

배틀로얄 게임(이터널 리턴)에서의 팀밍 행위 분석 및 식별

Analysis and Identification of Teaming in Battle Royale Game (Eternal Return)

요 약

최근 온라인 게임에는 게임사가 허용하지 않은 행위인 어뷰징 행위가 늘어나고 있다. 배틀로얄 게임인 이터널 리턴 게임에도 팀밍이라는 어뷰징 행위가 존재한다. 이 행위를 분석하여, 식별할 수 있는 방안을 여러 가지 생각하고, 실제로 구현했다. 총 3가지의 방법을 이용하여 분석하였으며 분석은 클러스터링을 이용하여 이상치를 탐지하였다. 이는 팀밍 행위를 하는 유저는 팀밍을 하지 않았을 때와 했을 때의 실력 차이가 존재한다는 가정하에 진행됐다. 첫 번째로 전체에 대한 실력을 비교하는 클러스터링, 두 번째로 캐릭터 그룹을 나눈 후 이에 대한 실력을 비교하는 클러스터링, 마지막으로 하나의 유저의 정보를 이용하여 실력편차를 찾는 클러스터링을 진행하였다.

1. 서 론

최근 온라인 게임에는 게임사가 허용하지 않은 행위를 하는 경우가 점점 늘어나고 있다. 이를 어뷰징 행위라고 하며, 해당 유저를 어뷰징 플레이어라고 한다. 어뷰징은 다양한 게임에 다양한 형태로 존재하는데, 이는 게임의 재미를 떨어뜨리고, 공정성에 어긋나는 등의 다양한 문제를 발생시킨다. 배틀로얄 게임에서도 이러한 어뷰징 행위가 존재한다. 우선 배틀로얄 게임은 넓은 맵에서 한 사람이 살아남을 때까지 싸워 최후의 승자를 가리는 게임이다. 이에 여러 다양한 어뷰징 행위가 존재하나, 배틀로얄 게임에 존재하는 가장 고질적인 문제 행위는 팀밍이다. 팀밍은 팀을 맺는 것이 허락되지 않은 게임에서 서로 공격을 하지 않는 등의 연합을 하는 행위이다. 이는 일반적인 랭크 게임뿐만 아니라 대회에서까지 이루어지는 매우 심각한 문제이다.

분석하고자하는 게임인 이터널리턴에서도 이러한 팀밍 문제가 존재한다. 서로 동맹을 맺어 아이템을 나누거나 서로 공격하지 않으며, 다른 유저들을 동시에 공격하거나 하는 등 개인으로 진행되어야 할 게임에서 팀을 이루는 팀밍 행위가 존재한다. 보통 배틀로얄 게임은 1:1로 설계되어 있는 게임으로, 2:1, 3:1 이상의 적과 싸워 이기는 것은 거의 불가능하다. 따라서 팀밍 행위가 일어나면, 유저가 여태껏 진행한 노력, 가지고 있는 실력에 관계없이 다수의 공격을 받아 죽는 경우가 자주 일어난다. 열심히 한 노력의 의미가 없어지는 것이다. 또한 배틀로얄 게임에서 어떠한 행위가 팀밍 행위인지, 전략적인 행위인지 구분하는 것은 매우 어려운 문제이다. 사람마다 생각하는 기준이 다르고, 다양한 상황이 나오기 때문에 이를 일반화하거나 기준을 정할 수 없기 때문이다. 즉,

팀밍은 전략과 구분하기 어려우며, 팀밍으로 인해 게임의 재미, 공정성 등이 무너지게 된다.

현재 게임사에서는 팀밍 행위에 대한 정의를 운영정책에 명시해두고, 이에 대해서 제재를 진행하고 있다. 팀원이 아닌 생존자에게 아이템을 나눠주거나 오랜 시간 가까운 거리에 머무르며 전투를 피하는 행위 등과 같은 방식으로 정의되어 있다. 그러나 이에 대해서는 제대로 제재가 이루어지고 있지 않다. 이유를 살펴보면, 팀밍 행위에 대한 제재는 게임사에서 리플레이를 보고 판단하여 팀밍에 대한 제재를 진행하는데, 이 기준이 모호하기 때문이다. 오랜 시간이 얼마의 시간을 의미 하는지, 가까운 거리가 어느 정도의 거리를 의미 하는지 등에 대한 기준이 없다. 또한 사전에 미리 팀밍을 계획하고 팀밍을 진행하는 경우에는 리플레이를 보는 것으로는 티가 나지 않기 때문에 이에 대한 제재를 진행하기 어렵다. 즉, 팀밍 행위를 식별하는 것에 문제가 있는 것이다.

