

게임 유용성 평가에 미치는 요인에 관한 연구: 스팀(STEAM) 게임 리뷰데이터 분석

강하나*, 용혜련*, 황현석**

한림대학교 인터랙션 디자인 대학원*, 한림대학교 경영학부**

{khnnn0607, yong-}@naver.com, hshwang@hallym.ac.kr

A Study of Factors Influencing Helpfulness of Game Reviews: Analyzing STEAM Game Review Data

Ha-Na Kang*, Hye-Ryeon Yong*, Hyun-Seok Hwang**

Graduate School of Interaction Design, Hallym Univ*, Dept. of Business
Administration, Hallym Univ**

요약

인터넷 환경의 발달로 소비자들 사이에 상품정보에 대한 의견이 교환되기 시작하면서 다양한 형식의 온라인 리뷰들이 급속도로 생성되고 있다. 이러한 추세에 따라, 기업들은 온라인 리뷰들을 분석하여 마케팅, 세일즈, 제품개발 등의 다양한 기업 활동에서 그 결과를 활용하려는 노력을 진행하고 있다. 그러나 대표적인 경험재인 '게임'과 관련된 산업에서의 온라인 리뷰에 대한 연구는 매우 부족한 실정이다. 이에 본 연구는 머신러닝 모델을 활용하여 스팀(STEAM)게임의 커뮤니티 데이터를 분석하였다. 이를 통해 타 사용자의 게임 리뷰를 유용하다고 판단하는데 영향을 미치는 요인을 분석하고, 리뷰의 유용성을 예측하는데 있어 가장 우수한 성능을 보인 모델과 변수들을 도출하여 사용자의 충성도와 사용성을 증대시키기 위한 제안을 하고자 한다.

ABSTRACT

With the development of the Internet environment, various types of online reviews are being generated and exchanged among consumers to share their opinions. In line with this trend, companies are making efforts to analyze online reviews and use the results in various business activities such as marketing, sales, and product development. However, research on online review in industry related to 'Video Game' which is representative experience goods has not been performed enough. Therefore, this study analyzed STEAM community review data using machine learning techniques. We analyzed the factors affecting the opinion of other users' game review. We also propose managerial implications to increase user loyalty and usability.

Keyword : Game Review, STEAM, Helpfulness, Big Data, Machine Learning

Received: May. 17. 2017 Revised: Jun. 16. 2017
Accepted: Jun. 19. 2017
Corresponding Author: Hyun-Seok Hwang (Hallym Univ)
E-mail: hshwang@hallym.ac.kr
ISSN: 1598-4540 / eISSN: 2287-8211

© The Korea Game Society. All rights reserved. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>), which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

1. Introduction

최근 인터넷 환경의 발달과 뉴미디어의 등장으로, 온라인 리뷰에 대한 접근성이 증가됨에 따라 다양한 형식과 방대한 양의 리뷰들이 작성 및 공유되고 있다. 이에 소비자들은 기업의 일방적인 제품 정보에 의존하지 않고 다른 사용자들의 구매후기나 전문가들의 추천을 보고 제품을 구매하는 경향이 두드러지고 있다. 이는 소비자들이 제품을 구매하는데 있어 구매에 대한 확신을 갖기 위해 다양한 정보들을 탐색하여 자신이 지각하는 위험을 줄이고자 하는 데서 그 원인을 찾을 수 있는데[1], 한국인터넷진흥원(2010)이 실시한 구매결정시 다른 사용자의 구매후기에 영향을 받는다는 설문조사에서 74%의 응답자들이 영향을 받는다고 조사된 바 있다[2]. 이처럼 온라인 리뷰는 소비자들의 기업이 미지 형성에 막대한 영향을 미치고 있으며, 구매의 사결정에 매우 중요한 역할을 담당하고 있다. 이러한 추세에 따라, 다양한 영역에서 온라인 리뷰에 관한 연구들이 많이 등장하고 있는 반면, 대표적인 경험제인 '게임'과 관련된 산업에서는 온라인 리뷰에 대한 연구가 매우 부족한 실정이다. 이는 사용자들을 통해 발생한 게임 데이터의 양이 매우 방대하며, 그 형태 또한 매우 다양하기 때문에 이를 저장하고 관리하는 도구나 분석하는 기술이 충분히 성숙되지 않았다는 점에서 그 원인을 찾아볼 수 있을 것이다[1]. 하지만 최근에는 데이터 생성의 양(Volume)이 매우 방대하고, 생성속도(Velocity)가 매우 빠르고, 저장 형식(Variety)이 기존의 데이터와는 비교할 수 없이 다양한 빅데이터를 저장하고 분석 및 처리 할 수 있는 기술들이 발전함에 따라 기존에는 관리되지 않고 버려졌던 데이터에 관심을 갖게 되었고, 그 데이터에서 비즈니스 적인 가치(value)를 찾으려는 시도가 이어지고 있다. 실제로, 정형·비정형의 다양한 형태의 데이터를 분석할 수 있는 기법들이 발전됨에 따라 그 동안 찾지 못한 패턴이나 지식을 찾아내 기업 의사결정에 활용하는 사례가 국·내외에서 다양하게 나타나고

있다[4].

이에 본 논문은 스팀게임의 커뮤니티 데이터를 기반으로 여러 머신러닝 모델을 적용한 후, 게임 유저가 커뮤니티에 업로드 하는 리뷰의 유용성에 영향을 주는 요인을 분석하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 온라인 리뷰에 대한 관련 연구들을 살펴보고, 3장에서는 본 연구의 프레임워크를 제안한다. 그리고 4장에서는 제안된 프레임워크에 따른 사례연구를 수행하며, 마지막으로 5장에서는 도출된 연구결과를 논의하며 본 연구의 한계점과 향후연구 방향을 제시한다.

