

Fuzzy-AHP와 Word2Vec 학습 기법을 이용한 영화 추천 시스템

오재택¹, 이상용^{2*}

¹공주대학교 컴퓨터공학과 박사과정, ²공주대학교 컴퓨터공학부 교수

A Movie Recommendation System based on Fuzzy-AHP and Word2vec

Jae-Taek Oh¹, Sang-Yong Lee^{2*}

¹Doctoral Course, Department of Computer Science & Engineering, Kongju National University

²Professor, Division of Computer Science & Engineering, Kongju National University

요약 최근 추천 시스템은 5G 시대의 시작과 동시에 여러 분야에서 도입하고 있으며, 주로 도서나 영화, 음악 분야의 서비스에서 크게 두각을 나타내고 있다. 그러나 이러한 추천 시스템에서 사용자마다 선호하는 정도가 주관적이고, 불확실하여 정확한 추천 서비스를 제공하기가 어렵다. 추천 시스템의 성능을 향상시키기 위해서는 많은 양의 학습 데이터가 필요하며, 추론 기술이 보다 정확해야 한다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 연구에서는 Fuzzy-AHP와 Word2Vec 학습 기법을 이용한 영화 추천 시스템을 제안하였다. 본 시스템에서는 사용자의 선호도를 객관적으로 예측하기 위해 Fuzzy-AHP를 사용하였으며, 스크레이핑한 데이터를 분류하기 위해 Word2Vec 학습 기법을 사용하였다. 본 시스템의 성능을 평가하기 위해 그리드 서치를 이용하여 Word2Vec 학습 결과의 정확도를 측정하였고, 그 후 본 시스템이 예측한 평점과 관객들이 평가한 영화의 평점 간 차이를 비교하였다. 그 결과 최적의 교차 검증 정확도가 91.4%로 우수한 성능을 나타내었으며, 예측한 평점과 관객들이 평가한 영화의 평점 간 차이를 Fuzzy-AHP 시스템과 비교한 결과 10% 정도 우수함을 확인할 수 있었다.

주제어 : 사용자 선호도, 퍼지 계층적 분석 방법, 스크레이핑, 워드 투 벡터, 추천 시스템

Abstract In recent years, a recommendation system is introduced in many different fields with the beginning of the 5G era and making a considerably prominent appearance mainly in books, movies, and music. In such a recommendation system, however, the preference degrees of users are subjective and uncertain, which means that it is difficult to provide accurate recommendation service. There should be huge amounts of learning data and more accurate estimation technologies in order to improve the performance of a recommendation system. Trying to solve this problem, this study proposed a movie recommendation system based on Fuzzy-AHP and Word2vec. The proposed system used Fuzzy-AHP to make objective predictions about user preference and Word2vec to classify scraped data. The performance of the system was assessed by measuring the accuracy of Word2vec outcomes based on grid search and comparing movie ratings predicted by the system with those by the audience. The results show that the optimal accuracy of cross validation was 91.4%, which means excellent performance. The differences in movie ratings between the system and the audience were compared with the Fuzzy-AHP system, and it was superior at approximately 10%.

Key Words : User Preference, Fuzzy-AHP, Scraping, Word2vec, Recommendation System

*Corresponding Author : Sang-Yong Lee(sylee@kongju.ac.kr)

Received November 8, 2019

Accepted January 20, 2020

Revised December 10, 2019

Published January 28, 2020

1. 서론

최근 5G 시대의 시작과 동시에 데이터가 더욱더 폭발적으로 증가하고 있다. 이는 전 세계적으로 콘텐츠 클릭이나 좋아요 버튼 누르기 등 매일 1분마다 엄청난 데이터를 생성하는 결과를 가져오게 한다. 트위터는 1분마다 47만 건이 리트윗되고 있으며, 유튜브는 1분당 4백만명 이상이 여러 콘텐츠를 시청하고 있다[1]. 또한 포털 사이트에서는 여러 언론사에서 분야별 기사들을 빠르게 보도하고 있다. 이러한 다양한 데이터를 효과적으로 활용할 수 있다면, 여러 분야에서 적용 중인 지능형 서비스의 성능이 향상될 것이다.

