리그오브레전드의 게임사인 Riot은
GATES, LeaverBuster 등 AI 기반 트롤링 식별 알고리즘 개발

하지만 여전히 유저들은 알고리즘의 투명성, 일관성 등의 측면에서
부정적인 평가가 나오고 있음

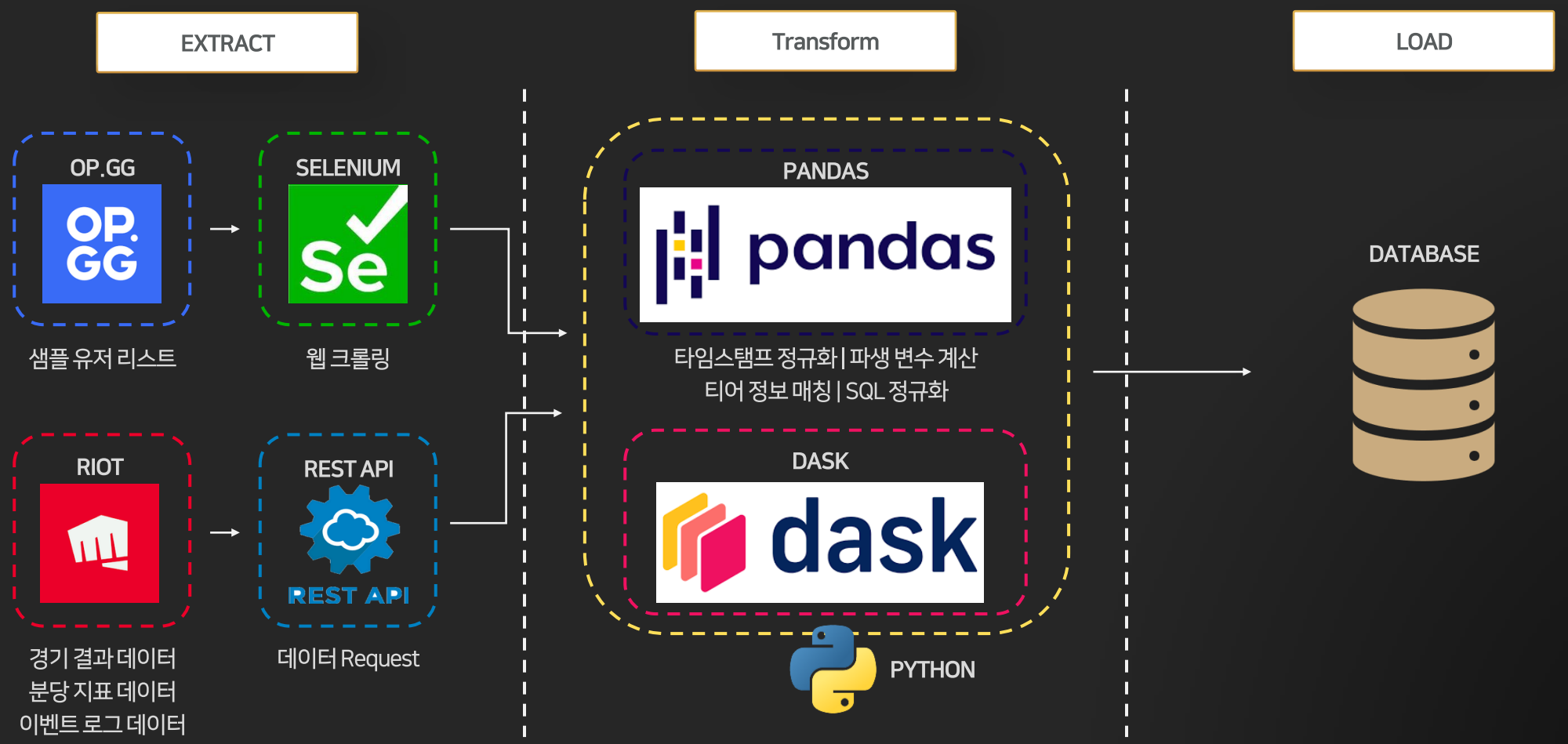
프로젝트 목표

LOL ABUSING USER DETECTION

1. 어뷰징(트롤링) 유저를 효과적으로 식별하고 그 근거를 명확히 설명 가능한 알고리즘 개발
2. 비지도학습 기반 모델을 사용하여 추가되는 데이터를 꾸준히 학습해 지속적으로 개선 가능한 시스템 구축
3. 어뷰징 유저를 식별하고 관리함으로써 기존 유이탈을 방지하고 유저 소비를 활성화

데이터 수집 및 정제

LOL ABUSING USER DETECTION



테이블 정보

LOL ABUSING USER DETECTION

TABLE 1 | MATCH_TIER

3 (columns) x 71,571 (rows)

변수(그룹)명	설명	포함 변수
Match_id	해당 매치 고유 ID	-
Tier	기준 매치 참여 유저 평균 티어 Iron:1 ~ Challenger:10	-
TimePlayed	매치 플레이 시간 (분)	-

TABLE 2 | TEAM_RESULT

6 (columns) x 143,142 (rows)

변수(그룹)명	설명	포함 변수
ID 관련 변수	매치, 팀 ID	2
Win	팀 승리 여부	-
Kill 관련 변수	챔피언, 몬스터, 건물 처치 수	3

TABLE 3 | PARTICIPANT_MINUTE

15 (columns) x 20,299,600 (rows)

변수(그룹)명	설명	포함 변수
ID 관련 변수	해당 매치 고유 ID	2
Timestamp	데이터 기록 시간(분)	-
관여 관련 변수	건물, 에픽 몬스터 처치 관련 수	2
Transaction_margin	아이템 순 거래량	-
스탯 관련 변수	공격, 공격속도, 방어, HP	4
위치 관련 변수	1분 전 대비 위치 이동, 해당 위치 정보	2
초반 관련 변수	향후 라인전 페이즈 지표 추출을 위한 변수 (기준 : 10분)	3

테이블 정보

LOL ABUSING USER DETECTION

TABLE 4 | PARTICIPANT_PRESET

7 (columns) x 713,355 (rows)

변수(그룹)명	설명	포함 변수
ID 관련 변수	매치, 팀, 유저 ID	3
플레이 관련 변수	플레이 라인, 챔피언	2
스펠 관련 변수	소환사 스펠1, 소환사 스펠2	2

TABLE 5 | CHAMPION

3 (columns) x 168 (rows)

변수(그룹)명	설명	포함 변수
ChampionName	챔피언 명	-
MainRole	주 역할군	-
SubRole	부 역할군	-

TABLE 6 | PARTICIPANT_RESULT

21 (columns) x 713,355 (rows)

변수(그룹)명	설명	포함 변수
ID 관련 변수	해당 매치 고유 ID	2
KDA 관련 변수	킬관여율, KDA, 데스	4
자원 관련 변수	CS, 골드, 경험치 관련 변수	5
Item_duplication	아이템 최대 중복 수	-
데미지 관련 변수	준 데미지, 받은 데미지	2
VisionScore	시야 점수	-
스킬 관련 변수	스킬 사용 수, 피한 스킬 수	2
정글몹 관련 변수	아군, 적군 정글 몬스터 처치 수, 10분 이내 정글 CS 수 등	2

데이터 ERD

LOL ABUSING USER DETECTION

participant_result

match_id	varchar(45)	PK FK
puuid	varchar(45)	PK FK
kill_involve_ratio	float	
deaths	interger	
Cs	interger	
goldEarned	interger	
goldSpent	interger	
champExperience	interger	
item_duplication	interger	
totalDamageDealtToChamptions	interger	
damageDealtToObjectives	interger	
totalTimeSpentDead	interger	
visionScore	interger	
abilityUses	interger	
skillshotsDodged	interger	
laneMinionsFirst10Minutes	interger	
alliedJungleMonsterKills	interger	
enemyJungleMonsterKills	interger	
kda	float	
jungleCsBefore10Minutes	float	
takedownsBeforeJungleMinionSpawn	interger	

champion

ChampionName	varchar(45)	PK
mainRole	varchar(45)	
subRole	varchar(45)	NULL

participant_preset

match_id	varchar(45)	PK
puuid	varchar(45)	PK FK
teamId	interger	FK
teamPosition	varchar(45)	
ChampionName	varchar(45)	FK
summoner1Id	Interger	
summoner2Id	interger	

team_result

team_id	interger	PK
match_id	varchar(45)	PK FK
win	boolean	
champion_kills	Interger	
monster_kills	interger	
building_kills	Interger	

participant_minute

match_id	varchar(45)	PK FK
puuid	varchar(45)	PK FK
timestamp	interger	PK
involve_tower	interger	
involve_object	interger	
transaction_marginCs	interger	
attack_stat	interger	
attackSpeed	interger	
defense_stat	interger	
max_health	interger	
position_change	float	
lane	varchar(45)	
death	interger	
totalGold	interger	
level	interger	