그렇기에 본 연구의 목표는 머신러닝을 기반으로 정상적으로 플레이하는 경우와 팀밍과 같이 비정상적으로 플레이하는 경우를 구분하는 것이다. 팀밍 행위에 대한 데이터셋을 구축할 수 없기 때문에, 비지도학습을 이용하여 연구를 진행한다. 비지도학습 중에서는 각 플레이어의 데이터 정보에 클러스터링을 진행하여 팀밍 행위를 식별할 것이다. 이에 이용할 데이터는 이터널 리턴 게임에서 제공하는 API를 이용하여 상위권 유저들의 플레이 데이터를 추출하여 진행한다. 약 100,000개의 플레이 데이터를 이용하여 클러스터링을 진행한다. K-means 클러스터링을 이용하여 캐릭터들의 그룹을 나누고, 해당 그룹에 대해 DBSCAN 방식의 밀도 기반 클러스터링을 진행하여 이상치를 탐지할 것이다. 또한 탐지된 이상치 데이터를 분석하여 해당 플레이가 팀밍 행위인지 분석한다.

2. 티밍 및 게임 데이터 분석

2.1 데이터 구축

게임 데이터 분석을 진행하기 위해서 우선적으로 데이터 설정과 구축이 진행되어야 한다. 먼저 데이터에 대한 설정을 진행한다. 먼저 티밍을 클러스터링을 이용하여 구분할 것이기 때문에 티밍을 제외하고는 이상치에 해당하는 비정상적인 플레이가 최대한 적게 일어나는 것이 좋다. 보통 랭크 게임의 경우에는 일반 게임을 플레이할 때보다 이기기 위해 더 노력할 것이고, 이는 랭크 게임이 일반 게임에서보다 정상적, 정석적인 플레이가 진행될 것으로 예측된다. 또한 최상위권 플레이어들은 실수를 더 적게 하기 때문에 실수, 판단 오류 등으로 발생하는 비정상적인 플레이가 더 적게 나타날 것으로 판단된다. 또한 티밍 유저의 경우에는 일반 게임, 랭크 게임 구분 없이 일어나며, 상위 랭크와 하위 랭크의 구분없이 전범위적으로 존재한다. 그렇기에 더 나은 결과를 얻기 위해 최상위 플레이어의 플레이 데이터를 추출하여 이용하기로 했다. 또한 이터널 리턴에는 혼자 팀을 이루는 솔로, 두 명이 팀을 이루는 듀오, 세 명이 팀을 이루는 스쿼드로 총 3가지의 게임 종류가 존재한다. 솔로, 듀오, 스쿼드 전체에 티밍이 존재한다. 그러나 상황을 한정시켜 문제를 단순화하고, 식별확률을 높이기 위해 솔로에 대한 데이터만을 이용한다.

이터널 리턴 API를 이용하여 데이터를 구축하였으며 이에 대한 기준은 다음과 같다.

- 가장 최근 시즌의 솔로 랭크 게임을 대상으로 한다.
- 랭킹이 높은 유저의 플레이 데이터를 우선적으로 추출한다.
- 1000등 안에 드는 유저에 대한 데이터를 추출하며, 랭크 티어가 2등급 이상 차이 나지 않도록 한다.
- 해당 유저가 90일 동안 진행한 매치에 대해서 플레이 정보를 가져온다.

위의 기준을 이용하여 약 100,000개의 플레이 데이터를 구축하였다.