생활문화 분야에 적용 중인 지능형 추천 서비스는 도서나 영화, 음악 분야에서 두각을 나타내고 있다. 그러나 이러한 서비스가 높은 성능을 보이기 위해서는 많은 양의 학습 데이터가 필요하며, 추천 기술이 보다 정확해야 한다는 문제점이 있다. 또한 사용자마다 선호하는 정도가 주관적이고, 불확실하여 정확한 추천 서비스를 제공하기가 어렵다는 문제점이 있다[2, 3].

본 연구에서는 이러한 문제점을 해소하기 위해 Fuzzy-AHP와 Word2Vec 학습 기법을 이용한 영화 추천 시스템을 제안하고자 한다. 스크레이핑을 통해 웹 정보 데이터와 소셜 기반 텍스트 데이터, 각종 리뷰 데이터를 많이 확보할 수 있으며, Fuzzy-AHP와 Word2Vec 학습 기법으로 사용자들이 선호하는 영화를 객관적으로 추천할 수 있을 것이다.

2. 관련연구

2.1 추천 시스템

추천 시스템은 사용자가 관심을 가질만한 콘텐츠나 사용자의 취향과 연관성이 높은 콘텐츠를 제공하는 시스템을 말한다[4, 5]. 추천 시스템을 통해 사용자가 기업에 관심을 가지게 되는 원인이 되고 있으며, 기업이 제공하는 콘텐츠를 통해 다른 콘텐츠로 쉽게 옮길 수 없도록 하게끔 서비스하고 있다.

현재 추천 시스템은 기본적으로 협업 필터링(Collaborative Filtering) 방식을 사용하거나 기계학습을 적용하는 방향으로 연구되고 있다.

협업 필터링 방식은 사용자가 선호하는 유사한 분야나 항목(Item)을 추천하거나 도메인의 특징(Feature)을 이

용하여 사용자에게 적합한 항목을 추천하는 방식을 말한다[6-8]. Naver는 협업 필터링 방식을 사용하여 사용자가 관심을 가질 것 같은 뉴스나 기타 콘텐츠를 추천하는 에어스(AiRs)를 서비스하기 시작해 페이지 뷰가 증가하였으며, 뉴스 소비량이 확대되고 있다[9, 10].

기계학습 방식은 주어진 데이터들의 패턴을 학습하여 행동을 예측하거나 추론하는 방법을 말한다. 참고문헌 [11]은 상황 정보를 계층 구조로 구성하여 EM(Expectation Maximization) 알고리즘과 마르코프 체인으로 이루어진 HFM(Hierarchical Factorization Machines) 모델을 적용한 상황인식 추천 시스템을 제안하였다[11]. 참고문헌 [12]는 K-means Clustering 알고리즘을 사용하여 선호도가 유사한 사용자를 분류하고, 각 클러스터에 대한 신경망을 구축하여 사용자에게 영화를 추천하는 기계학습 방식의 시스템을 제안하였다[12]. 최근 인공지능 기술은 딥 러닝을 통해서 더욱 발전하고 있다. 추천 시스템 또한 기업에서 큰 관심을 가지고 있으며, 고도화를 위해 비용과 투자를 아끼지 않고 있다[5, 13, 14].

본 연구에서는 추천 시스템 구현을 통해 사용자들이 선호하는 영화를 정확하고, 객관적으로 추천하고자 한다.

2.2 Fuzzy-AHP

Fuzzy-AHP는 주관적이고, 불확실한 정보의 콘텐츠나 항목(Item)에 내재된 부정확성을 수학적으로 순위화하여 정확한 의사결정을 진행하는 방법론이다[2, 3]. Fuzzy-AHP를 통해 감정적으로 판단하거나 주관적으로 평가한 정보나 선호도에 대해 객관적으로 표현할 수 있다.

Fuzzy-AHP는 여러 분야에서 사용되고 있으며, 주로 비즈니스 인텔리전스(Business Intelligence)에서 전략적 목표를 결정하기 위한 방법론으로 채택하고 있다[15].

본 연구에서는 사용자들이 선호하는 영화를 계층 구조로 구성하여 사용자의 선호도에 대해 종합적인 의사결정을 진행하고자 한다.

2.3 스크레이핑

스크레이핑(Scraping)은 웹 페이지에서 필요한 반정형 데이터를 추출하는 것을 말하며, 주로 웹 페이지에서 파싱(Parsing)이 가능한 라이브러리를 사용한다[16-18]. 웹 상의 데이터는 보통 웹 페이지 형태로 이루어졌기 때문에 스크레이핑이나 크롤링(Crawling)을 이용하여 필요한 데이터를 획득할 수 있다.

