

모바일 게임 로그데이터를 이용한 게임플레이어 이탈 예측

전지훈⁰, 박현수

세종대학교

rhd00513@gmail.com, rex8312@gmail.com

Churn Prediction using Game Log Data in Mobile Game

Jihoon Jeon⁰, Hyunsoo Park

Sejong university

요 약

현재 모바일게임시장에는 수많은 중, 소규모 게임이 출시되고 있고, 이러한 게임들은 적은 수의 로그 데이터를 가지고 있다. 이러한 중, 소기업들은 수익창출을 원하며, 수익성과 연관된 중요한 요인 중 하나가 바로 유저의 이탈이다. 이러한 상황에 맞춰 비교적 적은 수의 모바일 게임 로그데이터를 통하여 게임 플레이어의 행동을 예측할 수 있는 속성을 찾고, 해당 속성을 이용하여 게임 플레이어의 이탈을 예측한다. 본 논문은 모바일게임 데몬헌터2의 로그데이터를 이용하였으며, 데이터 불균형을 해결하기 위해 SMOTE기법을 적용하여 3가지 알고리즘을 Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, AUC의 5가지 지표로 비교, 분석 하였다. 그 결과 Random Forest알고리즘과 SVM알고리즘이 높은 정확도로 이탈을 예측하였다. 그 후, 각 속성별 중요도를 측정하여 이탈과 관련된 상위 10가지 속성을 추출하였다.

1. 서 론

전 세계 게임산업은 지속적으로 성장해 왔으며, 최근 그 성장의 배경에는 모바일게임시장의 급격한 성장이 있다. 그러한 상황속에서, 많은 기업들이 모바일 게임시장에서 수익을 창출하기를 원하고 있다.

게임산업에서의 수익 창출을 위한 많은 연구가 이루어 지고 있으며, 수익성과 연관된 중요한 요인 중 하나가 바로 유저의 이탈이다. 로그데이터를 이용하여 PC게임에서의 게이머의 유형을 파악하여 이탈을 예측하는 다양한 연구가 있었다. Borbora와 Srivastava는 MMORPG (Massively Multiplayer Online Role-Playing Game)의 로그데이터를 이용하여 이탈 예측을 위한 게임 플레이어의 유형화하는 방법을 제안하였다[1]. Nozhnin은 MMORPG 로그데이터를 이용하여 캐릭터 레벨별로 이탈을 예측하는 연구를 진행하였다[2].

그러나 기존의 연구는 주로 PC 온라인 게임을 대상으로 연구가 진행되어 왔다. PC 온라인 게임에서 플레이어는 사교활동을 비롯한 다양한 행동들이 가능하고, 게임 개발사는 플레이어의 행동을 상세하게 로그데이터로 남길 수 있었다. 하지만, 모바일 게임에서 플레이어의 행동은 비교적 제한되며, 모바일 기기나 네트워크의 제약 때문에 상세한 로그데이터를 남기기 쉽지 않다.

그러나 최근 연구 중 모바일 게임에서 게임플레이어의 이탈을 예측한 연구[3]가 있다. 일반적인 모바일 게임에서 이탈자는 잔류자에 비해 매우 큰 비중을 차지하는데, 때문에 일반적인 데이터 마이닝 기법을 사용할 경우, 유의미한 결과를 얻기

힘들다. 만약 불균형 문제를 해결하지 않는다면, 일반적인 데이터 마이닝 기법들은 좋은 성능을 내기 어렵다. 또한 일반적인 평가지표인 Accuracy는 실제 예측 성능을 충분히 반영하기 힘들다. [3]에서는 데이터 불균형 문제를 해결하기 위해 SMOTE [4]를 사용하여 가상의 데이터를 합성함으로써 해결하였다. 또한 실제 예측 성능을 정확히 측정하기 위해, 다양한 평가지표를 사용하여 학습 결과를 분석하였다.