II. Related Works

2.1 온라인 리뷰(Online Review) 분석

일반적으로 소비자들은 제품을 구매 시, 구매에 대한 확신을 갖기 위해 다양한 정보들을 탐색한다. 다른 소비자가 제공하는 제품사용 경험이나 사용후기 등과 같은 정보를 보다 더 적극적으로 탐색하여 구매결정에 반영하는데[5], 이를 온라인 구전(Online Word-of-Mouth)이라 한다[6]. Bickart(2001)는 온라인 구전이란 '인터넷을 통해 소비자 간에 발생하는 제품정보나 사용경험, 추천 등의 정보 교환'으로 정의하고 있다[7]. 온라인 리뷰는 온라인 구전의 가장 대표적인 형태로서 구매자들이 제품 또는 서비스에 대한 사용 후기를 인터넷에 언급한 것을 의미한다. 온라인 리뷰는 기업에서 일방적으로 제공하는 정보보다 상대적으로 높은 신뢰성(Credibility)을 가지고 있는 정보로 인식되고 있는데, 이는 기업의 상업적 정보원이 제시하는 정보보다 직접 제품을 사용해본 소비자들의 정보를 더 신뢰하는 경향이 있기 때문이다[1].

온라인 리뷰가 제공되는 제품은 도서, 의류, 가전제품, 가구, 게임, 음악 등 온라인에서 판매되는 거의 모든 제품들이 해당되며, 온라인 리뷰는 구매자의 구매 결정과 기업이미지 형성에 영향을 주는

중요한 요인으로 인식되고 있다[8]. 인터넷 시장조사 기관인 Forrest Research에 의하면, 온라인 쇼핑몰을 방문하는 고객의 절반 이상이 다른 소비자가 작성한 온라인 리뷰를 참고한다고 했다[9]. 이와 같이 온라인 리뷰가 구매 의사결정에 있어서 중요한 역할을 수행하고 있음을 알 수 있으며, 온라인 리뷰의 전략적 활용가치에 대한 학문적인 접근이 요구된다.

2.2 소셜미디어 감성분석을 통한 리뷰 분석

최근 인터넷의 발달과 소셜 미디어의 등장과 더불어 ‘빅데이터’가 큰 화두로 떠오르고 있다. 사람들은 SNS상에 그들의 일상적인 사건이나 감정들은 물론 선호하는 브랜드나 제품에 대한 의견들을 게시하는데, 이처럼 페이스북이나 트위터, 블로그 등과 같은 소셜미디어들은 사람들의 의견들을 전달하고 공유하는 역할을 한다[10]. 따라서 기업 및 학계에서는 이러한 소셜데이터들을 분석함으로써 제품의 선호도, 브랜드 이미지 등 가치있는 정보들을 파악할 수 있을 것으로 판단하고 있으며, 이에 소셜미디어에 대한 분석이 다수 진행되고 있다. 강하나 외 (2016)는 소셜 미디어의 데이터를 활용하여 국내외 30개의 화장품 브랜드들의 클러스터를 식별하기 위한 프레임 워크를 제안하였고[10], 황현석 (2016)은 소셜네트워크(Socialmetrics)를 이용해 소비자들이 인식하는 국내 자동차 브랜드들의 클러스터를 확인하였다[11]. 또한 천영준 외 (2015)는 모바일 게임 사용자의 경험을 분석하기 위해 SNS 상의 담론 분석과 정성 인터뷰를 통해 사용자들의 미디어 소비 상황에서 나타나는 다양한 인지와 행동을 검토하는 등 탐색적인 논의를 시도하였다[12].

앞서 언급 했듯이, 빅데이터 분석에 있어서 가장 중요한 것은 구조화 되지 않는 대규모 데이터 안에서 숨겨진 패턴 및 정보를 찾아내는 것인데[12], 최근 온라인 리뷰에 대한 중요도가 높아짐에 따라 온라인 리뷰를 분석하여 글쓴이의 의견, 평가, 태도, 감정 등을 추출해 내는 감성분석에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다[13]. 김경민(2014)은 인

기영화 400개의 유사도를 비교하기 위해, 해당 영화에 대한 트윗을 수집하고 이를 세분화된 감성분류사전을 기준으로 감성분석을 실시하였다[15]. 또한 김문지(2016)와 송은지(2015)는 기존의 의견 분류 방법보다 좀 더 세밀한 감정 분류기법, 형태소 분류 기법을 추가하여 작성자의 자세한 만족도를 도출해내는 시스템을 구축하고자 하였다[15,16].

이처럼 소셜미디어를 분석하는 것은 사용자들의 자발적인 의견들을 신속하고 쉽게 파악 및 예측할 수 있다. 따라서 본 연구는 스팀게임의 사용자들이 의견을 전달하고 공유하는 스팀게임 커뮤니티의 데이터를 활용하여 분석을 진행하고자 한다.

2.3 리뷰의 유용성

인터넷 환경의 발달로, 방대한 양의 리뷰 정보들이 급속도로 증가함에 따라, 소비자들에게 더 큰 유용성을 제공할 수 있는 온라인 소비자 리뷰의 특성이 주목 받고 있다. 아마존은 1995년부터 리뷰 시스템을 도입하여 사용자들의 참여를 유도하고 있는데, 이러한 리뷰평가 시스템을 통해 유용한 리뷰와 유용하지 않은 리뷰들을 구분할 수 있도록 도움을 주고 있다. 온라인 리뷰의 유용성에 관한 연구는 리뷰들의 유용성(Hepfulness)을 식별하기 위해 이에 영향을 미치는 요인 및 패턴을 분석한다[17]. Mudambi(2010)은 아마존닷컴의 온라인 리뷰 분석을 통해 리뷰의 점수와 리뷰의 단어 수가 리뷰 유용성에 미치는 영향에 대한 연구를 진행했으며[18], 권진영(2016) 또한 아마존닷컴의 리뷰 데이터를 통해 리뷰의 구조적 특성과 리뷰어의 특성으로 분류하여 리뷰 유용성에 영향을 미치는 요인들을 분석하였다[19]. 본 연구의 대상이 되는 스팀게임의 커뮤니티의 경우, 아마존닷컴과 마찬가지로 게임 사용자가 리뷰를 업로드하면 다른 사용자들이 그 리뷰를 보고 ‘유용하다/유용하지 않다’로 투표를 할 수 있는 기능을 제공한다. 따라서 해당 데이터를 기반으로 리뷰 유용성을 분석하고자 한다.