match_tier

match_id	varchar(45)	PK
tier	float	
timePlayed	float	

INDEX

LOL ABUSING USER DETECTION

프로젝트 소개

데이터 소개

데이터 EDA

이상치 탐지 모델링

대시보드

기초 통계량

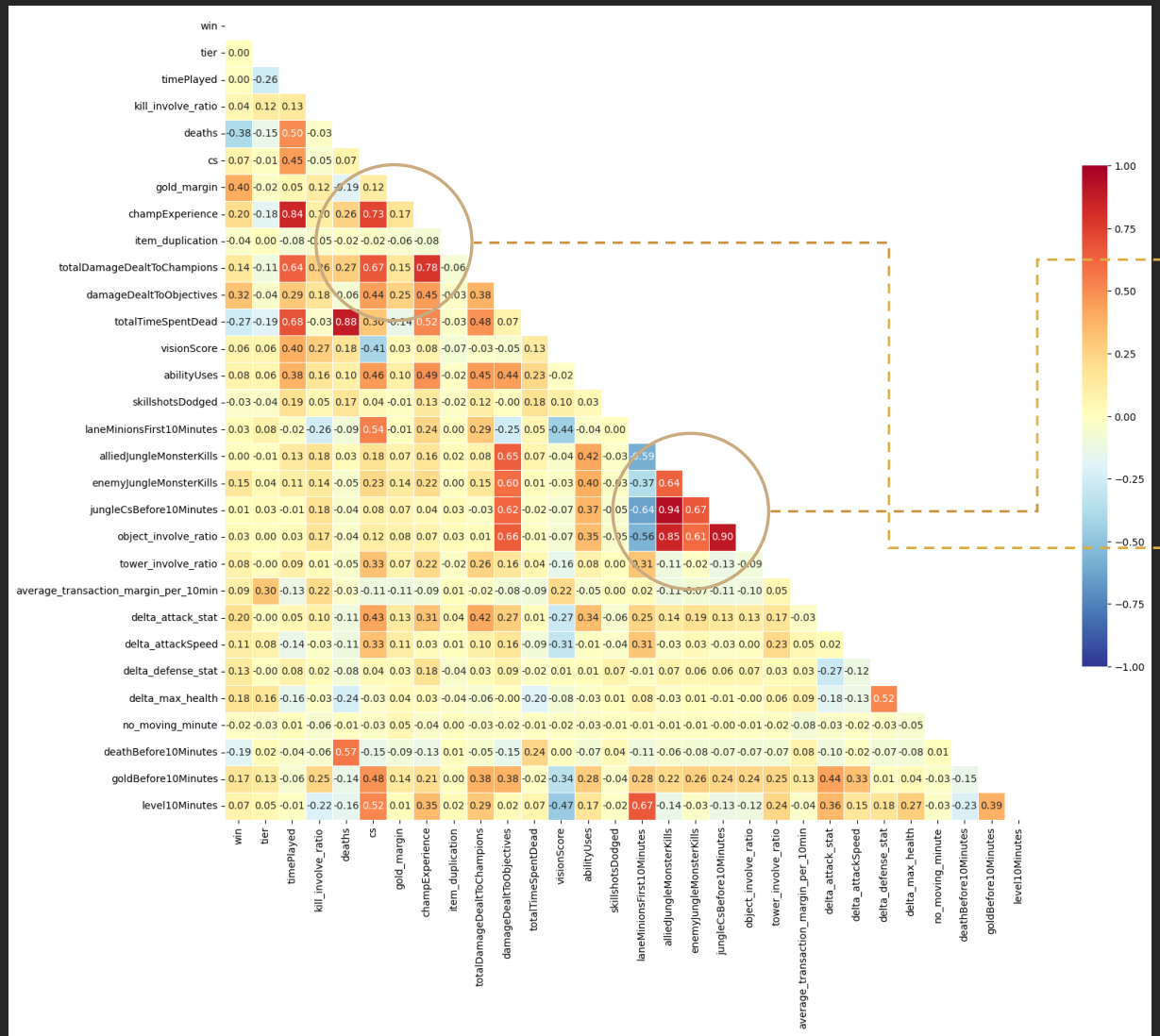
LOL ABUSING USER DETECTION

주요 변수	설명	비고
Match_id Puuid	매치, 유저 고유 ID	고유 매치 71,565 건, 고유 유저 362,755 명
Champion_kills	챔피언 킬	평균 27 kill
Deaths	챔피언 데스(사망)	평균 5 death
Kda	킬 + 어시스트 / 데스	평균 3.5
Cs	처치한 미니언 개수	평균 148 개
VisionScore	시야 점수	평균 28 점
Object_involve_ratio	에픽 몬스터 처치 관여 비율	평균 19%
Tower_involve_ratio	타워 철거 관여 비율	평균 13%

주요 변수	설명	비고
Item_duplication	아이템 중복 사용 여부	평균 1 개
jungleCsBefore 10Minute	10분 전 정글 몹 처치 수	평균 11 개
No_moving_minute	움직이지 않은 최대 시간(분)	평균 0.02 분
Summoner1id Summoner2id	유저의 소환사 주문	주문 고유 수 9 개
teamPosition	유저 포지션	포지션 고유 수 5 개
goldEarned	총 획득한 골드량	평균 23,076 gold
goldSpent	총 사용한 골드량	평균 8,811 gold
champExperience	총 획득한 경험치	평균 26,884 exp

상관관계 분석

LOL ABUSING USER DETECTION



주목할만한 상관관계

1. 오브젝트 관여율 – 정글 몹 처치 수(아군, 적군, 10분)

정글 몹 처치 수에 관련된 컬럼들(아군 정글 처치 수, 적 정글 처치 수, 경기 시작 후 10분 내 정글 CS)과 오브젝트 처치 관여율 간 상관계수가 모두 0.6 이상으로, 정글러에게 있어 초반 정글 CS를 잘 수급하는 것이 중요함을 알 수 있음.

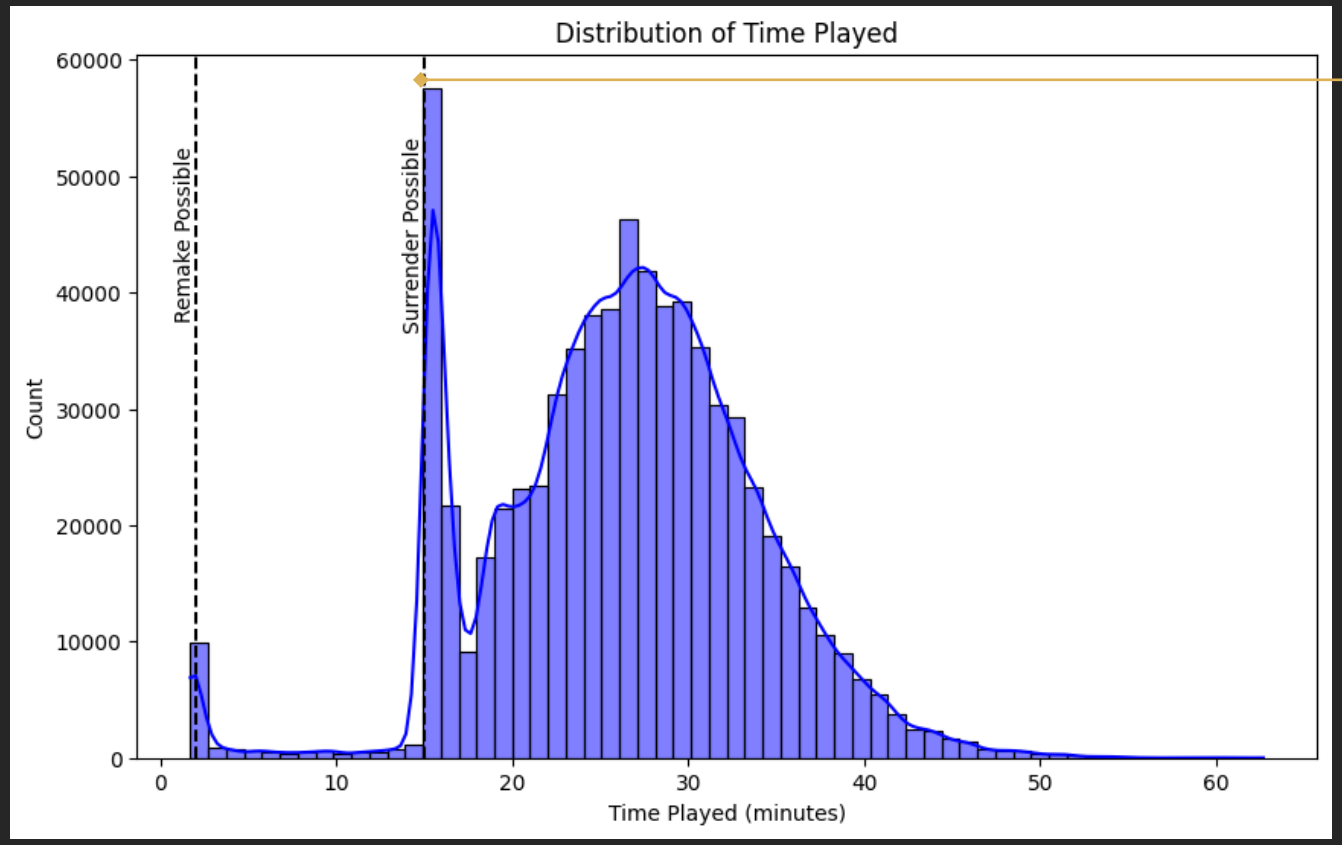
2. 적에게 가한 피해량 – 획득 경험치 – CS 처치 수

CS 수급, 획득 경험치, 챔피언에게 가한 피해량 간 상관계수가 모두 0.6 이상으로, 라이너(정글이 아닌 플레이어)도 안정적인 CS 수급을 통한 경험치 획득을 바탕으로 적에게 많은 피해를 줄 수 있음을 알 수 있음.