스크레이핑은 여러 분야에서 사용되고 있다. 주로 블

로그와 SNS(Social Network Service)의 트렌드 분석을 통해 마케팅 서비스에 접목하고 있으며, 정부에서 제공하고 있는 공공 데이터를 이용하여 일상생활에 필요한 애플리케이션을 제작하고 있다[18].

본 연구에서는 스크레이핑을 통해 웹 데이터를 최대한 확보하여 추천 시스템의 성능을 높이하고자 한다.

2.4 Word2Vec 학습 기법

Word2Vec 학습 기법은 Tomas Mikolov가 제안한 비지도 학습 기반 자연어 처리 방법론으로 주어진 데이터의 단어들을 학습하여 토큰을 만들어 단어와 단어 사이의 유사성을 수학적으로 나타내는 방법을 말한다[18-20].

Word2Vec 학습 기법으로 단어를 임베딩하는 방법은 크게 CBOW(Continuous Bag of Word) 방법과 Skip-gram 방법으로 나눌 수 있다. CBOW 방법은 전체 문맥에서 주변(Context) 단어를 통해 목표(Target) 단어를 예측하는 방법을 말하며, Skip-gram 방법은 CBOW 방법과는 반대로 목표 단어 주변에 나타날 확률이 높은 단어를 예측하는 방법을 말한다. 주로 CBOW 보다 성능이 우수한 Skip-gram 방법을 사용하여 단어를 임베딩한다[21].

참고문헌 [22]는 영화 리뷰가 담긴 IMDB Dataset으로 Word2Vec 학습 기법을 통해 사용자가 작성한 리뷰에 대한 감성 지수를 파악하여 제시된 영화를 평가하였다[22]. 참고문헌 [23]은 영화 데이터(감독, 배우, 제작연도 등)로 Word2Vec 학습 기법을 활용한 영화 추천 시스템을 제안하였다[23].

본 연구에서는 Word2Vec 학습 기법을 통해 스크레이핑한 데이터를 정확하게 분류하고자 한다.

3. 시스템 설계

본 연구에서 제안하는 추천 시스템은 Fig. 1과 같이 사용자 정보 수집 모듈과 학습 모듈, 예측 모듈, 추천 모듈 그리고 데이터베이스로 구성된다.

사용자 정보 수집 모듈은 Fuzzy-AHP를 이용하여 사용자가 선호하는 영화에 대해 의사결정을 진행한다. Fig. 2와 같이 구성된 계층 구조를 통해 각 레벨 요소의 중요도를 파악하고, 진행된 결과의 정규화를 통해 사용자가 선호하는 영화의 종류를 알 수 있다.