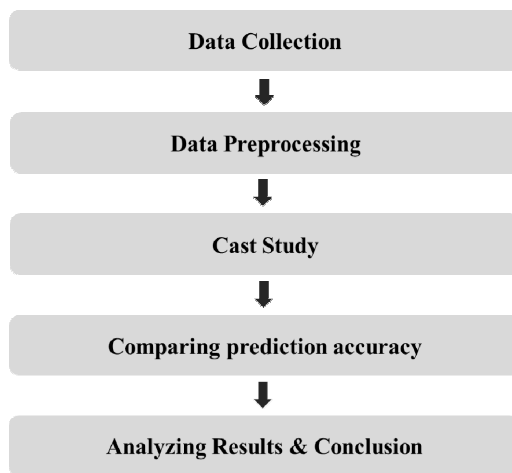
2.4 리뷰어의 신뢰성

온라인 리뷰의 정보 원천인 리뷰 작성자의 신뢰성(Credibility)은 온라인 리뷰정보에서 매우 중요한 요소이다. 온라인은 오프라인과 달리 익명성이 보장되므로, 기업이 자사의 제품 판매율을 높이기 위해서 허위로 긍정적인 사용경험을 작성할 확률이 높기 때문에, 온라인 리뷰 정보는 정보출처에 대한 신뢰도가 훨씬 중요하다[20]. 리뷰어의 신뢰도는 주로 리뷰어의 평판과 전문성을 위주로 연구가 이루어지고 있는데, 기존 문헌에서 리뷰어의 평판은 주로 정보원천의 신뢰성과 연관되어 연구가 진행되고 있다. Cheung(2009)은 리뷰어의 기존 활동내역과 커뮤니티에서의 평판이 리뷰에 대한 신뢰성에 긍정적인 영향을 미친다는 연구결과를 발표하였고[21], Briggs(2002)는 온라인상에서 정보채택에 영향을 미치는 요인 중 정보원천의 신뢰성이 가장 중요한 요인임을 밝혀낸바 있다[22]. 신뢰성이 확보된 작성자의 추천은 소비자들의 의사결정에 더 큰 영향을 미칠 수 있으며, 설명, 거주지역 등 리뷰어의 개인 정보를 공개할 경우 작성자의 리뷰가 더욱 유용한 것으로 지각될 수 있다는 주장도 있다[23].

따라서 리뷰데이터를 기반으로, 리뷰 유용성에 영향을 미치는 요인을 분석하는데 있어 리뷰 작성자의 신뢰성이 사용자들이 리뷰의 유용성 평가에 미치는 영향에 대한 고려가 필요하다고 판단하였다. 본 연구에서는 리뷰작성자의 신뢰성을 파악하기 위해 리뷰어의 게임시간, 레벨, 친구 수, 작성한 리뷰의 수 등을 활용하고자 하였다.

III. Research Framework

본 연구의 프레임워크는 [Fig. 1]과 같다. 스팀 게임 커뮤니티 내에서 유저의 리뷰의 유용성을 분석하기 위해 본 연구에서는 다음과 같은 연구 프레임워크를 제시하였다. 1단계에서는 연구의 대상이 될 게임의 데이터를 선정하고 수집한 후, 이상치(Outlier)와 결측치(Missing Value)를 제거하고 보정하는 전처리(Preprocessing) 과정을 거쳤다.



[Fig. 1] Research Framework

머신러닝 모델은 대중적으로 많이 사용되는 모델을 복수 개로 사용하여 서로 그 정확성을 비교하기로 한다. 머신러닝을 적용 시에는 데이터를 랜덤하게 n 개의 배타적 그룹으로 분류한 뒤, k 번째 그룹의 데이터를 테스트 데이터(Test data)로 하고 나머지 데이터가 학습 데이터(Training data)로 되게 설정한 뒤 테스트 데이터를 예측 또는 분류하여 총 n 번의 과정을 반복하는 n -fold cross validation 분석기법을 적용한다. n -fold cross validation의 장점은 비교적 적은 수의 샘플에도 적용 가능하며 샘플링 오류(bias)가 발생할 가능성도 적다.

이에 더해, 본 머신러닝 모델별 예측정확도에 비례하는 가중치를 이용하여 개별 모델의 결과를 가중한 가상의 예측 모델을 하나 생성하여 이전 네 가지 모델과 예측 정확성을 비교하는 한편 최근 가장 인공지능 분야에서 좋은 성과를 내고 있는 딥러닝(Deep Learning)과도 비교하고자 한다.

IV. Case Study

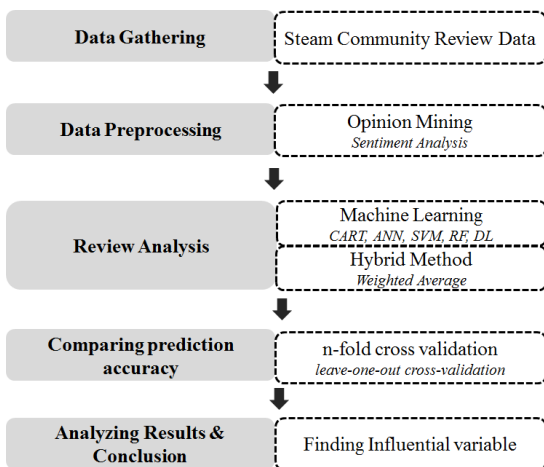
본 연구에서는 3장에서 제시된 프레임워크를 바

탕으로 사례 연구를 실시하였다. 먼저, 스팀 게임에서의 커뮤니티 데이터를 선정한 후, 변수에 대한 특성을 분석하였다.