비정상적 매치 기록 처리

LOL ABUSING USER DETECTION

게임 플레이 시간 분포 히스토그램



15분 이후의 매치 데이터 수가 급격히 증가

항복하기(서렌)* 기능
게임 중간에 투표를 통해 패배에 동의하는 기능.
15분 이후부터 가능하며, 15분 이후에는 만장일치,
20분 이후에는 4명 이상이 동의할 경우 패배 처리.
* 단 시스템 상, 게임 시작 15분 전 팀 내에 탈주자가 발생할 경우에만,
'다시 하기' 기능으로 항복이 가능.

▶ 게임 시간이 **15분 이상인 데이터**만 필터링하여 분석에 이용

비정상적 매치 기록 처리

LOL ABUSING USER DETECTION

게임 골드 격차 시계열 그래프

게임 균형이 급격히 무너지는 구간

스노우볼* 이란?

리그오브레전드는 일반적으로 한 번 균형이 무너지기 시작하면 눈덩이가 굴러가듯 점점 양팀 간 차이가 커지게 되어 역전이 어려움.
이렇게 **격차를 벌리는 행위**를 스노우볼을 굴린다고 표현함.

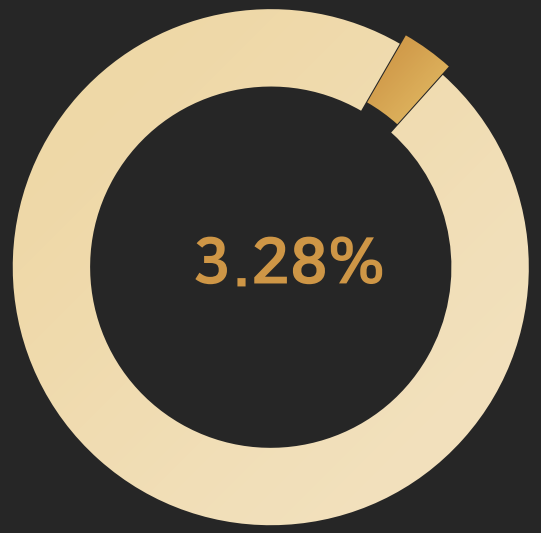
이 때, 초반부터 균형이 크게 무너질 경우,
패배한 팀의 모든 유저가 어뷰징 유저로 식별될 위험 존재

▶ 10분 전, **한 팀의 전 라인이 지고 있는 매치** 데이터 제거
(골드 격차 1,000 이상 혹은 레벨 차이가 2 이상)

비정상적 매치 기록 처리

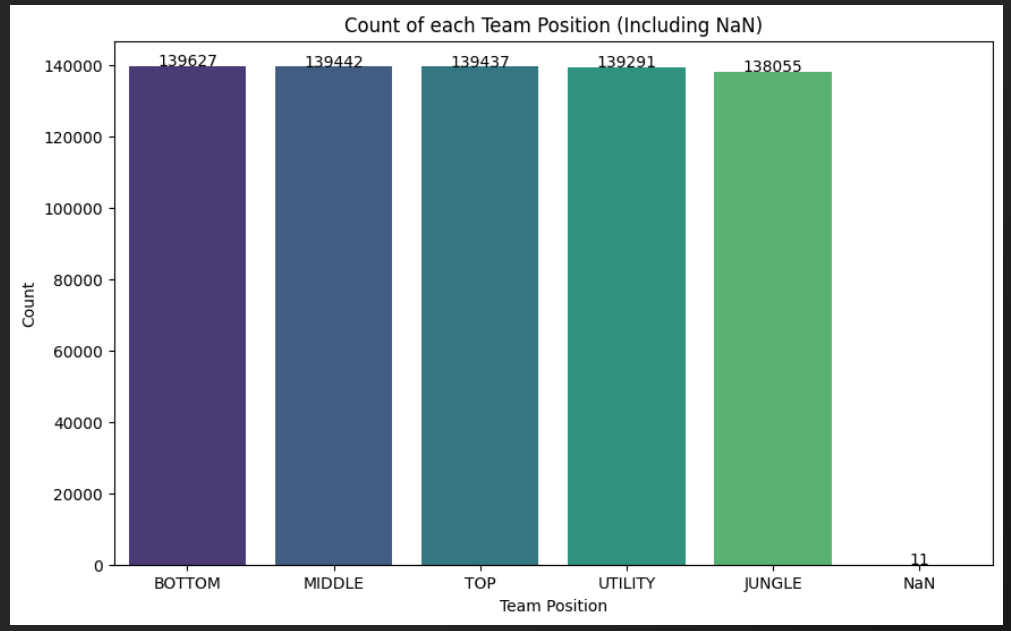
LOL ABUSING USER DETECTION

매치 당 데이터가 10개가 아닌 매치 비율



Proportion of Matches with Counts != 10

포지션별 데이터 개수



- 게임에 **참가한 모든 유저의 데이터가 있는** 매치만 활용
- 포지션 결측치 : 매치 데이터 다른 유저 포지션 참조하여 결측치 처리

트롤 유형1 : 탈주

LOL ABUSING USER DETECTION

탈주자 기록 예시

플레이 시간 대비 낮은 CS

팀 내 매우 낮은 가한/받은 피해량

트롤 유형1 : 탈주

LOL ABUSING USER DETECTION

자리비움/탈주

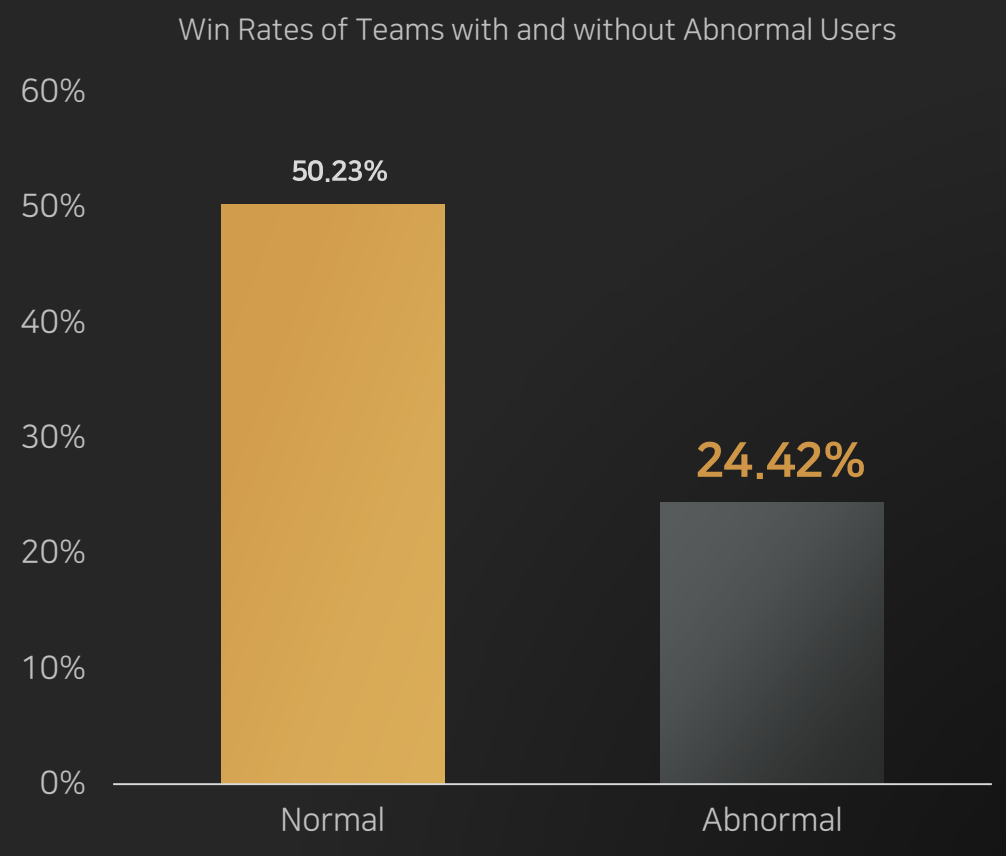
자리비움* 경고
Riot에서는 2분 이상 움직이지 않는 유저에게 '자리비움' 경고 표시.
즉, 2분 이상 움직이지 않을 경우 제재를 가함