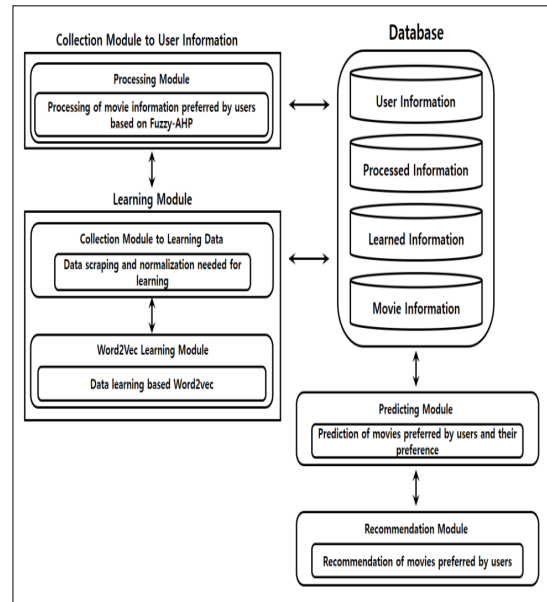


Fig. 1. System Structure

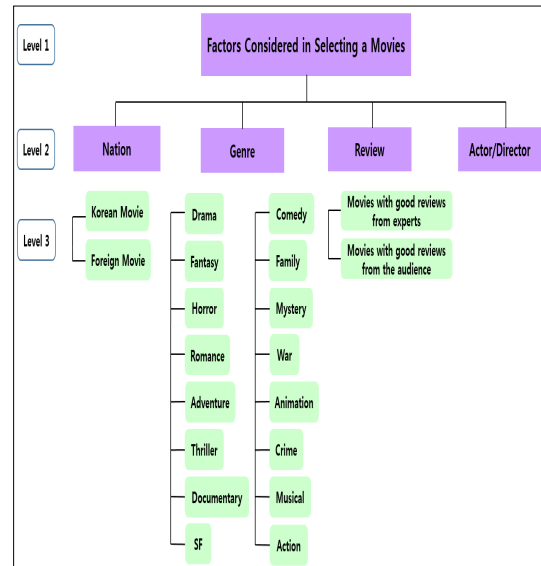


Fig. 2. Hierarchical Structure of Collection Module to User Information

Fig. 2는 사용자가 선호하는 영화에 대해 계층 구조를 구성한 것이며, 구성 기준(Level 2)은 사용자들이 영화를 선호하는 판단 요소를 나타냈다. 세부 기준(Level 3)은 구성 기준의 하위 요소로 여러 포털 사이트의 기준에 따랐다[24].

학습 모듈은 사용자들이 선호하는 영화를 추천하기 위

해 학습에 필요한 데이터를 스크레이핑하며, 스크레이핑한 결과를 Word2Vec 학습 기법으로 학습하는 모듈이다. 학습에 필요한 데이터를 스크레이핑 하기 위해 Fig. 2의 계층 구조를 이용한 키워드(Keyword)를 구성하여 트위터나 여러 포털 사이트의 뉴스 기사, 영화 리뷰 등을 스크레이핑한다. 스크레이핑을 통해 얻은 데이터는 정규화를 진행하여 Word2Vec 학습을 하며, 학습된 결과는 데이터베이스에 저장된다.

예측 모듈은 데이터베이스에 저장된 모듈의 결과를 이용하여 사용자가 선호하는 영화와 선호도를 예측하는 모듈이다. 사용자 정보 수집 모듈에서 처리한 결과와 학습 모듈에서 학습한 결과와 매핑하여 사용자가 선호하는 영화와 선호도를 예측한다. 선호도(User Preference)를 예측하는 방법은 식 (1)을 이용하여 진행한다.

$$U.P = C.W \times k.R.W \quad \text{식 (1)}$$

여기서 $C.W$ (Comprehensive Weight)는 우선순위가 높은 종합 가중치를 의미하며, $R.W$ (Relative Weight)는 우선순위가 높은 상대적 가중치 즉, 세부 기준의 가중치를 의미한다. k 는 실수 배로, 세부 기준의 가중치를 보정하기 위한 실수 배를 의미한다. k 는 연구자의 기준에 따라 정하면 된다. 본 연구에서는 세부 기준의 가중치를 2배로 보정하였다.

추천 모듈은 예측 모듈에서 예측한 정보를 바탕으로 사용자에게 선호하는 영화와 선호도를 제공하는 모듈이다. 데이터베이스에 저장되어 있는 영화 정보와 예측 모듈에서 예측한 정보를 매핑하여 사용자 인터페이스(User Interface)로 사용자가 선호하는 영화와 선호도를 제공한다.

데이터베이스에는 선호하는 영화와 선호도를 제공하기 위해 시스템을 사용하고 있는 사용자 정보와 사용자가 선호하는 영화 정보가 담긴 처리 결과, 스크레이핑한 데이터를 학습한 결과, 마지막으로 모듈과 매핑하기 위한 영화 정보가 저장된다.

4. 시스템 구현

본 연구에서 제안하는 추천 시스템을 구현하기 위해 웹 서버와 클라이언트를 구성하고, 웹 응용 프로그램을 이용하여 웹 페이지를 구성하였다. 구성된 웹 페이지를 통해 모듈의 결과들이 데이터베이스에 저장되거나 추천

결과를 확인할 수 있다.

본 연구에서 제안하는 추천 시스템을 구현하기 위한 시스템 개발 환경은 Table 1과 같다.