[3]은 10,000명 이상의 플레이어로부터 수집한 대량의 로그데이터를 이용하여 연구를 진행하였다. 그러나 대부분의 모바일 게임은 이와 같이 대규모 데이터를 수집하기 어렵기 때문에, 이와 같은 접근방법이 다른 모바일 게임에도 효과적인지 아직 불확실한 측면이 있다.

이 문제를 해결하기 위해 본 논문은 상대적으로 작은 규모의 다른 모바일 게임의 로그 데이터를 이용하여 실험을 진행하였다. 기존 연구[3]에서는 불균형 문제를 해결하고 이를 검증하기 위해 Precision, Recall, 그리고 F-Score를 사용하였는데, 본 논문에서는 추가로 ROC (Receive Operating Characteristic) 커브를 사용하였다.

실험 결과에 따르면, 비교적 작은 규모의 데이터를 사용한 경우에도 SMOTE를 사용한 경우의 학습 모델이 더 높은 성능을 보이는 것을 알 수 있었다. 그리고 ROC 커브를 사용하여 학습 모델을 분석함으로써, 더 구체적인 분석 결과를 얻을 수 있었다. 또한, 속성들의 중요도를 분석하였기 때문에, 이를 통해 중, 소게임들의 이탈 예측을 위한 속성 추출에 도움이 될 것으로 판단된다.

2. 데이터

본 논문은 제페토[5]의 모바일 액션 RPG 게임 데몬헌터 2의 게임플레이어 로그데이터를 간단한 전처리과정을 거친 후 분석하였다. 2016년 7월 29일부터 2016년 8월 28일까지 약 한달동안 3,181명의 플레이어로부터 727,924개의 게임 로그 데이터를 수집했다.

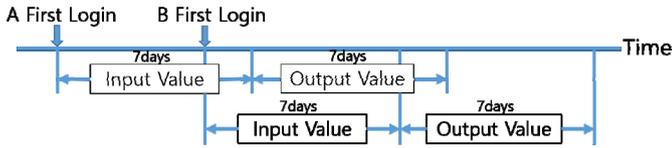


그림 1. 데이터 모델

본 논문에서는 게임 플레이어의 첫 로그인 7일후부터 14일까지의 접속 로그가 없다면 이탈로 가정한다. 그림 1과 같이 첫 로그인부터 7일간의 25종류의 로그 데이터로부터 특징을 추출했다.

7일부터 14일간의 데이터는 이탈 여부를 판단하기 위해 사용했다. 7일부터 14일 사이에 로그가 하나이상 존재할 경우 잔류로 판단하며, 반대의 경우에는 이탈로 판단했다.

마지막 두 주 (8월 14일~8월 28일)동안의 신규 가입자는 이탈여부를 판단할 수 없기 때문에 제외했다.

2.1 속성

데몬헌터 2의 게임 플레이 로그에서 이탈과 관계 있을 것으로 추측하는 25개의 속성과 속성을 다음과 같이 추출하였다.

- 캐시획득 횟수
- 장비강화 횟수
- 코어 장착 횟수
- 스킬 변경 횟수
- 친구 사용 횟수
- 광고 시청 횟수
- 아이템 획득 횟수
- 캐릭터 변경 횟수
- 아이템 사용 횟수
- 계정 생성 로그 횟수
- 메일 확인 횟수
- 로그인 횟수
- 보물지도 사용 횟수
- 캐시 획득과 사용 횟수
- 플레이 시간
- 골드 획득과 사용 횟수
- 포션 사용 횟수
- 맵 클리어 횟수
- 퀘스트 보상 수령 횟수
- 캐시로 아이템 구매 횟수
- 스킬 강화 횟수
- 골드로 아이템 구매 횟수
- 로그 종류 개수
- 현금으로 아이템 구매 횟수
- 로그 개수

2.2 불균형 데이터

로그데이터에 따르면, 총 게임플레이어 2,174명중 2,025명이 이탈을 하였고, 149명의 유저만 이탈을 하지 않았다. 이탈한 플레이어는 전체 플레이어의 약 93.146%로써, 모든 게임플레이어를 단순히 이탈할 것으로 예측하여도 93.146%의 높은 Accuracy를 얻게

된다. 따라서, 일반적으로 많이 사용하는 Cross Validation과 같은 기법만으로는, 학습한 모델을 평가하는데 큰 도움이 되지 않는다.