연구에서 쓰인 게임 데이터는 GitHub에서 제공하는 Open Source 데이터를 활용하였으며, 데이터는 온라인 게임 플랫폼인 스팀(STEAM)에서 수집되었다. 스팀은 전 세계적으로 가장 거대한 디지털 게임 플랫폼 서비스를 제공하고 있으며 다수의 게임유저를 보유하고 서비스 게임의 리뷰가 잘 축적되어 있어서 스팀의 리뷰 데이터를 활용하여 게임 유저의 리뷰 유용성 평가를 분석하는 것이 적합하다고 판단하였다.

스팀의 약 8000여개의 게임 중에서 11가지의 게임 데이터를 대상으로 하였으며, 총 79,437개의 데이터를 통해 유저의 특성 및 리뷰의 특성과 관련된 요인을 분석하고자 하였다.

[Fig. 2]는 연구 프레임워크를 사례연구에 맞게 기술한 내용이다.



[Fig. 2] Procedure of a case study

4.1 Data Gathering

본 연구에서 사용된 데이터는 게임 유저, 리뷰 등과 관련한 데이터 셋으로서, 본 연구의 분석을 위해 각 변수명과 그에 따른 정의를 정리하였다. 정리한 내용은 [Table 1]과 같다.

[Table 1] Variable descriptions

Variables	Description	Role
ID_new	Unique number for each user	Identifier
user_name	User's ID	None
num_found_helpful_percentage	Ratio of votes made to 'helpful'	Target
num_friends	Number of friends in the user's STEAM	Input
num_reviews	Number of User-uploaded reviews	Input
num_screenshots	Number of game screenshots uploaded by the user	Input
num_voted_helpfulness	Number of Total Votes	Input
num_workshop_items	Number of user's workshop items	None
rating	User's recommendation for the game (Not or Recommend)	Input
total_game_hours_last_two_weeks	User's total game time over the last two weeks	Input
POS	Positive odds for review	None
NEG	Negative odds for reviews	None
game_name	Game name	None
genre	Game genre	None
group	Randomized group	None

본 연구에서 보고자 했던 종속변수로 'num_found_helpful_percentage'를 선정하였다. 유저가 자신이 플레이한 게임의 리뷰를 작성하게 되면 스팀 플랫폼 시스템은 다른 유저들이 리뷰들을 보고 '유용했다' 또는 '유용하지 않았다'라고 단적으로 투표를 할 수 있게 되는데, 본 요인은 투표된 전체 수 중에서 '유용하다'고 투표된 수의 비율을 나타낸 변수이다.

즉, 이 변수는 게임 유저들이 해당 리뷰에 대하여 유용하다고 생각한 정도를 나타낸 것이다.

4.2 Data Preprocessing

수집된 79,437개의 텍스트형식으로 된 리뷰데이터를 분석이 가능하도록 약 3주간의 걸쳐 데이터 전처리 과정을 진행하였다. 먼저, 분석이 용이하도록 엑셀 데이터로 변환을 했고, 변환한 각각의 11개의 리뷰데이터를 한 파일로 통합하였다. 그리고 통합된 데이터를 대상으로 결측치와 이상치를 모두 제거하였고, 그 결과 총 41,164개의 데이터, 13개의 변수만을 사용하였다.

데이터의 전처리 후 텍스트 마이닝의 일종인 오피니언 마이닝을 실시하여 리뷰어의 리뷰에 대한 감성적인 극성(Sentimental polarity)을 긍정과 부정으로 나누어 파생변수를 2개 추가하였다. 긍정어 사전과 부정어 사전을 정의하고 각 리뷰의 텍스트 중 긍/부정어 사전에 정의된 단어와 일치하는 수를 세는 방식으로 실시하였다. 그러나 감성분석에서 파생된 긍/부정어 수는 종속변수와 상관계수가 낮아 최종분석에는 제외되었다.

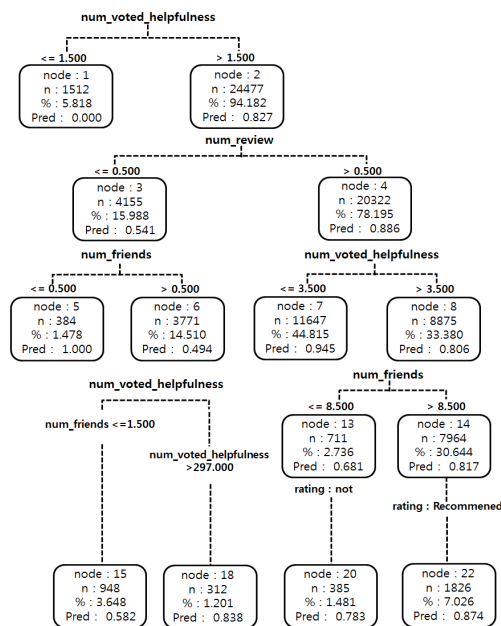
4.3 Review Analysis

본 연구는 리뷰 유용성에 영향을 미치는 요인들을 분석하기 위해 IBM SPSS Modeler 프로그램과 R, RapidMiner를 이용하여 네 가지 머신러닝 모델과, 한 가지 혼합모델 및 딥러닝 모델을 사용하고 비교하였다. 이를 통해 게임 리뷰의 유용성을 평가하는데 있어 가장 알맞은 분석모델이 무엇인지를 보고자 하였다. 분석모델로는 CART, Neural Network, Multi-class SVM, Random-Forest를 사용하였으며, 위 네 가지 분석모델에 가중치를 적용한 하이브리드 모델과 딥러닝 모델을 추가하여 여섯 개의 모델을 사용하였다. 이후 여섯 개 분석모델의 예측정확도를 파악하기 위해, 예측 오류의 정도를 나타내는 통계값인 'MAE(Mean Absolute Error)'와 'SSE(Sum of Square Error)' 값을 계산하여, 각 모델들의 예측정확도를 나타내었다.