Table 1. Development Environment

Mobile Device	Samsung Galaxy S8+
Operating System	Android 10, Windows 10
Language	Java for Android, Python, ASP.NET 4.8, HTML5, CSS
Database	MS SQL 2012
Tool	Android Studio, Pycharm, Visual Studio 2015

사용자 인터페이스를 확인하기 위한 장비로는 삼성전자의 Galaxy S8+를 사용하였으며, 클라이언트 운영체제는 안드로이드 최신 버전인 Android 10을, 웹 서버 운영체제는 Windows 10을 사용하였다. 웹 페이지를 구현하기 위한 프로그래밍 언어로는 ASP.NET과 HTML5, CSS를 사용하였으며, 데이터를 스크레이핑하기 위해 Python을 사용하였다. 그리고 클라이언트를 구현하기 위해 대중 프로그래밍 언어인 Java를 사용하였다. 데이터베이스를 구축하기 위한 응용 소프트웨어는 MS SQL 2012를 사용하였으며, 최종적으로 본 연구의 추천 시스템을 구현하기 위해 Android Studio와 Pycharm, Visual Studio 2015의 시스템을 사용하였다.

사용자 정보 수집 모듈을 통해 사용자가 선호하는 영화의 종류를 알기 위해서는 Fig. 2의 계층 구조에서 구성 기준과 세부 기준에 대한 쌍대 비교 과정을 거쳐 각 기준의 가중치를 파악한다. 쌍대 비교 과정은 9점 척도를 이용한 삼각 퍼지 수로 비교하며, 척도의 항목은 절대 선호, 매우 선호, 선호, 약간 선호, 동등(선호하는 정도가 같음)으로 구분하여 표현했다. 각 기준의 가중치를 파악하기 위해 구현된 페이지는 Fig. 3과 같다.

Fig. 3과 같은 페이지가 각 기준의 가중치를 파악하기 위해 여러 페이지로 구성되어 있다. 사용자가 선호하는 해당 부분에 터치를 하고 Save를 하게 되면, 데이터베이스에 사용자가 선호하는 각 기준의 가중치들이 저장된다. 저장된 가중치들로 Fuzzy-AHP의 의사결정 과정에 따라 처리를 하게 되면, 최종적으로 사용자가 선호하는 영화의 종류가 데이터베이스에 저장된다.

사용자가 선호하는 영화를 추천하거나 본 연구의 시스템이 높은 성능을 보이기 위해서는 많은 양의 데이터가 필요하다. 이를 위해 Python을 이용하여 10만 건 이상의 반정형 데이터를 스크레이핑하였다. 스크레이핑 대상

Movie Recommendation System

Home Manual **Inputting User Preferences** Recommendation

Inputting preferred movie [12]

Please select preferred movie.

Action Movie	Criminal Movie
Extreme Preference <input type="radio"/>	Extreme Preference <input type="radio"/>
Median Preference <input type="radio"/>	Median Preference <input type="radio"/>
Very Strong Preference <input type="radio"/>	Very Strong Preference <input type="radio"/>
Median Preference <input type="radio"/>	Median Preference <input type="radio"/>
Strong Preference <input type="radio"/>	Strong Preference <input type="radio"/>
Median Preference <input type="radio"/>	Median Preference <input type="radio"/>
Moderate Preference <input type="radio"/>	Moderate Preference <input type="radio"/>
Median Preference <input type="radio"/>	Median Preference <input type="radio"/>
Equal Preference <input type="radio"/>	Equal Preference <input type="radio"/>

Save Next

Fig. 3. [Program Capture] A page implementation to obtain weights for each criterion

은 소셜 네트워크 기반 텍스트 데이터인 트위터의 리트윗 자료와 여러 포털 사이트의 뉴스 기사들, 여러 포털 사이트의 영화 리뷰 자료 등이다. 스크레이핑한 데이터는 최종적으로 불용어나 특수 문자 등을 제거하여 Word2Vec 학습을 진행하였다. 학습된 결과는 데이터베이스에 저장되며, 예측 모듈에서 사용자 정보 수집 모듈의 처리 결과와 매핑된다.

최종적으로 사용자에게 영화가 추천된 페이지를 제공하기 위해서는 데이터베이스에 저장된 각 모듈의 결과를 매핑하여 사용자가 선호하는 영화와 선호도를 예측해야 한다. 사용자 정보 수집 모듈에서 Fuzzy-AHP로 처리된 사용자가 선호하는 영화의 종류와 학습 모듈에서 Word2Vec 학습 기법으로 학습된 결과와 매핑하여 데이터베이스에 저장된 영화 정보를 토대로 사용자가 선호하는 영화와 선호도를 예측한다.

이렇게 예측 모듈을 통해 사용자에게 최종적으로 선호하는 영화와 선호도를 제공한다. 추천 모듈 사용자에게 추천된 영화가 구현된 페이지는 Fig. 4와 같다.

