

상품 리뷰 감성분석을 이용한 아이템 기반 협업 필터링 추천 기법

윤소영¹ · 윤성대^{2*}

Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Technique Using Product Review Sentiment Analysis

So-Young Yun¹ · Sung-Dae Yoon^{2*}

¹Lecturer, Information & Computer Center, Pukyong National University, Pusan 48513, Korea

^{2*}Professor, Department of Computer Engineering, Pukyong National University, Pusan 48513, Korea

요 약

협업 필터링 추천 기법은 전자상거래 기업들이 추천시스템을 도입한 이래로 가장 널리 사용되고 있다. 그러나 온라인에서 상품이나 콘텐츠의 구매가 일상화되면서 단순히 구매 고객의 평점만을 사용하는 추천 방식으로는 추천의 정확성이 낮아지는 문제점이 발생하였다. 본 논문에서는 추천의 정확성을 향상시키기 위해, 상품 리뷰를 분석하고 이를 가중치로 사용한 협업 필터링 추천 기법을 제안한다. 제안하는 기법은 상품에 대한 리뷰를 텍스트 마이닝 기법으로 정제하여 특징을 추출하고 감성 기반 분석을 통해 감성 점수를 산출한다. 사용자에게 더 나은 아이템을 추천하기 위해 산출된 점수를 아이템 예측값 계산 시 가중치로 사용한다. 실험을 통해 전통적인 협업 필터링 기법보다 제안하는 기법의 정확성이 향상되는 것을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

The collaborative filtering recommendation technique has been the most widely used since the beginning of e-commerce companies introducing the recommendation system. As the online purchase of products or contents became an ordinary thing, however, recommendation simply applying purchasers' ratings led to the problem of low accuracy in recommendation. To improve the accuracy of recommendation, in this paper suggests the method of collaborative filtering that analyses product reviews and uses them as a weighted value. The proposed method refines product reviews with text mining to extract features and conducts sentiment analysis to draw a sentiment score. In order to recommend better items to user, sentiment weight is used to calculate the predicted values. The experiment results show that higher accuracy can be gained in the proposed method than the traditional collaborative filtering.

키워드 : 추천 기법, 협업필터링, 텍스트 마이닝, 감성분석

Keywords : Recommendation Technique, Collaborative Filtering, Text Mining, Sentiment Analysis

Received 20 June 2020, Revised 22 June 2020, Accepted 24 June 2020

* Corresponding Author Sung-Dae Yoon(E-mail: sdyoun@pknu.ac.kr, Tel: +82-51-629-6242)

Professor, Department of Computer Engineering, Pukyong National University, Pusan 48513, Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2020.24.8.970>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

© 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.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서 론

1990년대 중반 초고속 인터넷망의 보급이 시작되고 정보통신 기술이 발달하면서 온라인 사용자 수가 급격히 증가하였다. 온라인 사용자 수가 증가하면서 대부분의 전자상거래 기업들은 사용자들이 원하는 상품을 찾는 데 도움을 주기 위해 추천 시스템을 도입하였다. 추천 시스템은 사용자들이 선호하는 아이템 리스트를 찾기 위해 입력받은 선호 정보를 사용하며[1], 추천 기법에 따라 내용 기반(content-based) 추천, 협업 필터링(collaborative filtering) 추천, 지식 기반(knowledge-based) 추천, 하이브리드(hybrid) 추천 등으로 구분된다[2].

협업 필터링 기법은 가장 많이 사용되는 추천 기법으로 목표 사용자와 유사한 선호도를 가진 사용자들을 추출하여 이들의 선호도에 기반 하여 목표 사용자에게 아이템을 추천하는 방식이다[3]. 전통적인 협업 필터링 기법은 유사한 사용자 그룹을 찾기 위해 사용자의 평가 값만을 사용한다[4].

초기 온라인 사용자들은 pc를 사용하여 포털사이트를 이용하거나 온라인 상품을 구매하는 등 사용 범위가 넓지 않았으며, 정보 소비의 주체이지 생산의 주체는 아니었다. 그러나 현재 온라인 사용자들은 다양한 아이템과 각종 콘텐츠 구매 및 개인 콘텐츠 생산까지 광범위한 영역에서 소비 주체인 동시에 생산의 주체로 변화했다. 이러한 변화에서 평가 값만을 사용하는 전통적인 협업 필터링 추천 방식은 정확성이 떨어지는 문제점을 가질 수밖에 없다. 특히 추천의 기준인 평가 값은 점수를 좀 후하게 주는 사람이 있고 그렇지 않은 사람이 있을 수 있어 같은 평가 값이라도 개인에 따라 그 의미가 다를 수 있다. 따라서 전통적인 협업 필터링 추천 시스템의 정확성이 떨어지는 문제를 해결하기 위해 다양한 연구들이 진행되고 있으며, 사용자가 평가 값과 함께 남기는 리뷰에 관심을 둔 연구들도 다양하게 진행되고 있다. 이는 사용자가 평가점수와 함께 남기는 리뷰는 해당 기업에 의미 있는 정보를 제공할 뿐만 아니라 잠재적 구매 고객들에게는 구매를 결정하는 중요한 요소 중 하나가 되기 때문이다[5][6][7].