4.3.1 CART

Decision Tree 방법론 중 하나로, 의사결정과정

을 도표화해서 분류하거나 예측하는데 효과적인 머신러닝 모델이다[24]. CART에서는 초기에 트리를 키우는 단계에서 중지규칙을 적용하지 않고 끝마디가 하나의 범주만을 가질 때까지 계속하여 최대 트리를 형성하기 때문에 과대적합(over fitting) 문제가 발생하게 된다. 따라서 과대적합 문제를 줄이기 위해 최대 트리를 적절히 가지치기를 함으로써 보다 예측력이 좋은 분류규칙을 도출하게 된다. 본 연구에서는 IBM SPSS Modeler에서 제공하는 CART 모델을 선정하였다. 부모마디 최소 레코드 수는 2%, 자식마디 최소 레코드 수는 1%로 설정하였으며, 최대 나무 깊이는 5로 설정하였다.



[Fig. 3] Result of CART

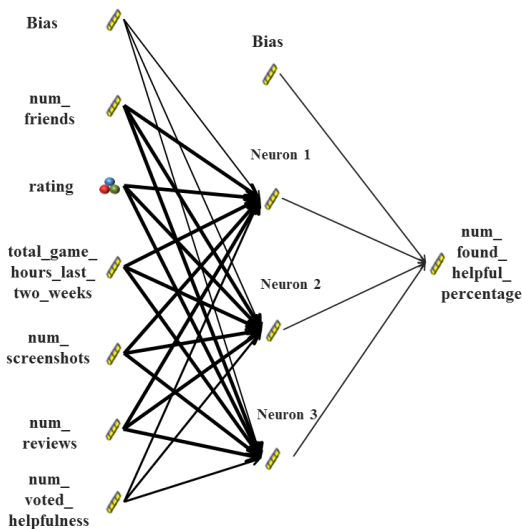
4.3.2 Neural Network

인간 두뇌의 신경세포를 모방한 개념으로, Decision Tree와 마찬가지로 수집된 데이터로부터 반복적인 학습과정을 거쳐 데이터에 내재되어있는 새로운 패턴을 찾아내는 머신러닝 모델이다[25]. 신경망은 복잡한 논리적 프로그램을 통해 해결책에

도달하는 것이 아니라, 비알고리즘적이고 비구조적인 형태로 망 속의 뉴런들을 연결하는 가중치를 조정함으로써 해결책에 도달한다[26]. 신경망의 중요한 두 가지 장점은 자료가 정규분포를 이루지 않아도 되고, 복잡하고 비선형적인 패턴에 잘 적응할 수 있다는 것이다[27].

신경망의 모형은 다중레이어 인식(MLP)로 설정하였으며, 중속변수는 최대훈련시간을 사용하여 15분으로 설정하였다.

[Fig. 4]는 Neural Network으로 분석한 결과를 나타내며, 종속변수에 가장 큰 영향을 미치는 변수는 num_friends로 나타났다.



[Fig. 4] Result of Neural Network

4.3.3 SVM

Cortes와 Vapnik(1995) Vapnik(1998)등에 의해 제안된 Support Vector Machine(이하 SVM)모형은 높은 분류 정확도와 유연성을 바탕으로 분류분석 사례에서 사용되고 있는 머신러닝 모델 중 하나이다[28]. 특히 두 집단의 개체수가 상이한 불균형 자료의 분석에서 주로 사용되는 분석모델로, 훈련 데이터의 마진(Margin)을 최대로 하는 최적화 식을 통해 분류 함수를 추정하게 된다[29]. 또

한 SVM모형은 분류함수 근처의 훈련 개체인 서포트 벡터만을 분류함수의 추정에 사용하므로, 분류 함수로부터 멀리 떨어진 다수집단의 수많은 개체는 함수의 추정에 영향을 주지 않는다. 따라서 다른 머신러닝 모델과 비교하였을 때 SVM은 불균형 자료의 분류분석에서 비교적 강점을 보인다.

본 연구에서 Kernel은 기본 설정인 Radial Basis로 설정하였으며 SVM의 MAE, SSE 값의 도출도 앞의 분석모델들과 동일하게 적용하였다.

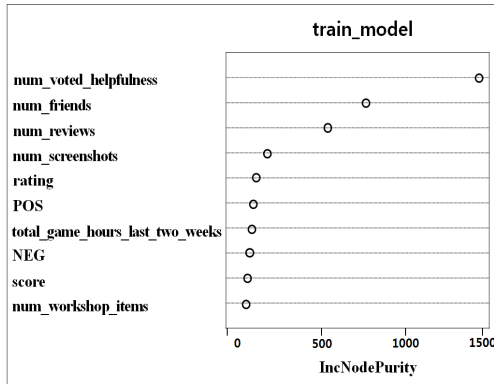
4.3.4 Random Forest

Random Forest 모형은 의사결정나무 모형의 한 종류로서 분석 대상의 데이터로부터 여러 개의 모델을 학습하여 실제 예측 시 각 결정나무의 결과를 통합하여 한 모델을 형성해내는 모델이다[30].

충분한 학습 데이터가 주어지지 않은 상황에서는 본 연구의 분석모델 중 하나인 Decision Tree, 그리고 Random Forest와 같이 자동으로 규칙을 생성할 수 있는 머신러닝 모델들의 강점이 돋보일 수 있다[3]. 또한 본 모델은 각 결정나무의 결과를 통합하여 예측 모델을 도출하기 때문에 모델의 과적합(Overfitting)에 대한 문제를 해결할 수 있으며, 상관성이 없는 여러 결정나무들로 구성되기 때문에 다른 머신러닝 모델들보다 상대적으로 훈련 데이터상의 극단적인 값이 적다는 강점이 있다[31].

리뷰의 유용성에 영향을 미치는 요인들을 도출하기 위한 Random forest의 첫 단계로서는 본 연구에서 사용된 데이터에 대한 분류 모델을 생성한다. 알고리즘은 고전 모델을 선택하였으며, 나무 설정은 500, 변수 설정은 4로 하였다.

두 번째 단계에서는 생성된 분류 모델 안에서 종속변수에 영향을 미치는 상위 N개의 중요 속성이 [그림 5]와 같이 확인되었다.