Fig. 4를 통해 사용자는 선호하는 장르와 장르에 맞춰진 추천된 영화, 추천된 영화에 대한 선호도(선호할 확률)를 알 수 있다. Fig. 4의 사용자는 선호하는 영화는 스릴러 영화이며, 영화는 백두산, 터미네이터: 다크 페이트, 조커가 추천되었다. 추천된 영화의 선호도는 71%로 나타

Recommending user favorite movies

<Preferred Genre>
Preferred Type: **Thriller Movie**

<User Preference>
User preference for this movie is "71.03%".

Recommended Movies

①: Mt. Baekdu
②: Terminator: Dark Fate
③: Joker

Fig. 4. [Program Capture] A page to recommend movies of preference to users

났다.

5. 실험 및 평가

본 연구에서 제안한 추천 시스템의 성능을 평가하기 위해 그리드 서치(Grid Search)를 이용하여 Word2Vec 학습 결과의 정확도를 측정하였다. 정확도 측정을 위해 트위터나 여러 포털의 뉴스 기사, 영화 리뷰 등을 10만 건 정도 스크레이핑하여 정규화하였다. 또한 시스템의 성능 비교를 위해 관객들이 평가한 영화의 평점과 추천 시스템이 예측한 평점 간 차이를 비교하였다. 관객들이 평가한 영화의 평점은 Daum 포털 사이트를 참고하였다[25].

그리드 서치는 모델이 데이터에 대한 항목(Item)의 예측성을 수치화하는 방법을 말하며, 데이터의 정확도를 파악할 수 있어 모델의 성능을 판단할 때 주로 사용한다[26]. 그리드 서치는 데이터를 훈련 데이터와 검증 데이터, 테스트 데이터로 분할(Split)한 다음 교차 검증(Cross Validation)을 진행하여 데이터의 정확도를 파악한다.

본 연구에서의 Word2Vec 학습 결과를 그리드 서치한 결과는 Fig. 5와 같다.

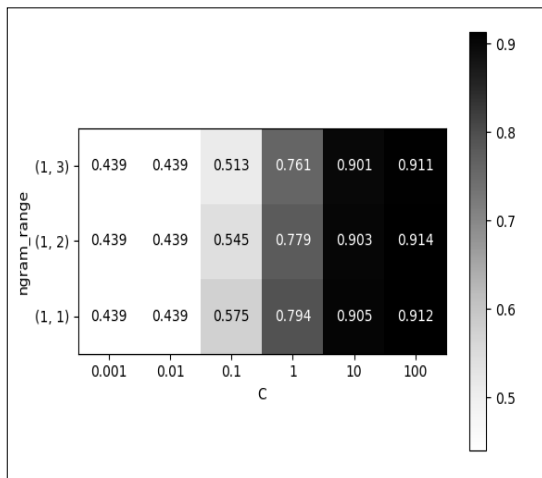


Fig. 5. A graph of grid search for Word2vec outcomes

x 축의 매개변수 C 는 오차를 최소화하는 규제 변수를 말하며, 매개변수 조절을 통해 시스템의 정확도를 파악할 수 있다. y 축의 'ngram_range'는 Word2Vec 학습 기법에서 벡터로 표현된 단어의 연속성을 나타내는 것으로 예를 들어 (1, 3)은 단어의 최소 길이가 1이고, 최대 길이가 3인 형태를 말한다[26, 27]. Fig. 5를 통해 본 연구에서의 추천 시스템이 높은 학습 결과를 보일 때가 규제 변수를 100으로 하고 벡터의 최대 길이를 2로 조절할 때이며, 그 정확도는 91.4%임을 확인할 수 있다.

Fig. 6은 관객들이 평가한 영화의 평점과 본 연구의 시스템이 예측한 평점 간 차이를 비교한 그래프로 성능 비교를 위해 본 연구에서 제안한 시스템과 Fuzzy-AHP만을 적용한 시스템과의 차이를 비교하였다.