실제 예측성능을 보다 정확히 평가하기 위해서는 Accuracy 뿐만 아니라, Precision, Recall, F1-Score, 그리고 AUC (Area Under Curve)와 같은 다양한 평가지표를 사용해야한 한다.

2.3 SMOTE

SMOTE는 데이터의 불균형을 해결하기위한 방법으로써, 학습 데이터에서 이탈과 잔류의 숫자를 같게 만들어 준다. 그림1과 같이 기존의 데이터에서 ‘이탈’과 ‘잔류’ 비율은 2,025개와 149개이지만, SMOTE기법을 적용하면, 149개의 데이터를 이용해 추가로 1,876개의 새로운 ‘잔류’ 데이터를 생성한다.

표 1. SMOTE 비교 분석

	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	AUC
Original	0.933	0.517	0.497	0.498	0.731
SMOTE	0.958	0.951	0.966	0.958	0.958

표 1에는 원본 데이터와 SMOTE를 적용한 데이터를 Decision Tree 학습 알고리즘인 CART (Classification And Regression Tree)를 이용하여 Accuracy, Precision, Recall, F1-score, AUC의 수치를 비교하였다. Accuracy는 거의 차이가 없지만, 나머지 수치들은 큰 차이를 보이고 있다. 이러한 차이의 원인은 데이터의 불균형에서 찾을 수 있다.

3. 실험 결과

전처리한 데이터를 이용하여 Decision Tree의 CART, SVM (Support Vector Machine), Random Forest (트리개수 15개)모델을 사용하여 Accuracy뿐만 아니라 Precision, Recall, F1-Score, 그리고 AUC까지 총 5가지 지표로 분석을 하였다. 10-Fold Cross Validation을 이용하여 10번의 실험한 결과의 평균값을 구했다 (표 2).

3.1 알고리즘 비교

표 2. 실험 결과(10-fold CV 평균)

	Accuracy	Precision.	Recall	F1-Score	AUC
DT	0.933	0.523	0.470	0.485	0.719
DT+SMT	0.959	0.951	0.967	0.95	0.959
RF	0.949	0.760	0.390	0.498	0.922
RF+SMT	0.976	0.969	0.984	0.976	0.991
SVM	0.986	0.977	0.826	0.891	0.933
SVM+SMT	0.972	0.982	0.961	0.971	0.993

표 2의 결과를 보면, SMOTE를 적용한 알고리즘들이 전체적으로 모두 높은 성능향상이 이루어졌다. 특히 Decision Tree와 Random Forest모델의 Precision와

Recall, F1-Score수치가 크게 늘어난 것을 볼 수 있다. SMOTE를 적용함으로써, 성능과 신뢰도를 향상시킨 후, 전체적인 성능을 비교했을 때, Random Forest와 SVM, Decision Tree모델이 비교적 높은 수치의 Accuracy를 가지는 것을 볼 수 있다.

0.0001미만의 중요도를 가지고 있고 이는 매우 낮은 것으로 보인다.

4. 결론

본 논문은 모바일 액션 RPG인 제페토의 데몬헌터 2의 로그 데이터를 이용하여 모바일 게임에서 이탈자 예측하는 방법에 대해 실험하고, 결과를 분석하였다. 기존 연구에서는 보다 풍부한 데이터를 수집할 수 있는 MMORPG게임이나, 비교적 대규모의 데이터를 모을 수 있는 모바일게임을 대상으로 연구가 이뤄졌다. 그러나, 대부분의 모바일 게임은 다양한 이유 때문에 비교적 적은 규모의 로그 데이터만을 남기고 있다. 본 연구에서는 기존 기법이 이와 같은 작은 규모의 로그데이터를 대상으로 작동하는지 검증하였고, 기존 연구에 사용하지 않았던 평가지표를 추가로 사용하여 결과를 검증하였다. 또한, 모든 게임에 일반적이진 않지만, 데몬헌터2에서 이탈예측에 사용된 특징들의 중요도를 분석하였다. 이를 통해 데몬헌터2와 유사한 중, 소게임들의 특성추출에 도움이 될 것이라 판단된다.