2.2 티밍 식별을 위한 가정 및 식별 방안

구축된 데이터를 이용하기 전에 티밍 식별을 위한 가정과 식별 방안을 정의한다. 모든 경우를 다 고려할 수 없고, 식별 가능성을 높이기 위하여 몇 가지 티밍에 대한 가정을 진행한다. 티밍은 두 명의 유저가 같이 진행한다고 가정한다. 실제로 두 명 이상의 유저가 티밍을 진행하는데, 이는 고려하지 않는다. 티밍은 게임 내부에서 만나 우연히 진행하는 경우와 사전에 미리 티밍을 준비하는 경우 총, 두 종류의 티밍 상황이 존재한다. 이 두 종류를 모두 고려하여 티밍 식별 방안을 정한다. 티밍 유저는 모든 판마다 티밍 행위를 진행하는 것은 아니라고 가정한다. 데이터 기반으로 클러스터링을 진행할 것이기 때문에 식별 확률을 높이기 위해 구분 지어질만한 것을 만들어 두는 것이다. 또한 그렇기에 유저가 티밍을 진행

할 때와 티밍을 진행하지 않을 때 실력 차이가 존재한다고 가정한다. 티밍을 진행할 때 실력이 더 오른다고 가정하고, 이러한 내부 실력 편차가 확연히 크게 발생한다고 가정한다.

이를 이용한 첫 번째 식별 방안은 한 명의 유저에게 존재하는 모든 매치 기록 데이터를 이용하는 것이다. 유저의 실력이 티밍을 할 때와 하지 않을 때 차이가 존재하므로, 해당 유저의 모든 매치 기록 데이터에 대해 클러스터링을 진행하면, 티밍을 진행한 매치 기록 데이터와 티밍을 진행하지 않은 매치 기록 데이터가 분류될 것이다. 어떤 경우가 이상치로 탐지 되거나 혹은 티밍의 실행 여부에 대한 두 가지 그룹으로 분류될 것이다. 그렇게 분류된 데이터를 분석하여 티밍을 식별하는 것이 첫 번째 방안이다.

두 번째 방안은 동일 티어의 다른 유저와의 실력을 비교하는 것이다. 티밍을 진행하지 않았을 경우의 실력은 동일 티어의 다른 유저와 비교하였을 때, 확연히 떨어질 것이다. 따라서 이를 이용하여 전체 매치 기록 데이터에 대해 클러스터링을 진행하여, 각 매치 정보를 실력에 따라 분류하고, 실력이 낮은 그룹에 대한 분석을 진행하는 것이다. 하지만 이 방법에는 문제가 있을 수 있다. 실력에 유효한 연관을 가지는 API 데이터를 잘 찾아야 한다는 점이다. 실력과 직접적인, 유효한 연관을 가지고 있는 API 데이터만을 이용해야 제대로 실력이 측정될 것이고, 이에 대한 클러스터링이 잘 진행될 것이다. 그러나 추가적인 문제 사항이 있다.

이터널 리턴에는 50개가 넘는 캐릭터 종류가 존재하고, 각 캐릭터들은 이기기 위한 승리 플랜과 그에 따른 플레이 스타일이 다르다. 배틀로얄 게임에서는 꼭 1등을 해야만 랭크 점수를 올릴 수 있는 것이 아니며, 등수, 킬수, mmr 평균 등의 여러 요인들이 합쳐져서 점수가 주어진다. 즉, 모든 캐릭터가 1등 혹은 높은 등수를 노리는 것이 아니며, 킬을 노리는 캐릭터도 분명히 존재한다. 점수를 얻기 위한 방안으로 싸움을 피하며 사냥을 하여 캐릭터를 강하게 만드는 방법도 존재하고, 싸움에 적극적으로 참여하여 킬수에 대한 점수를 높이며 동시에 캐릭터를 강하게 하여 순위 점수도 노리는 방법도 존재하고, 특이한 케이스로, 확정적으로 킬을 하는 것보다 견제, 이동 등을 위주로 생존을 통한 높은 등수를 노리는 방법도 존재한다. 캐릭터에 따라 매우 다양한 플레이 방식이 존재하며, 이는 하나의 실력 기준으로 실력을 평가할 수는 없다. 따라서 이에 대한 해결 방안으로는 스타일이 비슷한 캐릭터의 그룹으로 먼저 분류를 진행하고, 각 그룹에 대한 실력 기준을 다르게 설정하여 실력을 정밀하게 측정하는 것이다. 해당 기준이 세워지면 각 캐릭터 그룹별로 이상치에 대한 클러스터링을 진행하여 정밀한 실력 기준으로 봤을 때 실력이 떨어지는 사용자를 찾아내는 방식이다.