본 논문에서는 평가 값 못지않게 구매를 결정하는데 중요한 요소로 작용하는 리뷰 데이터를 활용하여 추천의 정확성을 높이기 위해 아이템 기반 협업 필터링 기법

에 사용자가 남긴 리뷰 데이터를 분석하고 가중치로 적용하는 방법을 제안하고자 한다. 제안하는 기법은 아이템에 대한 사용자들의 리뷰 데이터를 자연어 처리 기술을 사용하여 전 처리한 후 텍스트 마이닝 분석 기법 중 감성기반 분석을 사용하여 리뷰 데이터의 감성 점수를 산출한다. 산출된 감성 점수를 활용한 가중치를 아이템 기반 협업 필터링의 예측 값 계산 시 평가 값의 가중치로 사용한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련연구인 협업 필터링과 텍스트 마이닝에 관하여 기술하고, 3장에서는 제안하는 기법에 관하여 기술한다. 4장에서는 실제 데이터를 사용하여 제안하는 기법의 성능을 평가한다. 마지막으로 5장에서는 결론을 기술한다.

II. 관련 연구

2.1. 협업 필터링(Collaborative Filtering)

협업 필터링 알고리즘은 현재 가장 인기 있는 추천 시스템 기법이다. 이 기법은 사용자와 동일한 관심사 및 같은 경험을 가진 그룹을 설정하고 이를 기반으로 사용자가 관심 있어 할 정보를 추천하는 방식이다. 협업 필터링 알고리즘은 사용자 기반(user-based) 알고리즘과 아이템 기반(item-based) 알고리즘으로 나눌 수 있다.

사용자 기반 알고리즘은 목표 사용자와 유사한 선호도를 가진 근접 이웃들의 의견을 기반으로 상품을 추천하거나 예측을 제공하는 방식이다. 그러나 이 방식은 사용자 간에 공통으로 평가한 아이템이 적을 경우 희소성 문제와 사용자 수가 급격히 증가할 경우 확장성의 문제를 가지고 있다. 아이템 기반 알고리즘은 사용자 기반 알고리즘의 단점을 보완하기 위해 제안된 알고리즘으로 아이템 간의 유사도를 계산하고 목표 사용자가 선택했던 아이템과 가장 유사한 아이템을 추천하는 방식이다[8].

대부분의 웹 사이트에서 아이템 기반 협업 필터링 추천기법을 사용하는데 이는 아이템들의 유사도가 사용자들의 유사도보다 상대적으로 안정적이어서 아이템 기반 추천의 실시간 성능이 사용자 기반 추천보다 우수하기 때문이다[9].

아이템 기반 알고리즘은 3단계를 거쳐 예측 값을 생성한다. 1단계에서는 사용자, 아이템, 평가 값 데이터로

사용자-아이템 매트릭스를 생성한다. 2단계에서는 평가 값을 사용하여 아이템 간의 유사도를 계산하고 근접 이웃을 선택한다. 유사도 계산에는 Cosine similarity, Pearson's Correlation, Adjusted Cosine similarity 등의 방법을 사용한다[8]. 식(1)은 Pearson's Correlation 식으로 $r_{u,i}$ 는 사용자 u 의 아이템 i 에 대한 평가를 나타내고, \bar{r}_i 는 i 번째 아이템의 평가 점수 평균이다.

$$sim(i, j) = \frac{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_i)(r_{u,j} - \bar{r}_j)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_i)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,j} - \bar{r}_j)^2}} \quad (1)$$

3단계에서는 근접 이웃들의 평가 값을 사용하여 목표 사용자의 평가 예측 값을 산출한다. 식(2)는 사용자 u 의 아이템 i 에 대한 예측 값을 구하는 식으로 S_i 는 아이템 i 의 유사 아이템 집합이다.

$$P_{u,i} = \frac{\sum_{j \in S_i} sim(i, j) \times R_{u,j}}{\sum_{j \in S_i} |sim(i, j)|} \quad (2)$$

2.2. 텍스트 마이닝(Text Mining)

모바일 기기의 사용이 일상화되면서 온라인에서 발생하는 데이터의 양이 기하급수적으로 증가하고 있으며, 텍스트를 포함해 대부분의 데이터들은 비정형 데이터(unstructured data)이다. 텍스트 마이닝은 데이터 마이닝(data mining), 기계 학습(machine learning), 자연어 처리(Natural Language Processing), 정보 검색(Information Retrieval) 및 지식 관리(knowledge management) 기술을 사용하여 정보 과부하 문제를 해결하려는 연구 분야로서 문서수집의 전처리, 중간 표현의 저장, 중간 표현을 분석하는 기술을 포함하며 결과를 시각화 할 수 있다 [10]. 텍스트 마이닝은 비정형 텍스트 문서들에서 관심이 있거나 가치가 있는 패턴 혹은 지식을 추출하는 과정으로 다양한 목적으로 사용된다[11].