5. 감사의 글

본 연구는 문화체육관광부 및 한국콘텐츠진흥원의 2016년도 문화기술 연구개발 지원사업으로 수행되었음 (2016-20160490)

참고 문헌

[1] Z. H. Borbora, and J. Srivastava, "User Behavior Modelling Approach for Churn Prediction in Online Games," *Proceedings of the 2012, ASE/IEEE International Conference on Social Computing and 2012 ASE/IEEE International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust*, 2012.

[2] D. Nozhnin, "Predicting Churn: Data-Mining Your Game", Gamasutra, [online] http://www.gamasutra.com/view/feature/170472/predicting_churn_datamining_your_.php, 2012.

[3] S-K Lee, S-J Hong, S-I Yang, and H Lee, "Predicting Churn in Mobile Free-to-Play Games", *Proceeding of the ICT Convergence International Conference*, 2016.

[4] N. V. Chawla, K. W. Bowyer, L. O. Hall, and W. P. Kegelmeyer, "SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique", *Journal of Artificial Intelligence Research*, vol. 16, pp. 321-357, 2002.

[5] 제페토, <http://www.zepetmobile.com>.

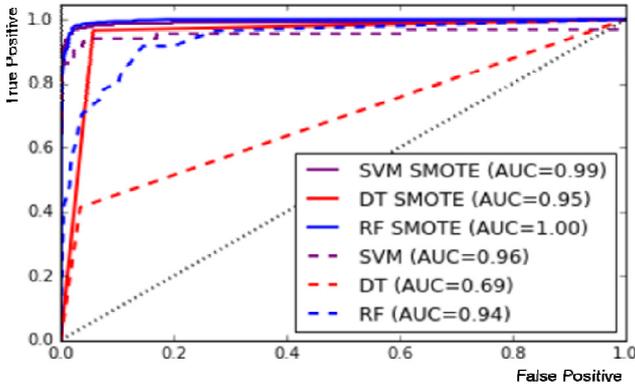


그림 3. ROC curve

각 알고리즘의 ROC 커브는 그림 3와 같다. ROC 커브는 True Positive와 False Positive의 비율로 결정된다. 커브 아래 면적을 나타내는 값이 AUC이며, 성능이 좋을수록 면적이 1에 가까운 값을 가진다. 그림 3에서는 RF+SMOTE모델과 SVM+SMOTE모델이 매우 높은 성능을 나타내고 있는 것을 볼 수 있다.

3.2 속성별 중요도

Random Forest로 학습한 모델에서 찾아낸 가장 중요한 속성 10개는 표3과 같다.

표 3. Random Forest 모델에서 가장 중요한 속성

속성	중요도
로그인 횟수	0.213
플레이 시간	0.204
골드로 아이템 구매 횟수	0.102
친구 사용 횟수	0.055
캐시 획득과 사용 횟수	0.047
로그 개수	0.042
맵 클리어 횟수	0.042
로그 종류 개수	0.038
아이템 획득 횟수	0.036
골드 획득과 사용 횟수	0.035

중요도를 분석해본 결과 ‘로그인 횟수’와 ‘플레이시간 로그’가 0.2정도로 매우 높은 것을 알 수 있다. 그 다음으로 ‘골드로 아이템구매 로그’가 0.1로 비교적 높은 편이며 최하위 2개를 제외한 그 외의 속성들은 0.05~0.001의 중요도를 가지며 넓게 분포해 있다. 이에 반해 ‘현금으로 아이템 구매 로그’와 ‘포션 사용 횟수’는