▶ 위치 이동이 **2분 이상 없는 유저를 '자리비움' 유저로 분류** 후,
해당 유저가 속한 팀과 그렇지 않은 팀의 승률 비교 및 카이제곱 검정 진행

분석 결과

**'자리비움' 유저가 있는 팀의 승률이 절반 가량 낮게 나타났으며,
해당 결과가 통계적으로도 유의함을 확인**

지표	카이 제곱(Chi – Square)	p-Value
수치	318.97	< 0.05



트롤 유형2 : 아이템 쇼핑

LOL ABUSING USER DETECTION

아이템 쇼핑 트롤 기록 예시

동일한 아이템 여러 개 구입

트롤 유형2 : 아이템 쇼핑

LOL ABUSING USER DETECTION

아이템 쇼핑 트롤

일반적으로 동일한 아이템을 몇 개까지 구입할까?
리그오브레전드는 게임 내 최대 6칸의 아이템을 보유 가능하며,
하위 아이템을 조합해서 상위 아이템을 구매하는 방식

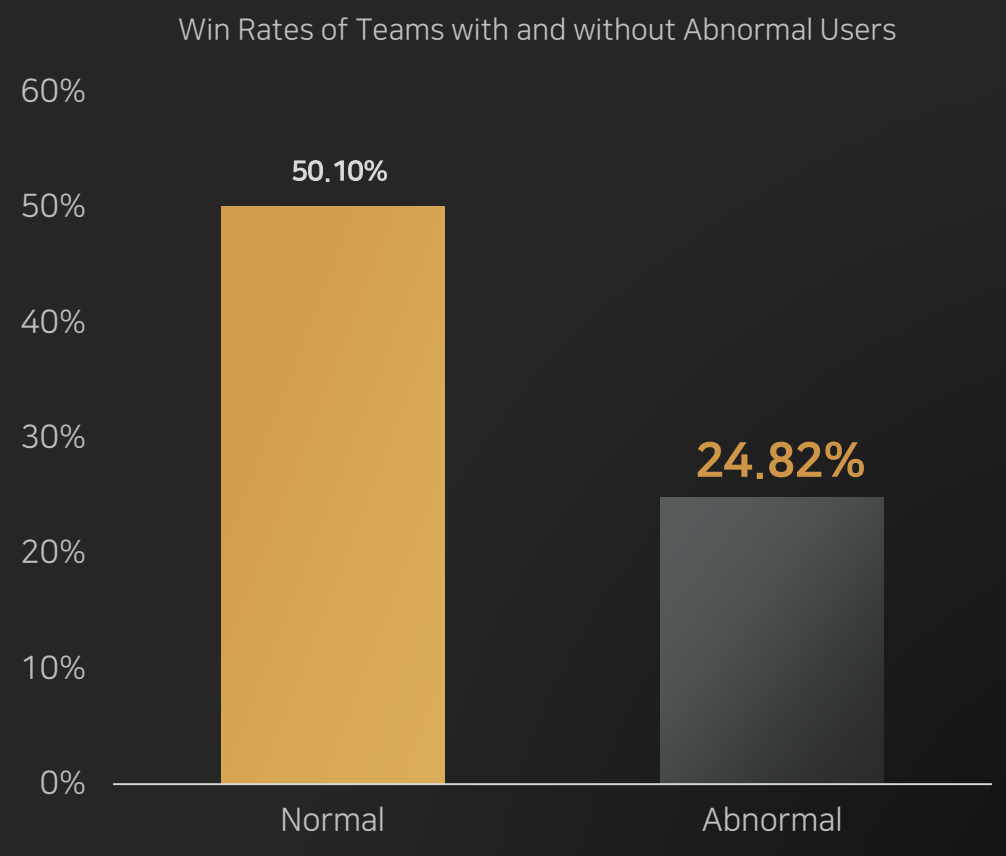
상위 아이템 조합에 동일한 아이템이 2~3개 정도 사용될 수 있고,
패배한 유저들이 기본 아이템을 3개 구매하여 역전을 노리는 전략도 존재

▶ **아이템이 없거나, 중복 최대치가 4보다 큰 유저**를 비정상으로 분류 후,
해당 유저가 속한 팀과 그렇지 않은 팀의 승률 비교 및 카이제곱 검정 진행

분석 결과

비정상 유저가 있는 팀의 승률이 절반 가량 낮게 나타났으며,
해당 결과가 통계적으로도 유의함을 확인

지표	카이 제곱(Chi – Square)	p-Value
수치	696.78	< 0.05



트롤 유형3 : 강타 빌런

LOL ABUSING USER DETECTION

강타 빌런 트롤 기록 예시

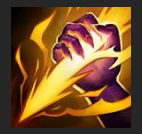
강타 사용, 정글러 아이템 없음

팀 내 정상 정글러 존재

트롤 유형3 : 강타 빌런

LOL ABUSING USER DETECTION

강타를 든 라이너



강타(스마이트)*란?
리그오브레전드는 '소환사 주문'이라는 추가 스킬을 게임 전 2개 착용 가능
그 중, 강타는 정글러가 라인 미니언이나 정글 몹에게 큰 데미지를 주는 주문

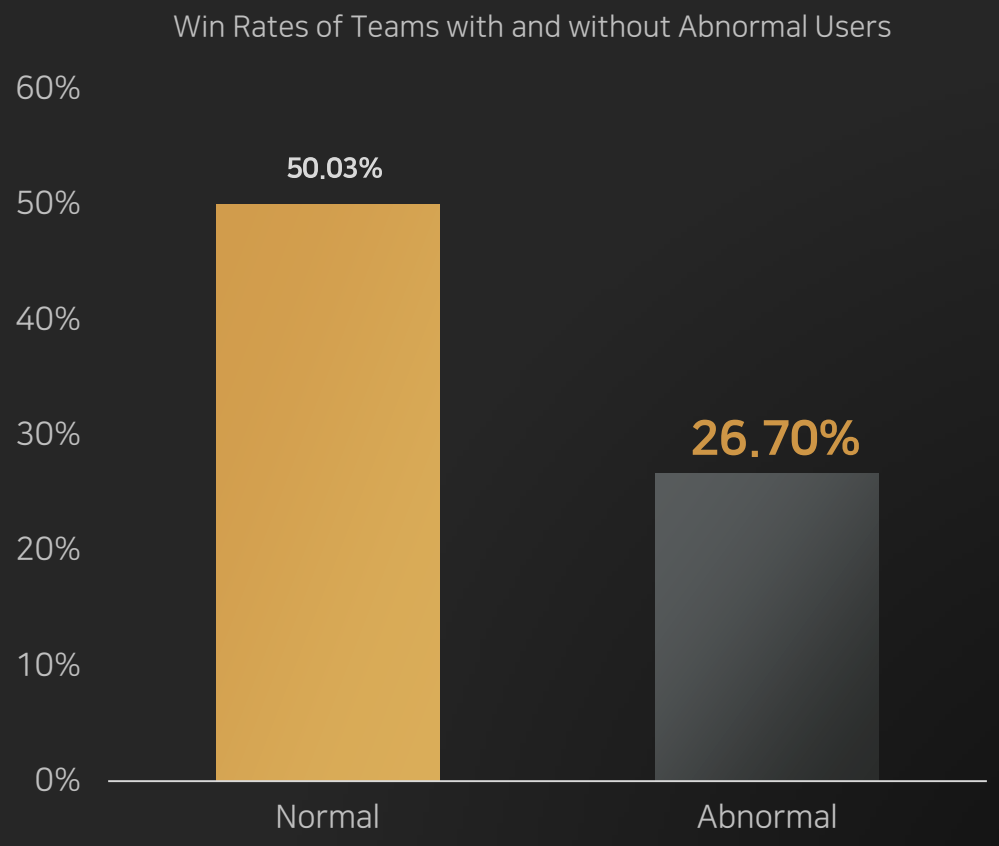
드물게 정글 역할군이 아닌 플레이어가 전략적으로 사용하나,
대부분의 경우 비매너 플레이 목적을 가지고 착용