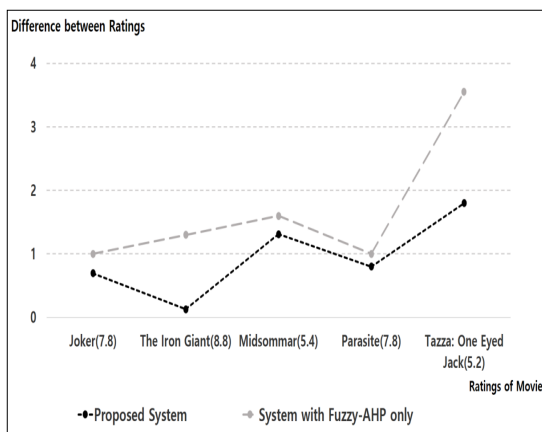


Fig. 6. Differences between movies ratings by the audience and those by the proposed system

Fig. 6에서 x 축은 관객들이 평가한 영화와 평점을 나타낸 것이며, y 축은 관객들이 평가한 영화의 평점과 본 연구의 시스템에서 예측한 평점 간 차이를 나타낸다. 검정색(파선) 그래프는 본 연구에서 제안한 시스템이 예측한 평점과 관객들이 평가한 영화의 평점 간 차이이며, 회색(진 파선) 그래프는 Fuzzy-AHP만을 적용한 시스템이 예측한 평점과 관객들이 평가한 영화의 평점 간 차이를 나타낸다.

Fig. 6의 그래프를 살펴보면, 본 연구에서 제안한 추천 시스템이 관객들이 평가한 영화의 평점 간 차이가 가장 적은 것을 알 수 있으며, 관객들이 평가한 영화의 평점이 낮을수록 추천 시스템이 영화의 평점을 잘 예측하지 못한다는 것을 알 수 있다.

6. 결론

본 연구에서는 Fuzzy-AHP와 Word2Vec 학습 기법을 기반으로 하고, 스크레이핑을 통해 사용자들이 선호하는 영화를 객관적으로 추천하는 시스템을 제안하였다.

Fuzzy-AHP를 적용하여 사용자들이 선호하는 영화를 계층 구조로 구성하여 사용자의 선호도를 객관적으로 예측할 수 있었으며, Word2Vec 학습 기법을 통해 스크레이핑한 데이터를 정확하게 분류할 수 있었다.

본 연구에서 제안한 시스템의 성능을 평가하기 위해 그리드 서치를 이용하여 Word2Vec 학습 결과의 정확도를 측정하였으며, 본 시스템이 예측한 평점과 관객들이 평가한 영화의 평점 간 차이를 비교하였다. 그 결과 최적의 교차 검증 정확도가 91.4%임을 확인할 수 있었으며, 예측한 평점과 관객들이 평가한 영화의 평점 간 차이가 Fuzzy-AHP만을 적용한 시스템보다 10% 정도 우수함을 확인할 수 있었다.

추후, 고정 길이가 아닌 시퀀스 형태로 학습할 수 있는 순환 신경망을 이용한 학습 방법을 통해 추천 시스템의 정확도를 높이고자 한다.

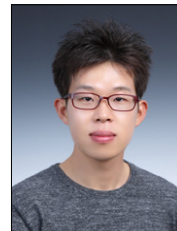
REFERENCES

- [1] Domo, Inc. (2019). *Data Never Sleeps 6.0*. <https://www.domo.com/learn/data-never-sleeps-6>
- [2] F. T. S. Chan & N. Kumar. (2007). Global Supplier Development Considering Risk Factors using Fuzzy Extended AHP-based Approach. *Original Research*