추가적인 식별 방안으로는 매치 그 자체에 대한 실력을 측정하는 것이다. 매치의 정보를 요약하고, 합쳤을 때, 확실하게 상위 티어의 매치와 하위 티어의 매치는 확연한 차이가 존재할 것이다. 따라서 매치 내부의 각 캐릭터 정보를 요약하고 합쳐서 하나의 매치 정보로 만들고, 이러한 매치 정보들을 이용하여 클러스터링을 진행하는

것이다. 이에 탐지되는 이상치는 해당 매치에 무엇인가 이상한 점이 존재한다는 것을 의미한다.

3. 연구 결과

3.1 티밍 식별 방안 결과

표 1 : 클러스터링에 사용된 변수 및 설명

변수명	설명
gameRank	등수
playerKill	킬 수
monsterKill	사냥 수
characterLevel	캐릭터 레벨
bestWeaponLevel	주 무기의 숙련도 레벨
damageToPlayer	가한 피해량
damageFromPlayer	받은 피해량
craftLegend	전설 무기 제작 횟수
totalTime	생존 시간
mmrGain	점수 변화량
useEmoticonCount	감정표현 횟수

2.2절에서 설명한 각 방안을 K-means 클러스터링과 DBSCAN 클러스터링을 통해 구현하여 결과를 분석했다. 이 때 사용한 매개변수는 표1의 변수들을 이용하였으며, 진행하는 방안에 따라서 매개변수 구성에 변화를 주었다. 매개변수의 경우에는 전체 매개변수에 대한 분석을 진행하여, 실력과 티밍에 관련이 있을 것으로 예측되는 변수만을 선정하였다. 이를 이용하여 직접 실행해본 방안은 동일 티어의 유저들과 전체적인 실력 비교 방안, 캐릭터 분류를 이용하여 동일 티어의 유저들과 실력 비교 방안, 하나의 유저를 선정하여 해당 유저의 실력 편차 비교 방안을 진행하였다.

먼저 캐릭터 분류를 하지 않은 전체적인 실력 비교를 진행했다. 이는 특정 매치에 대한 분석이 아닌 해당 캐릭터에 대한 정보가 다른 캐릭터들과 비교하였을 때 이상치가 있는지 탐지한다. 또한 이는 이상치를 탐지하는 것이기 때문에 K-Means 클러스터링이 아닌 밀도 기반 탐지인 DBSCAN을 이용한다. 그림1은 전체에 대하여 총 11개의 매개변수를 이용하여 클러스터링을 진행한 결과이다. DBSCAN을 이용하여 이상치를 탐지했으며, 그림1의 빨간색 점들이 이상치로 추정되는 데이터들이다. 또한 이는 3개의 축을 이용하여 시각화 되었으며 각각 x축은 playerKill, y축은 monsterKill, z축은 bestWeaponLevel으로 구성되었다. 또한 이상치 탐지를 진행하며, 해당 고정된 매개변수만을 사용한 것이 아닌 여러 매개변수 조합으로 클러스터링을 진행해가며 이상치를 탐지했다. 이 뿐만 아니라 매개변수의 조합에 따라서 DBSCAN의 변수인 임실론값과 최소 샘플 수에도 변화를 주어 적당한 수