▶ **라이너임에도 강타를 든 유저**를 비정상 유저로 분류 후,
해당 유저가 속한 팀과 그렇지 않은 팀의 승률 비교 및 카이제곱 검정 진행

분석 결과

비정상 유저가 있는 팀의 승률이 절반 가량 낮게 나타났으며,
해당 결과가 통계적으로도 유의함을 확인

지표	카이 제곱(Chi – Square)	p-Value
수치	37.32	< 0.05



트롤 유형3 : 강타 빌런

LOL ABUSING USER DETECTION

강타 빌런과 고통 받는 아군 정글러

팀 내 강타 빌런이 있는 경우,
피해를 보는 아군이 대부분 정글 플레이어로 특정됨

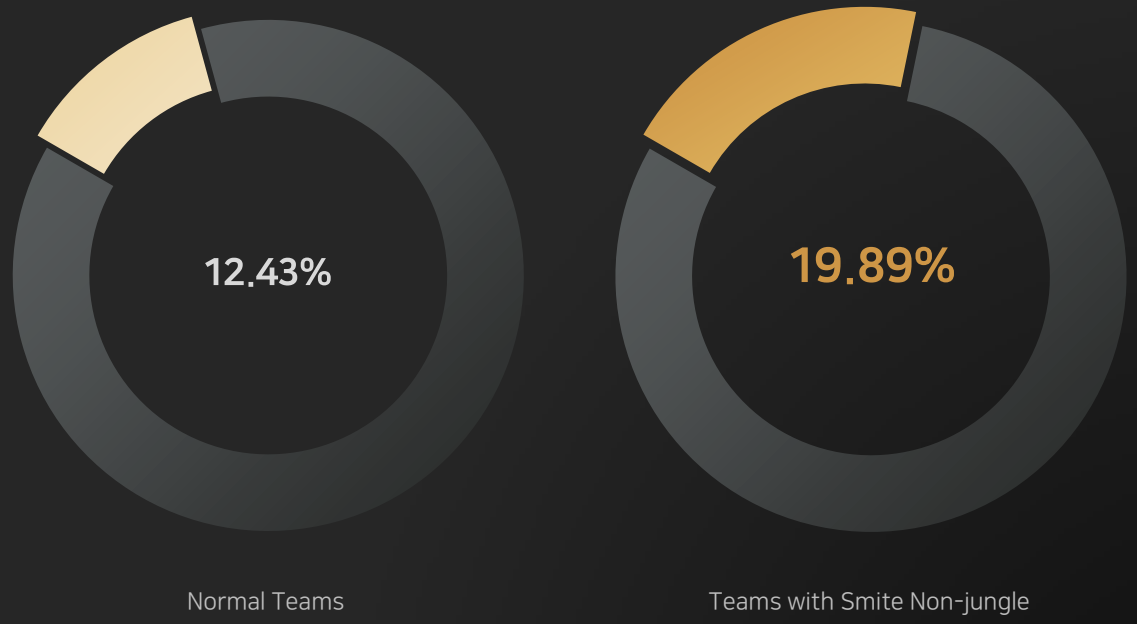
▶ 비정상 유저가 속한 팀과 그렇지 않은 팀의
각 팀 간 정글러의 격차가 심한 경기의 비율 비교 및 카이제곱 검정 진행
(격차 기준 : 1000골드 차이, 2레벨 차이)

분석 결과

비정상 유저가 있는 팀의 정글러가 게임 초반 상대 정글러보다 크게 뒤쳐지는 게임의 비율이 50% 가량 높음
(정상 : 10게임 당 1게임 / 비정상 : 5게임 당 1게임)

지표	카이 제곱(Chi – Square)	p-Value
수치	8.30	< 0.05

Early Competition Lose Rate of jungle



트롤 유형4 : 교묘한 방관

LOL ABUSING USER DETECTION

교묘한 방관 트롤 기록 예시

매우 낮은 킬 관여율

양호한 게임 지표(KDA, CS, 피해)

트롤 유형4 : 교묘한 방관

LOL ABUSING USER DETECTION

교묘한 방관 트롤

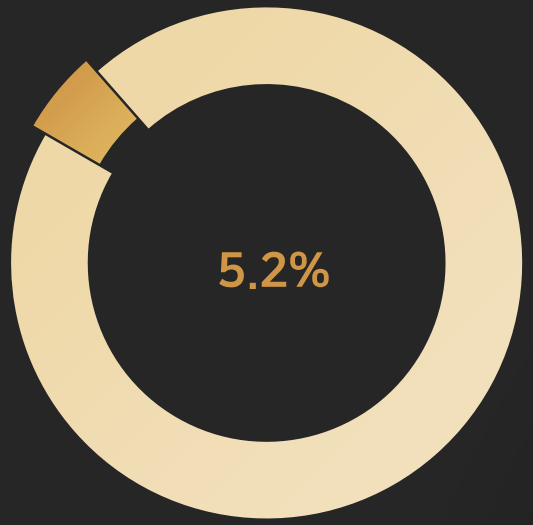
게임 참여율(Involve)* 지표 생성
팀 단위에서 챔피언 킬 총합, 타워 철거 총합, 에픽 몬스터 처치 총합은
팀 승리에 영향을 많이 주는 지표이기에 유저별로
챔피언/타워/에픽몬스터에 대해
"개입한 킬 / "팀 전체 킬" 지표를 생성해서 전체 평균을 구함(Invlove)

▶ 매치를 진 팀에서 **참여율이 Z스코어 -2 밖**에 속하는 유저를 1차 필터링
(진 팀 유저 전체 중 5.2%, 전체 유저 중 2.6%)

이 경우, 데이터 분포에 기반한 구분이므로 비매너 유저가 아님에도 비매너 유저로 분류하는 1종 오류 위험성 산재
* 1종 오류 : 정상을 비정상으로 분류하는 오류
* 2종 오류 : 비정상을 정상으로 분류하는 오류

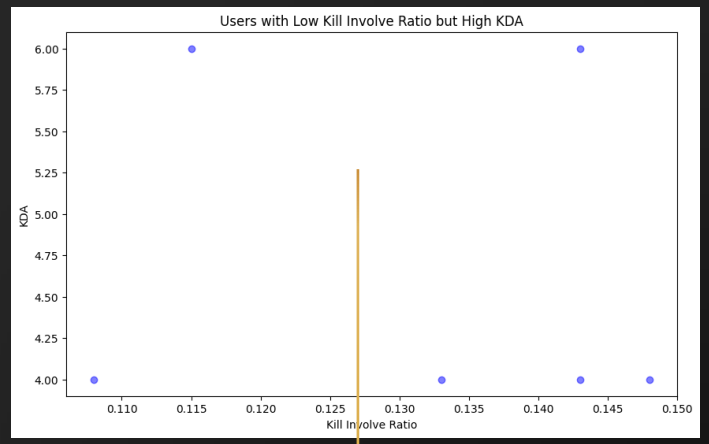
▶ **킬관여율이 적으나 KDA는 양호한 유저**를 추출하는 2차 필터링
(KDA 기준은 3 – 주로 롤 전적 페이지에서 유의하게 보는 수치)