텍스트 마이닝은 텍스트 데이터의 사용 목적에 따라 다양한 분석 기법을 적용한다. 온라인 구매 사이트에서 접할 수 있는 텍스트 데이터인 리뷰 데이터는 구매 고객이 남기는 또 다른 평점이라고 할 수 있다. 상품 리뷰에 숨겨진 정보는 사용자가 좋아하는 것과 싫어하는 것을 명확히 이해하는데 매우 유용하다.

텍스트 마이닝의 분석 기법 중 감성 분석(Sentiment Analysis)은 리뷰와 같은 특정 주제에 대한 텍스트에서 감정이나 의견을 추출하는 프로세스이다[12]. Opinion mining이라고도 하며 문서 내 텍스트에서 사람들의 의견, 정서, 감정, 태도 등을 분석하여 감성 지수를 계산한다. 긍정(positive) 지수, 부정(negative) 지수로 구성된 감성 지수들을 사용하여 텍스트에 포함된 긍정, 부정 감성을 판단한다. 그림 1은 텍스트를 처리하는 과정을 보여준다.

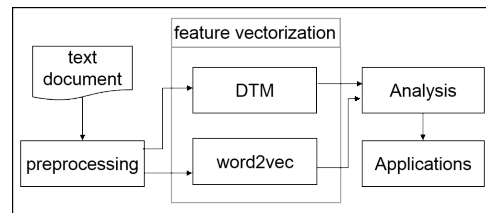


Fig. 1 Text processing process

III. 감성분석을 적용한 추천기법

본 장에서는 아이템에 대한 사용자의 리뷰 데이터를 텍스트 마이닝하고 분석하여 산출한 감성 점수를 아이템 기반 협업 필터링의 예측 값 계산 시 가중치로 사용하는 제안 기법에 대하여 설명한다.

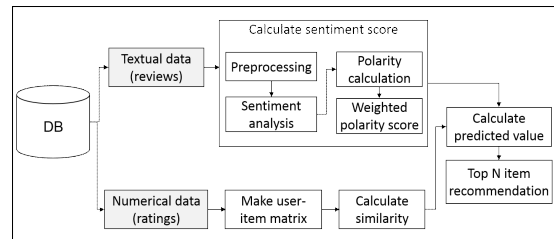


Fig. 2 Structure of the proposed technique

그림 2는 시스템의 구성도이다. 제안하는 기법은 수집된 데이터를 텍스트 데이터(itemId, reviews)와 수치 데이터(itemId, userId, rating)로 나누어 3단계로 처리한다.

3.1. 리뷰 데이터 전처리 단계

아이템 별로 사용자가 남긴 각각의 리뷰 데이터를 분석에 사용할 수 있도록 불필요한 부분을 제거하고, 어휘

와 구문 분석을 다음과 같은 과정으로 진행한다.

첫 번째는 불필요한 부분을 제거, 처리하는 과정으로 저장된 리뷰 텍스트에 남아있는 HTML 태그를 제거하고, 숫자, 기호 등을 공백으로 처리한다. 두 번째는 토큰화(tokenization) 과정으로 문장(sentence) 토큰화, 단어(word) 토큰화로 진행된다. 토큰(token)은 문서 분석을 위한 단위이며, 문장 토큰화는 문서에서 단락 구분 기호와 정규 표현식 등에 따라 문장을 구분한다. 단어 토큰화는 공백, 쉼표(,) 등의 기호와 정규 표현식에 따라 단어를 구분한다. 세 번째는 문서에서 자주 등장하지 않던 특성을 구분하는데 사용하기에는 별다른 의미가 없는 단어들을 제거하는 불용어(stop word) 제거 과정이다. 네 번째는 불용어까지 제거하고 남은 단어토큰에서 어근을 추출하여 그에 맞는 품사를 지정하는 품사 태깅(pos tagging) 과정이다.