[Fig. 5] Result of Random Forest

4.3.5 Weighted HYBRID technique

좀 더 향상된 성능을 얻기 위해 앞서 설명한 네 가지 분석 모델을 혼합하여 새로운 예측 방법을 사용하였다. Hybrid 모델은 여러 예측 모델들을 결합하여 개별 예측 모델보다 더 나은 성능을 얻을 수 있다[32].

본 연구에서는 MAE값을 사용하여 네 가지의 개별 분석모델의 가중치를 결정했다. MAE는 평균적인 예측오류를 나타내는데, MAE 값이 적으면, 가중치를 크게 주고, MAE값이 크면 가중치를 적게 주는 방법으로 가중치를 계산하였다. 이러한 방식을 채택한 이유는, 예측을 더 잘한 모델에 더 큰 가중치를 부여하기 위함이다.

모델들의 예측력을 알 수 있는 통계값인 MAE와 SSE를 계산하여 다섯 가지 분석모델의 오류정도를 파악하였다. MAE(Mean Absolute Error)는 평균적인 예측오류를 나타내는 값이고, SSE(Sum of Square Error)는 극단적인 예측오류를 잡아내는 값이다. 각각의 예측오류 값의 공식은 (eq. 1)과 (eq. 2)에 각각 제시하였다.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |v_{aj} - v_{pj}| \dots \dots (eq. 1)$$

$$SSE = \sum_{j=1}^n (v_{aj} - v_{pj})^2 \dots \dots (eq. 2)$$

Where v_a : actual value, v_p : predicted value, and

j : record number

MAE를 사용하여 가중치를 계산한 공식은 아래 [Fig. 5]와 같으며, 네 가지 분석 모델의 가중치의 합, 즉 Hybrid 계산 공식은 (eq. 3)과 (eq. 4)에 각각 제시하였다.

$$H_j = \sum_{i=1}^n w_i \times MAE_{ij} \dots \dots (eq. 3)$$

$$w_i = \frac{1}{n-1} \left(1 - \frac{\sum_j MAE_{ij}}{\sum_i \sum_j MAE_{ij}} \right) \dots \dots (eq. 4)$$

Where i : model index, j : record number, n : number of prediction models

4.3.6 Deep Learning

Deep learning은 많은 수의 계층으로 이루어진 깊은 신경망을 학습하기 위한 기술이다[33]. Machine Learning 기술은 사람 또는 동물이 경험에 의하여 지식을 배우는 과정과 대비하여 컴퓨터 또는 기계가 학습하는 것을 말하며, 데이터로부터 유용한 정보를 자동으로 학습하는 기술이다. 이중한 모델이 Deep learning인데, Deep Learning의 장점은 데이터로부터 자동적으로 Feature를 찾아낼 수 있다는 것이다[34]. 수년 동안 deep learning은 다양한 분야에 적용되어 기존 방법들을 능가하는 높은 성능을 보였으며, 그 결과 기계학습 및 패턴인식 분야에서 가장 중요한 기술적 트렌드가 되어가고 있다[33].

5가지 머신러닝 모델들의 예측오류 값은 [Table 2]와 같다.

[Table 2] Prediction Errors

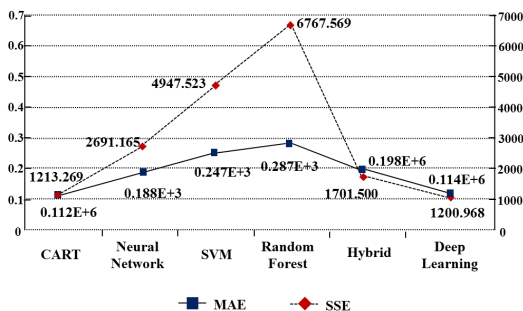
Model number	Method	MAE	SSE
1	CART	0.112E+6	1213.269
2	Neural Network	0.188E+3	2691.165
3	SVM	0.247E+3	4947.523
4	Random Forest	0.287E+3	6767.569
5	Hybrid	0.186E+3	1701.500
6	Deep Learning	0.114E+6	1200.968

5. Research Result

5.1 분석 방법 간 예측정확도 비교

위의 다섯 가지 머신러닝 모델의 예측정확도를 비교하기 위해, 전체데이터를 랜덤하게 배타적인 10개의 그룹으로 나누었으며, 학습데이터와 검증데이터를 9:1의 비율로 나눈 10-fold cross validation 기법을 Hybrid 방법을 제외한 다섯 가지 머신러닝 방법에 적용하여 분석을 하였다.

[Fig. 6]는 모델별 예측정확도를 나타낸다. 그림에서 알 수 있듯이 MAE 측면에서는 딥러닝 모델이, SSE 측면에서는 CART가 각각 나머지 5개의 방법보다 더 작은 오류 값을 보여 가장 정확한 예측 모델임을 알 수 있었다.

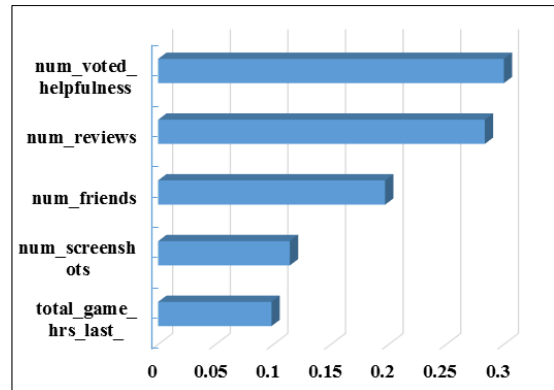


[Fig. 6] Prediction Error

MAE가 일반적인 평균오차를 나타내는데 반해 SSE는 극단적인 오차가 많은 경우 그 값이 커지게 된다. 딥러닝은 예측오류(편차)가 작게 나타나 MAE 측면은 CART 보다 더 좋게 나타났으나, 편차가 큰 몇 가지 사례가 반영되어 SSE 측면에서는 CART 보다 성능이 좋지 못한 것으로 나타났다.