참여율 Z스코어 기준 -2 바깥의 유저들



Proportion of Losing Teams with Low involvement Users

킬관여율은 적지만 KDA는 양호한 유저들

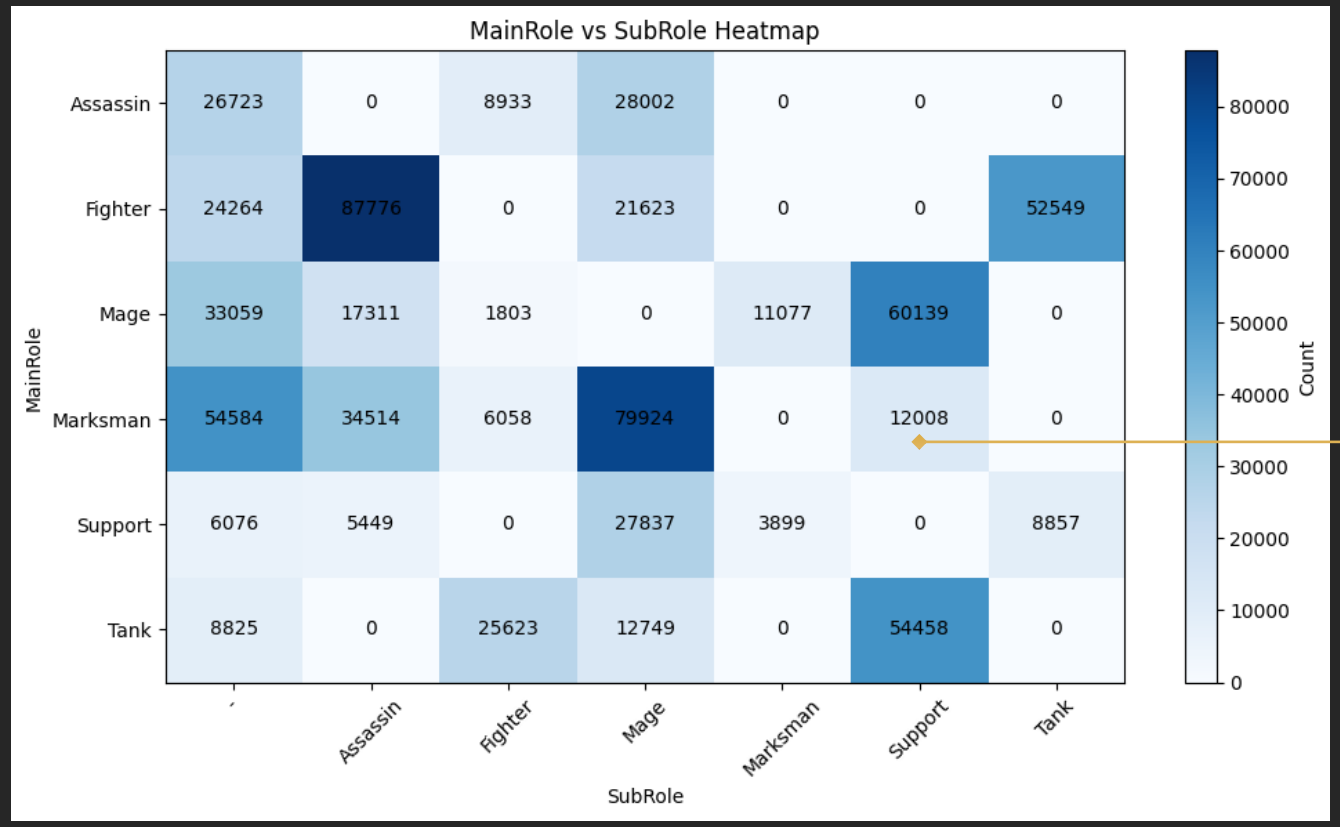


최종 필터링 결과 6 명

학습 데이터 전처리

LOL ABUSING USER DETECTION

역할군 히스토그램



범주형 변수 처리 및 인코딩

챔피언컬럼의 고유 값이 총 168 개이기 때문에,
원 핫 인코딩(One-Hot Encoding) 진행시 **차원의 저주*** 문제 발생

- 공간(속성)의 차원이 증가함에 따라 데이터의 밀도가 급격히 감소하고,, 이로 인해 머신러닝 모델의 성능에 부정적 영향을 미치는 현상

챔피언의 **주 역할군(mainRole)과 부 역할군(subRole)을 결합**한 새로운 변수 생성 (ex. Tank_Support / 주역할_부역할)

위와 같은 범주형 변수는 모두 **원 핫 인코딩(One-Hot Encoding)** 진행

학습 데이터 전처리

LOL ABUSING USER DETECTION

수치형 변수 처리

분당 지표 계산

매치별 게임 시간이 모두 다르기 때문에, 같은 시간 단위로 통일시켜 줄 필요성이 있어서 총 합계량 컬럼들에 대한 처리 진행

▶ 적용 컬럼 : 미니언처치, 골드사용량, 경험치획득량, 받은피해량, 데스 등

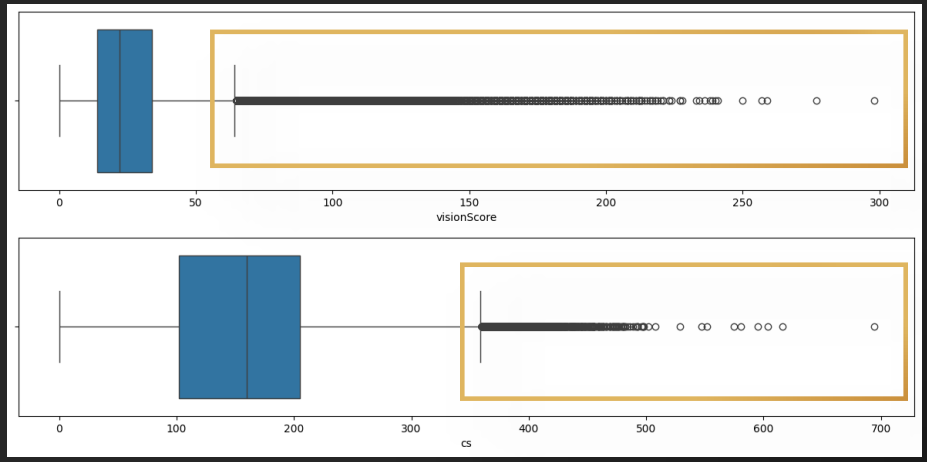
게임 결과 성과 지표를 총 플레이 시간으로 나누어 **분당 성과**를 계산

아이템 중복 정보

아이템 중복 값이 0 ~ 6 사이에 존재하며, 0이 모든 아이템 판매된 상태를 나타내지만 순서 정보로 인해 이상치로 인식되지 않을 수 있어 해당 비매너 유저를 식별하기 어려움

올바른 이상치 인식을 위하여 **아이템 중복 값 0을 7**로 조정

수치형 변수 스케일링



수치형 변수들의 분포에서 많은 이상치가 발견되어 데이터 전반적 분포를 왜곡시켜 모델링에 문제를 일으킬 수 있음

▶ 적용 컬럼 : 모든 수치형 변수

Robust Scaler* 사용하여 중앙값과 사분위수(IQR)를 기준으로 스케일링

학습 모델1 : Isolation Forest

LOL ABUSING USER DETECTION

ISF(Isolation Forest) 모델

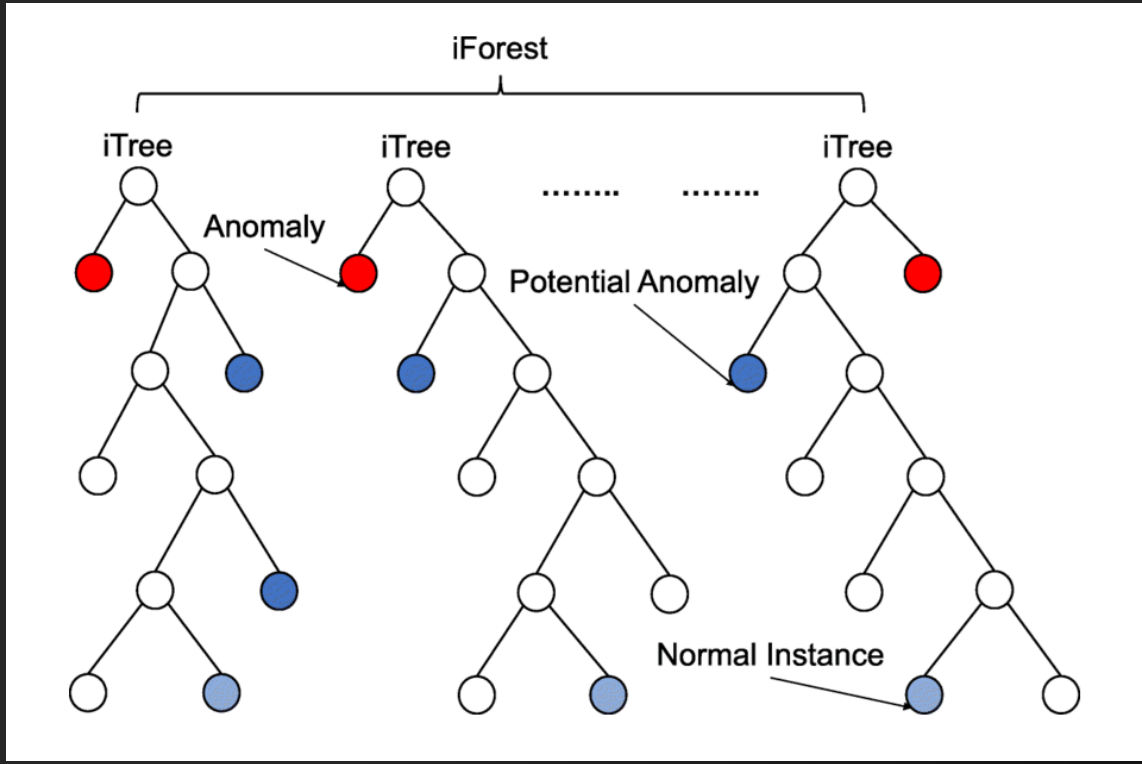
이상치 탐지를 위한 트리 기반 모델이며, 데이터 포인트를 격리하여 이상치를 식별함

▶ 각 데이터 포인트들이 **몇 번만에 데이터가 고립되는지에 따라 이상치를 판별**한다.