의 이상치를 탐지하도록 했다. 또한 각 매개변수를 그냥 사용하는 것이 아닌 정규화를 진행하여 사용했다. 결과적으로 다양한 이상치 데이터가 나왔고, 이에 대한 분석을 진행 하였다. 이터널 리턴 게임에서 새로운 시즌이 시작되어서 해당 데이터들에 대한 리플레이를 확인해보지는 못했지만, 해당 캐릭터 데이터의 매치 내부의 기록을 모두 살펴보며 왜 이상치로 탐지되었는지 분석을 진행했다. 이에 대해 나온 이상치를 이야기하면, 첫 번째로는 과도하게 mmr이 증가하는 경우 이를 이상치로 탐지한다. 부계정, 혹은 매치 단계에서는 처음에 낮은 티어로 배정 받는데, 원래 가지고 있던 실력이 더 높은 경우 높은 킬수와 사냥수를 기록하며 연속 우승하는 경우가 많다. 이러한 경우에는 mmr이 폭발적으로 늘어나게 되는데 이를 이상치로 탐지했다. 두 번째로는 감정표현을 과다 사용하는 경우이다. 보통 평균적으로 감정표현은 1~2회 정도 사용하는데, 20번, 25번 등으로 많이 진행하는 경우 이를 이상치로 탐지하였다. 감정표현을 이용한 티밍인지 확인하려 했으나 리플레이를 볼 수 없기에 확인할 수 없었다. 그러나 해당 캐릭터의 스타일이 원거리 견제이기 때문에 견제를 하며 감정표현을 사용한 것으로 추정된다. 추정의 이유는 해당 캐릭터와 같은 종류의 캐릭터들에 대해 감정표현 횟수를 조사하니, 다른 캐릭터들보다 더 높은 것을 확인할 수 있었다. 이 외에도, 많은 사냥 수에 비해 순위, 킬 수가 낮거나, 평균 이상의 게임 시간이 흘렀으나 플레이어에게 데미지를 주거나 몬스터 사냥도 진행하지 않은 경우 등을 탐지할 수 있었다. 그러나 비정상적인 플레이를 탐지할 수는 있어도 티밍을 탐지할 수는 없었다.

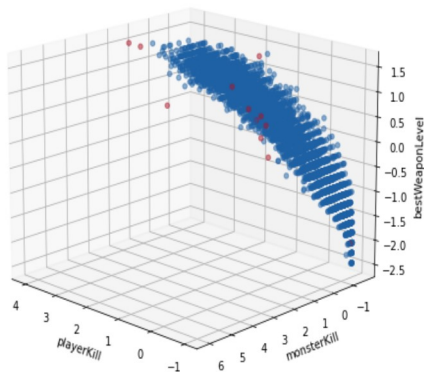


그림1 : DBSCAN을 이용한 클러스터링

두 번째로 캐릭터에 대한 분류를 진행하여 캐릭터 그룹별로 이상치를 탐지하였다. K-Means를 이용하여 그룹을

나뉘었으며 그룹의 개수를 바꾸고, 변수를 바꿔가며 최적의 캐릭터 분류를 위한 변수, 그룹의 개수를 설정하였다. 우선 사용한 주된 변수는 캐릭터 종류에 따른 평균 수치를 이용하였다. 50개의 캐릭터에 대한 각각의 평균값을 계산하여, 총 50개의 캐릭터 데이터들을 분류하였다. 메인이 되는 변수는 playerKillAvg, monsterKillAvg, bestWeaponLevelAvg 이다. 각각 킬수, 사냥수, 무기레벨을 의미하며, 해당 데이터에 추가적으로 몇 가지의 변수를 적용하여 클러스터링을 진행하였다. 총 5개의 그룹으로 나뉘었다. 다음은 그림2의 그룹 번호에 대한 설명이다. 0: 사냥, 킬, 성장 모두 평균인 그룹(평범 그룹), 1: 킬로 성장하는 그룹(싸움꾼 그룹), 2: 전투가 아니라 생존, 견제, CC 등의 방법으로 버티는 그룹(버티기 그룹), 3: 사냥으로 성장하는 그룹(사냥꾼 그룹), 4: 전투, 사냥 등이 애매하지만 다른 방식으로 극복하는 그룹(극복 그룹)으로 나뉘었다. 그룹 4의 경우에는 스킬셋, 생존력, 아이템 등으로 극복하는 캐릭터와 약점이 확실하여 상위티어에서는 안통하는 캐릭터가 같이 존재한다. 이러한 캐릭터 그룹별로 나뉘어서 DBSCAN 클러스터링을 진행하였다. 해당 결과는 전체를 한번에 클러스터링에 이용하는 것과는 조금 다른 결과가 나왔다. 원래였으면 이상치로 구분되지 않는 경우이겠지만, 이상치로 나오는 경우도 있고, 반대의 경우도 존재한다. 예를 들어 그룹 3은 전투 등을 통해 킬을 하는 것이 아니라 버티면서 생존하는 그룹이기 때문에 킬 수가 전체적으로 낮다. 그러나 가끔 킬 수가 높은 경우가 존재하고, 이는 이상치로 탐지된다. 결국 조금 더 상세한 이상치가 탐지되긴 했으나, 티밍을 탐지하지는 못했다.