- Article Omega*, 35(4), 417-431.
- [3] C. Lin & P. J. Hsieh. (2004). A Fuzzy Decision Support System for Strategic Portfolio Management. *Decision Support Systems*, 38(2004), 383-398.
 - [4] B. Kaluža. (2016). *Machine Learning in Java*. Seoul: Acorn.
 - [5] C. M. Kwon. (2019). *Python Machine Learning Perfect Guide*. Paju: Wikibooks.
 - [6] S. K. Gorakala. (2017). *Building Recommendation Engines*. Seoul: Acorn.
 - [7] S. H. Park, D. H. Kim, H. J. Cho & J. W. Kim. (2019). Music Therapy Counseling Recommendation Model Based on Collaborative Filtering. *Journal of the Korea Convergence Society*, 10(9), 31-36.
 - [8] S. J. Park, Y. M. Kim & J. J. Ahn. (2019). Development of Product Recommender System using Collaborative Filtering and Stacking Model. *Journal of Convergence for Information Technology*, 9(6), 83-90.
 - [9] B. S. Kim. (2017). *How does Naver AI Recommended System 'AiRs' Operate? Collaborative Filtering?*. Chosunbiz. http://biz.chosun.com/site/data/html_dir/2017/04/08/2017040800549
 - [10] S. J. Lee. (2019). *Since I introduced AI to Naver news, page views have increased*. Business Watch. <https://m.post.naver.com/viewer/postView.nhn?volumeNo=18935104&memberNo=997329&vType=VERTICAL>
 - [11] S. Wang, C. Li, K. Zhao & H. Chen. (2017). Learning to Context-aware Recommend with Hierarchical Factorization Machines. *Information Sciences*, 409-410(2017), 121-138.
 - [12] M. Ahmed, M. T. Imtiaz & R. Khan. (2018). Movie Recommendation System using Clustering and Pattern Recognition Network. *2018 IEEE 8th Annual Computing and Communication Workshop and Conference*, 1-5.
 - [13] Y. S. Jeong. (2019). Machine Learning Based Domain Classification for Korean Dialog System. *Journal of Convergence for Information Technology*, 9(8), 1-8.
 - [14] X. H. Ding, Q. Xie, Y. J. Jang & T. S. Yun. (2019). Usability Evaluation Model for Locomotion Technology in VR Space. *Journal of the Korea Convergence Society*, 10(9), 1-9.
 - [15] E. Kinoshita & T. Oya. (2012). *Strategic Decision-making Technique AHP*. Seoul: Cheongram.
 - [16] R. S. Chaulagain, S. Pandey, S. R. Basnet & S. Shakya. (2017). Cloud based Web Scraping for Big Data Applications. *2017 IEEE International Conference on Smart Cloud*, 1-6.
 - [17] K. Kato. (2018). *Web Crawling and Scraping with Python*. Paju: Wikibooks.
 - [18] K. Hikodukue. (2017). *Introduction to the Practical Development of Machine Learning and Deep Learning using Python*. Paju: Wikibooks.
 - [19] T. Hope, Y. S. Resheff & I. Lieder. (2018). *Learning TensorFlow*. Seoul: Hanbit Media.
 - [20] S. Y. Kim & Y. J. Jung. (2017). *Machine Learning for the First Time*. Seoul: Hanbit Media.
 - [21] N. Buduma. (2018). *Fundamentals of Deep Learning*. Seoul: Hanbit Media.
 - [22] F. Yin, Y. Wang, X. Pan & P. Su. (2018). A Word based Review Vector Method for Sentiment Analysis of Movie Reviews Exploring the Applicability of the Movie Reviews. *2018 3rd International Conference on Computational Intelligence and Applications*, 1-6.
 - [23] Y. C. Yoon & J. W. Lee. (2018). Movie Recommendation using Metadata based Word2vec Algorithm. *2018 International Conference on Platform Technology and Service*, 1-5.
 - [24] S. K. Reddy, V. Swaminathan & C. M. Motley. (1998). Exploring the Determinants of Broadway Show Success. *Journal of Marketing Research*, 17(6), 296-315.
 - [25] Kakao Corp. (2019). *Daum Movie*. <https://movie.daum.net>
 - [26] A. C. Müller, S. Guido. (2019). *Introduction to Machine Learning with Python*. Seoul: Hanbit Media.
 - [27] T. Okatani. (2017). *Getting started with Deep Learning*. Paju: Jpub.

오 재 택(Jae-Taek Oh)

[정회원]



- 2015년 2월 : 대전대학교 IT경영공학과 (공학사)
- 2017년 2월 : 공주대학교 컴퓨터공학과 (공학석사)
- 2017년 3월 ~ 현재 : 공주대학교 컴퓨터공학과 (박사과정)
- 관심분야 : 인공지능, 추천 시스템
- E-Mail : ohjt15@kongju.ac.kr

이 상 용(Sang-Yong Lee)

[정회원]



- 1984년 2월 : 중앙대학교 전자계산학과 (공학사)
- 1988년 2월 : 일본동경공업대학대학원 총합이공학연구과 (공학석사)
- 1988년 3월 ~ 1989년 2월 : 일본 NEC 중앙연구소 연구원
- 1993년 2월 : 중앙대학교 일반대학원 전자계산학과 (공학박사)
- 1996년 9월 ~ 1997년 8월 : University of Central Florida 방문교수
- 1993년 8월 ~ 현재 : 공주대학교 컴퓨터공학부 교수
- 관심분야 : 인공지능, 컨텍스트 예측, 추천 시스템
- E-Mail : sylee@kongju.ac.kr