장점

- 대규모 데이터셋에서도 빠르게 작동(학습)
- 이상치 탐지에 특화된 성능

Isolation Forest 모델 구조 도표



학습 모델2 : OCSVM

LOL ABUSING USER DETECTION

OCSVM(One-Class SVM) 모델

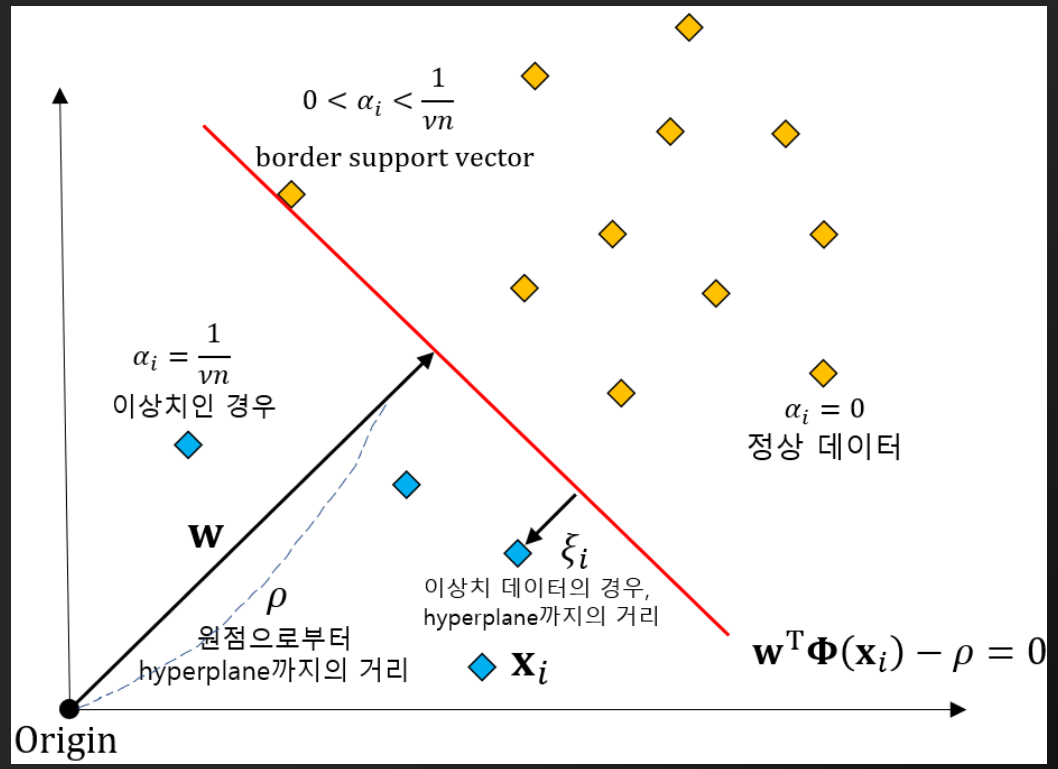
이상치 탐지를 위한 서포트 벡터 머신(SVM)의 변형 모델

- 데이터를 속성 공간(feature space)으로 맵핑한 뒤, **분류경계면**을 통해 맵핑된 데이터 중 **정상치들이 원점으로부터 최대한 멀어지게 만드는 것을 목표**로 하여 이상치 탐지

장점

- 이상치 레이블이 없는 상황에서도 학습 가능
- 다양한 데이터 분포에 적응 가능

OCSVM 모델 구조 도표



모델 보팅

LOL ABUSING USER DETECTION

모델 보팅*이란?

여러 개의 머신러닝 알고리즘을 결합하는 **앙상블 기법** 중 하나로서
여러 개의 분류기가 투표를 통해 최종 예측 결과를 결정하는 방식
(하드 보팅 : 만장 일치 / 소프트 보팅 : 다수결)

OCSVM(One-Class SVM)

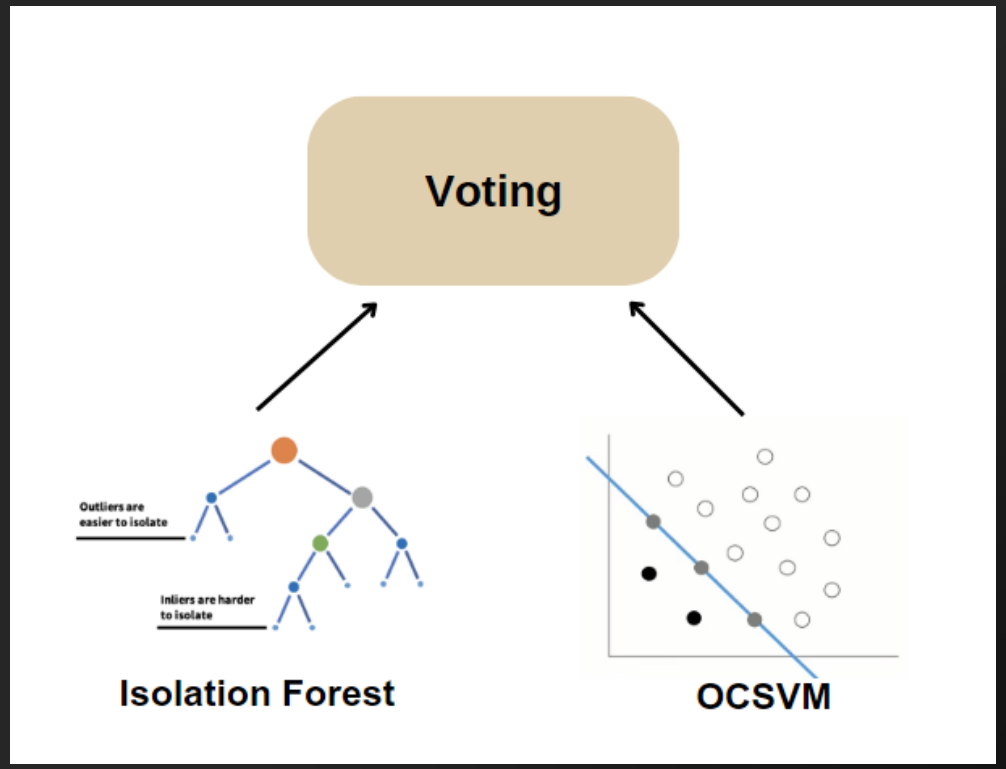
데이터의 경계에 초점을 맞춰 정상 패턴과 이상 패턴을 구분

Isolation Forest

데이터의 분리가능한 특성을 이용해 이상치를 감지

▶ 두 모델의 결과를 통합하여, **하나라도 이상치로 판정되면**
해당 데이터를 이상치 (anormaly) 로 설정

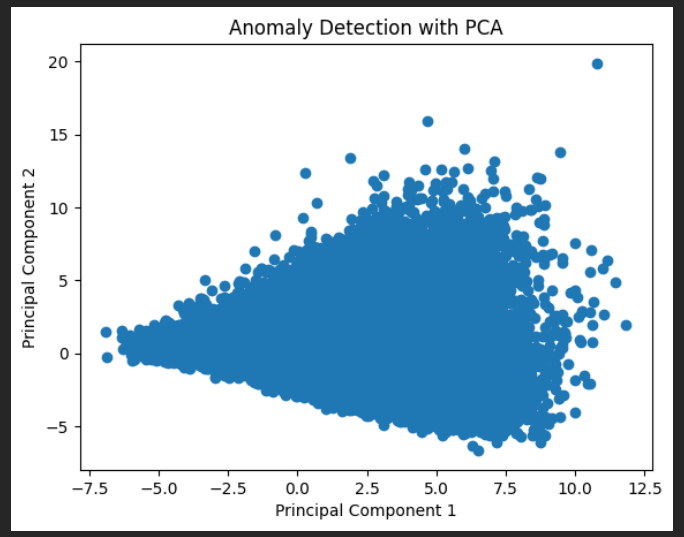
모델 앙상블(보팅)