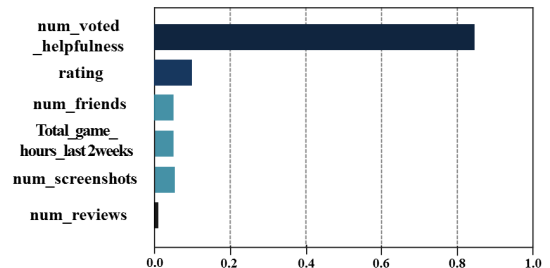
5.2 우수 예측모형과 변수 중요도

본 연구는 가장 높은 예측정확도를 나타낸 딥러닝과 CART의 예측결과를 활용하여 게임 리뷰의 유용성에 영향을 미치는 요인을 분석하였다. 딥러닝에서 도출된 변수의 중요도는 [Fig. 7]와 같다.



[Fig. 7] Importance of variables in Deep Learning

CART에서 도출된 변수의 중요도는 [Fig. 8]과 같다.



[Fig. 8] Importance of variables in CART

두 모델 모두 분석결과 리뷰 유용성에 가장 큰 영향을 미치는 변수는 리뷰가 유용한지 아닌지를 평가한 투표 수인 'num_voted_helpfulness'로 나타났다. 딥러닝의 경우 리뷰 수를 나타내는 'num_review'가 두 번째로 주요한 변수였으며, 커뮤니티 상에서 관계를 맺고 있는 친구 수인 'num_friends', 사용자가 업로드한 스크린샷의 수(num_screenshots), 리뷰어가 게임을 한 시간인 'total_game_hours_last_two_weeks' 순으로 나타났다.

CART의 경우 사용자의 게임 추천여부를 나타내는 'Rating'이 두 번째로 주요한 변수였으며, 커뮤니티 상에서 관계를 맺고 있는 친구 수인 'num_friends', 리뷰어가 게임을 한 시간인 'total_game_hours_last_two_weeks', 사용자가 업로드한 스크린샷의 수(num_screenshots), 리뷰 수를 나타내는 'num_review' 순으로 나타났다.

6. Conclusion

본 연구는 게임 리뷰데이터를 머신러닝 기법으로 분석하여 사용자가 커뮤니티에 업로드한 리뷰의 유용성하다고 판단하는 비율에 영향을 미치는 요인을 파악하고자 하였다. STEAM 커뮤니티의 리뷰데이터를 여섯 개의 머신러닝 모델을 10-fold cross validation을 이용하여 예측한 결과 예측정확도는 딥러닝과 CART가 가장 정확한 것으로 나타났다.

예측정확성이 높은 두 모델 모두 리뷰 유용성 평가에 가장 영향을 미치는 변수로 리뷰가 유용한지 아닌지를 평가한 투표 수인 'num_voted_helpfulness'로 나타났다. 이는 게임 이용자들은 많이 사용자들의 평가가 누적된 게임일수록 리뷰가 유용하다고 판단한다는 사실을 알려주고 있다. 이는 경험적인 게임의 특성을 잘 반영하는 결과로 선행 경험자의 리뷰를 통해 정보를 취합하고 의사결정을 하려는 의도가 반영된 것으로

판단된다. 이는 딥러닝의 두 번째 주요 변수인 'num_review'에서도 재확인 할 수 있는데 리뷰가 많다는 점은 리뷰 유용성을 평가하는데 영향을 미치는 변수로 주요한 변수이지만 가장 중요한 변수인 'num_voted_helpfulness' 보다는 타인의 유용성 판단 결과에 대한 정보가 부족하여 두 번째로 주요한 변수로 측정된 것으로 판단된다.

CART의 경우도 사용자의 게임 추천여부를 나타내는 'Rating'이 두 번째로 주요한 변수였는데 이는 딥러닝과 마찬가지로 게임 리뷰의 유용성을 판단함에 있어 타인의 유용성 판단결과에 대한 정보로 활용될 수 있는 변수가 선정되었다.

이러한 결과로 볼 때 게임 개발사들은 STEAM 커뮤니티와 같이 게임 리뷰를 공간을 적극적으로 만들어 사용자가 타인의 리뷰를 볼 수 있도록 하는 것이 중요하다고 할 수 있다. 게임을 재미있게 만드는 것이 가장 중요하겠지만 잘 만든 게임을 게임 잠재 이용자가 게임에 대한 리뷰를 많이 볼 수 있게 한다면 이는 긍정적인 효과를 나타낼 것으로 기대할 수 있기 때문이다.

본 연구의 한계점이자 이를 극복하기 위한 향후 연구로 게임관련 감성어 사전에 보강하는 연구가 필요하다. 연구 수행 전에는 감성분석의 결과가 유의한 변수가 될 것으로 기대하였으나 분석에 사용할 정도의 종속변수와 유의한 상관관계를 발견할 수 없었다. 이는 감성어를 도출하는 근거가 되는 감성사전에 추가적인 이모티콘이나 특정 분야의 전문/특수 용어(jargon) 등을 보강하여 리뷰어의 감성어 표현을 더 정확하게 도출하는 것이 필요하다.

ACKNOWLEDGEMENT

This research was supported by Hallym University Research Fund, 2017((HRF-201701-005).