세 번째로 하나의 유저를 선택하여 실력의 편차를 확인하는 방안을 진행했다. 상위권 유저 중 플레이한 데이터가 가장 많은 유저의 데이터를 이용하였다. 해당 유저에 대해 DBSCAN 클러스터링을 진행하였다. 평소보다 더 잘하는 것, 더 못하는 것 등에 대한 이상치를 탐지하긴 했으나 이는 티밍이라기 보다는 그냥 실력 편차로 이해될 만한 범주였다. 따라서 해당 방법도 티밍을 탐지하지는 못했다.

4. 결론 및 추후 연구 계획

결론적으로 가정과 그에 대한 방안에 대해 여러 가지 방식으로 접근하여 진행하였는데, 티밍을 찾지 못했다. 이상치는 잘 탐지하나, 이것이 티밍인지 확신할 수 없는 경우가 대다수였다. 티밍 식별을 실패한 이유를 생각해 보면, 첫 번째로 가정에 오류가 있을 수 있다. 가정에 오류가 있기에 방안이 잘못 적용된 것이다. 두 번째로는 해당 데이터 내부에 티밍이 존재하지 않는 경우이다. 너무 최상위권 데이터만을 이용해서 내부에 티밍이 일어나지 않았을 수도 있다. 마지막으로 변수의 설정 문제이다. API에서 제공되는 변수를 최대한 이용하였으나 이는 개별 유저, 캐릭터에 대한 정보의 제공이 없기 때문에 해당 정보만 가지고는 탐지하는 것이 어려울 수도 있다.

추가적으로 연구해 보고싶은 방안이 여러 가지 존재한다. 우선적으로 사전에 미리 티밍을 준비하는 경우를 탐지하는 것이다. 이는 두 가지 특징을 가진다. 첫 번째는 해당 게임이 개인전이고, 랜덤 매칭임에도 계속 같이 만나게 된다. 이는 매칭이 되지 않으면, 중간에 매칭을 취소할 수 있는 시스템을 이용한다. 두 번째로 두 플레이어는 보통 몇 등을 하던지 비슷한 등수를 가지는 경우가 많다. 두 티밍 유저는 같이 다니기 때문에 같이 죽는 경우가 많으며, 한 명이 살아남더라도 실력 부족, 기다리는 티밍 유저를 위하는 등의 이유로 금방 죽는 경우가 많아서, 비슷한 등수를 가지는 경우가 많다. 따라서 이에 대한 것을 가중치 등으로 설정하여 티밍을 찾는 방안도 존재한다. 또한 티밍 유저들의 전적을 모아서 이를 이용하는 방안도 연구해볼수 있을 것 같다. 또한 위의 실패 이유를 극복하는 방안도 연구해볼 계획이다.

5. 참고문헌

[1] 이터널 리턴(Daum 게임) 운영정책
<https://er.game.daum.net/policy/service>

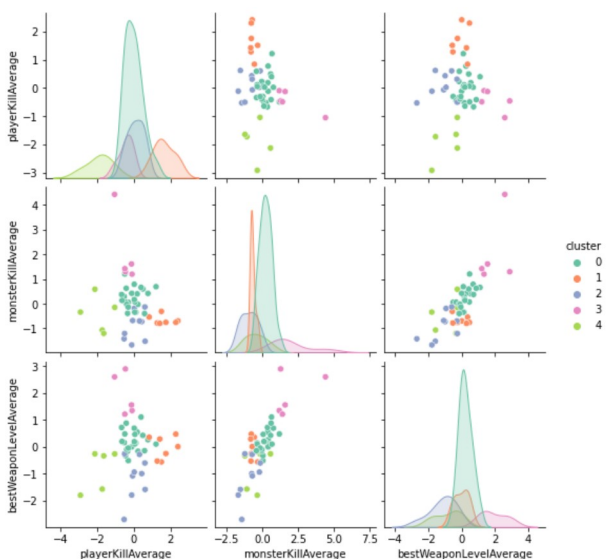


그림2 : 캐릭터 분류를 위한 K-Means 클러스터링