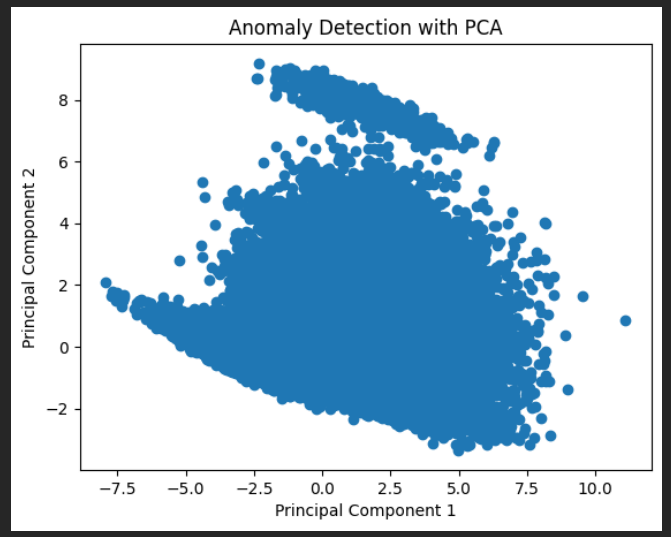
모델링 전략

LOL ABUSING USER DETECTION

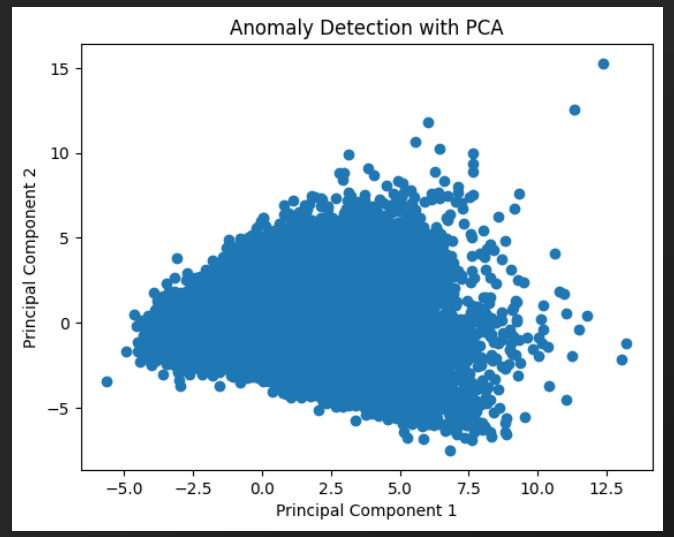
포지션별 주요 지표 차이



라이너(탑, 미드, 봇)



정글



서폿

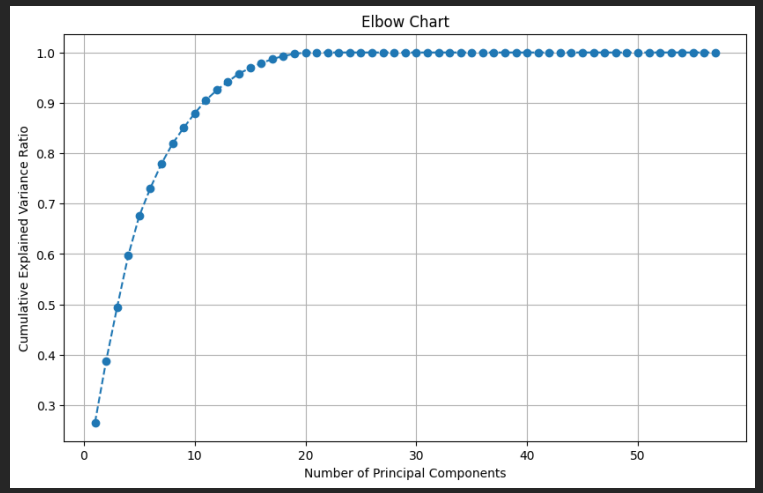
각기 다른 역할군을 수행하는 포지션에 따라, 주요 지표(예 : 피해량, 골드 수급, 시야 점수 등)에서 큰 차이가 나타나 포지션별 특성을 모델이 반영하지 못해 성능에 부정적인 영향을 미칠 수 있음

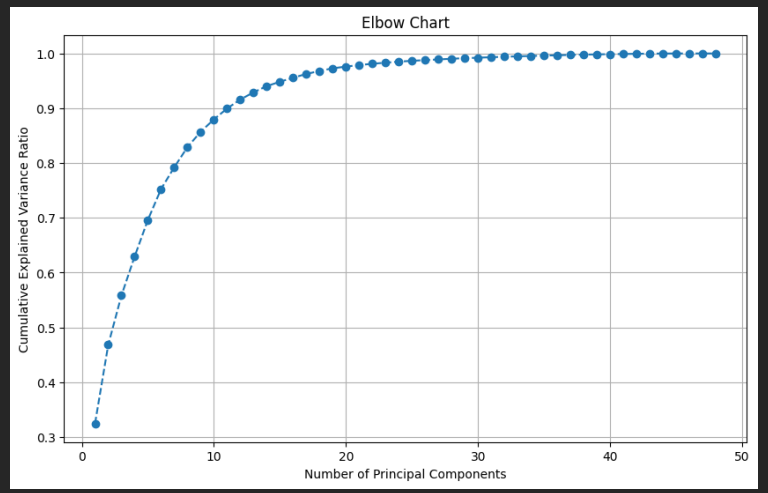
3개의 주요 포지션 그룹으로 분류하여 각 그룹별로 별도의 모델을 구축

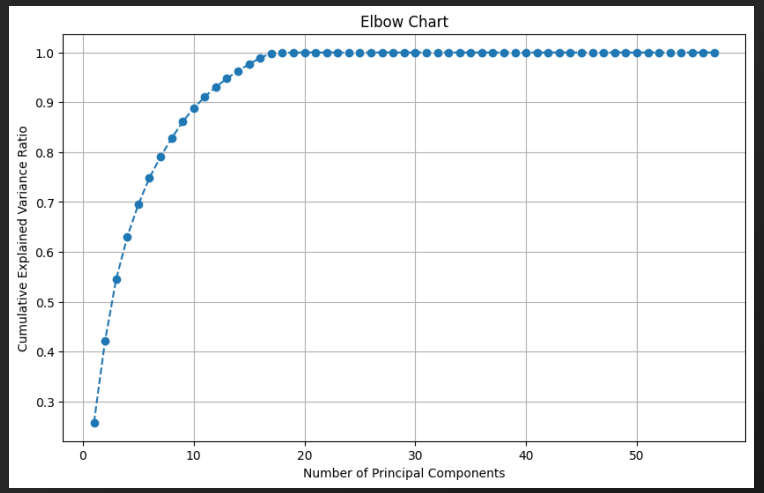
모델링 전략

LOL ABUSING USER DETECTION

OCSVM 모델 경량화 및 차원의 저주 방지를 위한 PCA 차원 축소







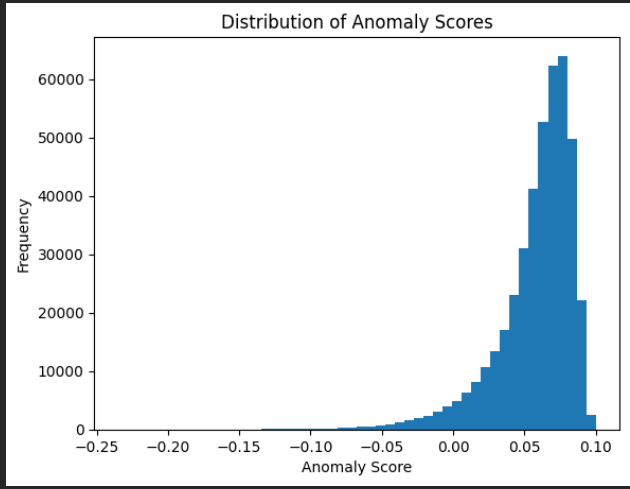
모델에 사용한 학습 피처가 50개 이상이기 때문에 계산 복잡성과 차원의 저주로 인해 모델 성능 저하가 우려됨.

데이터 매핑을 진행하는 OCSVM 모델의 경우 분산 설명력이 90%인
12개(Elbow Point)로 PCA를 진행하여 모델 구축

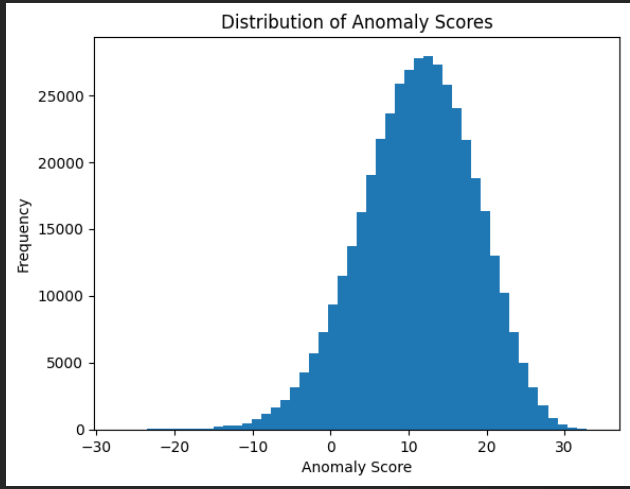
모델 평가 및 의심 유저 분류

LOL ABUSING USER DETECTION

이상치 점수 기반 트롤러 탐지 성능 평가 및 의심 유저 분류



Isolation Forest



OCSVM

이상치 점수의 분포를 분석하여 잘 수행한 유저와 트롤러의 점수가 명확히 구분된다고 가정하고,
이상치 점수에 임계치를 설정하여 이상치를 판별

실제로 모델이 잡아준 이상치보다 각 지표 통계량에 있어 비매너 유저를 더 잘 잡아내고 있다고 판단하여 이상치 점수를 기반으로 의심 유저 분류