REFERENCES

- [1] Lee, H. G., Kwak H., (2013) Investigation of Factors Affecting the Effects of Online Consumer Reviews, *Journal of Informatization Policy*, 20(3). pp. 3-17.
- [2] 2010 Survey on Internet Use, Korea Internet & Security Agency.
- [3] Yong, H. R., Kim, D. J., Hwang, H. S., (2015) A Study of Analyzing Realtime Strategy Game Data using Data Mining, *Journal of Korea Game Society*, 15(4), pp. 56-68.
- [4] Kim, J. K., (2016) Domestic and foreign big data trends and success cases, *IE Magazine*, 23(1), pp. 47-52.
- [5] Peterson, R.A. & Maria, C. M. (2003), *Consumer Behavior*(7th ed), Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, Inc
- [6] Thopson, N. (2003), "More companies pay heed to their 'word of mouse' reputation", *New York Times*, June 23.
- [7] Bickart, B. & Schindler, R. (2001), Internet Forums as Influential Sources of Consumer Information, *Journal of Interactive Marketing*, 15(3), pp. 31-40.
- [8] Kim, J., Byeon, H., Lee, S. H., (2011) Enhancement of User Understanding and Service Value Using Online Reviews, *The Journal of information systems*, 20(2). pp. 21-36.
- [9] Chen, Y. & Xie, J. (2008), Online consumer review : Word of mouth as a new element or marketing communication mix, *Management Science*, 54(3) pp. 477-491.
- [10] Kang, H. N., Yong, H. R., & Hwang, H. S. (2016). Brand Clustering Based on Social Big Data: A Case Study. *International Journal of Software Engineering and Its Applications*, 10(4), pp. 27-36.
- [11] Hwang, H. S., (2016) Clustering Corporate Brands based on Opinion Mining: A Case Study of the Automobile Industry, *Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society*, 17(11), pp. 453-462.
- [12] Cheon, Y., Kwak, K. T., (2015) Collective Sentiments and Users' Feedback to Game Contents : Analysis of Mobile Game UX based on Social Big Data Mining, *Journal of Korea Game Society*, 15(4), pp. 145-156.
- [13] Jang, P. S., (2014) Study on Principal Sentiment Analysis of Social Data, *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, 19(12), pp. 49-56.
- [14] Kim, M. J., Song, E. J., Kim, Y. H., (2016) A Design of Satisfaction Analysis System For Content Using Opinion Mining of Online Review Data , *Journal of Internet Computing and Services*, 17(3), 107-113.
- [15] Kim, K., Kim, D. Y., Lee, J. H., (2014) Measuring Similarity Between Movies Based on Polarity of Tweets, *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, 24(3), pp. 292-297.
- [16] Song, E. J., (2015) The Sensitivity Analysis for Customer Feedback on Social Media, *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, 19(4), pp. 780-786.
- [17] B. Liu, (2012), *Sentiment Analysis and opinion mining*(Synthesis Lectures on Human Language Technologies), Morgan & ClayPool
- [18] Mudambi, S. M. & Schuff, D. (2010). What Makes a Helpful Online Review? A Study of Customer Reviews on Amazon.com, *MIS Quarterly*, 34(1), pp. 185-200.
- [19] Kwon, J., Lee, M., (2012) A Study on the Determining Factors of Online Review Helpfulness, *Proceedings of Korea Intelligent Information Systems Society*. pp. 205-211.
- [20] Josang, A. & smail, R. & Boyd, C. (2007), A survey of trust and reputation systems form online service provision, *Decision support systems*, 43(2), pp. 618-644.
- [21] Cheung, M. Y. & Luo, C. & Sia, C.L. & Chen, H. (2009), Credibility of Electronic Word of- Mouth: Informational and Normative Determinants of On-line Consumer Recommendations, *International Journal of Electronic Commerce*, 13(4), pp. 9-38.
- [22] Briggs, P. & Burford, B. & De Angeli, A & Lynch, P. (2002), Trust in online advice, *Social Science Computer Review*, 20(3), pp. 321-332.

- [23] Forman, C. & Ghose, A. & Wiesenfeld, B. 2008, Do online reviews matters? - An empirical investigation of panel data, Decision Support Systems, 45(4), pp. 1007-1016.
- [24] Jeon, C. H., (2012), Data Mining Techniques, Hannarea.
- [25] Jensen, J. R., Qiu, F., M. Ji,(1999), Predictive Modeling of coniferous Forest Age Using Statistical and Artificial Neural network Approaches Applied to Remote Sensing Data, International Journal of Remote Sensing, 20(14), pp. 2805-2822.
- [26] Rao, V. B., H. V. Rao, (2993), "C++ Neural Network and Fuzzy Logic," New York: Management Information, pp. 408.
- [27] Hengl, T. (1993), Neural Network : A Neural computing Primer, Personal Computing Artificial Intelligence, 16(3), pp. 32-43.
- [28] Cortes, C., Vapnik, V., (1995), Support-vector network, Machine Learning 20, pp.273-297
- [29] Kim, E., Jhun, M., Bang, S., (2016) Hierarchically penalized support vector machine for the classification of imbalanced data with grouped variables, The Korean journal of applied statistics, 29(5), pp. 961-975.
- [30] Park, J., Chae, M., Jung, S., (2016) Classification Model of Types of Crime based on Random-Forest Algorithms and Monitoring Interface Design Factors for Real-time Crime Prediction, 22(9), pp. 455-460.
- [31] Jeong, S. K., Choi, M. S., Kim, H. S., (2016) Coreference Resolution for Korean Using Random Forests, KIPS transactions on software and data engineering,, 5(11), pp. 535-540.
- [32] Lee, S. H., Lee, L. S., & Hwang, H. S. (2017). Does Social Opinion Influence Movie Ticket Revenues?: A Case Study. Advanced Science Letters, 23(3), 1627-1630.
- [33] Kim, I. J., (2014) Big Data Deep Learning: A New Trend in Machine Learning, The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, 31(11), pp. 52-57.
- [34] Choi, Y. S., (2015), Current status and future of Deep Learning and Intelligent Technology,

IE Magazine, 22(2), pp. 31-35.



강 하 나(Kang, Ha-Na)

한림대학교 경영학과 졸업

한림대학교 대학원 인터랙션디자인 석사과정, 한림ICT 정책연구센터 연구원

관심분야: 빅데이터, 데이터 마이닝, 비디오 게임



용 혜 련(Yong,Hye Ryeon)

한림대학교 경영학과 졸업

한림대학교 대학원 인터랙션디자인 석사과정 졸업
한림ICT정책연구센터 연구원

관심분야 : 빅데이터, 비디오 게임, 데이터마이닝



황 현 석(Hwang, Hyun Seok)

POSTECH, Management Information Systems, Ph. D.
한림대학교 경영학부 교수, 한림 경영연구소 연구위원

관심분야 : 빅데이터, 데이터마이닝, 비디오게임