그림 3은 리뷰 텍스트 전처리 과정을 나타낸 것이다.

input :
Review Textual Data
output :
POS tagging word

1. Remove HTML tags, numbers, symbols etc. for text cleansing
2. Sentence and word tokenization
3. Remove meaningless words
4. Extract the root and tag the part of speech

Fig. 3 Text preprocess

3.2. 감성 분석 및 점수 계산 단계

전처리 단계를 거쳐 품사 태깅된 단어들을 기반으로 각각의 리뷰에 대한 감성 점수를 계산하기 위해 VADER[13] 감성사전을 사용한다. VADER는 집단지성으로 구축된 감성사전으로 결과를 부정(neg), 긍정(pos), 중립(neu), compound 지수로 나타낸다. compound 지수는 어휘사전에서 각 단어들의 긍정, 중립, 부정 지수의 균형 점수를 합산한 후 정규화 시켜 ‘매우 부정(-1)’에서 ‘매우 긍정(+1)’ 사이의 점수를 반환하며, 이 점수를 해당 문장의 감성 점수로 사용한다. 본 논문에서는 NLTK 패키지를 사용하여 아이템의 각 리뷰별 compound 점수를 구한 후 그 값들의 평균값을 해당 아이템의 감성 점수로 지정하였다. 그림 4와 5는 아이템별 리뷰 데이터와 리뷰 데이터의 감성점수를 추출한 예를 나타낸 것이다.

itemid	review
1	Robert DeNiro plays the most unbelievably intelligent illiterate of all time. This movie is so wasted.
2	I saw the capsule comment said "great acting." In my opinion, these are two great actors giving h
3	If I had not read Pat Barker's 'Union Street' before seeing this film, I would have liked it. Unfortun
4	Street and their stories are condensed into Fonda's character, their stories are touched on, but many are discar
4	I came in in the middle of this film so I had no idea about any credits or even its title till I looked
4	that one with John Voigt and his young African American charges in South Carolina, and Danny DeVito's Renaissance
5	Fair drama/love story movie that focuses on the lives of blue collar people finding new life thru n
6	Although I didn't like Stanley & Iris tremendously as a film, I did admire the acting. Jane Fonda an
7	Very good drama although it appeared to have a few blank areas leaving the viewers to fill in the
8	Working-class romantic drama from director Martin Ritt is as unbelievable as they come, yet there
9	I'm a male, not given to women's movies, but this is really a well done special story. I have no per
10	Liked Stanley & Iris very much. Acting was very good. Story had a unique and interesting arrange
11	Liked Stanley & Iris very much. Acting was very good. Story had a unique and interesting arrange
12	The production quality, cast, premise, authentic New England (Waterbury, CT?) locale and lush Joh
12	try more stuff for post adolescents and reserve a couple of screens at the multi cinema complexes for those efforts.-
13	This film has a special place in my heart, as when I caught it the first time, I was teaching adult lit
14	I guess if a film has magic, I don't need it to be fluid or seamless. It can skip background informat
15	are explained in the course of the story, their unfolding seems somewhat contrived. I assume no one took the time t
15	I found this to be a so-so romance/drama that has a nice ending and a generally nice feel to it. It'
16	This is a complex film that explores the effects of Fordist and Taylorist modes of industrial capitali
16	at the costs of medical care, the viewer must wonder if he might have lived with better and more costly care. Iris' be
16	yet reduced human relations to a purely instrumental contract, as Iris' brother in law does (suggesting that he "marri

Fig. 4 Review data

```
train_df[['sentiment_score']].groupby(train_df['itemid']).mean()
```

itemid	sentiment_score
1	0.735555
2	0.229363
3	0.711471
4	0.251557
5	0.289650
...	...
...	...

Fig. 5 Sentiment score

각 아이템에 대한 감성 점수를 구한 후 감성 가중치 (w_s)를 구한다. 감성 가중치는 감성 점수의 절대값과 임계값을 사용하며, 식(3)은 감성 가중치를 계산하는 식이다. cs는 compound score를 의미하고, abs(cs)는 cs의 절대값을 의미한다.

$$\begin{cases} \text{if } abs(cs) \geq \alpha, w_s = 1 + (cs \times \gamma) \\ \text{elseif } abs(cs) > \beta, w_s = 1 + (cs \times \delta) \\ \text{else } 1 \end{cases} \quad (3)$$

그림 6은 감성점수를 계산하는 과정을 나타낸 것이다.

input :
POS tagging word
output :
cs(compound score) : sentiment score
 w_s : sentiment score weight

1. Calculate polarity score with VADER
2. Calculate average of compound scores for each review
3. Calculate sentiment score weight using formula(3)

Fig. 6 Compute sentiment score weight

3.3. 아이템 예측 점수 계산 및 추천 단계

수집된 데이터를 사용하여 아이템을 추천하기 위해 아이템 기반 협업 필터링 알고리즘을 사용한다. 수집된 데이터의 *userId*, *itemId*, *rating*을 사용하여 *user-item matrix*를 생성한다. 생성된 매트릭스를 이용하여 아이템 간 유사도를 조정 코사인 유사도(*adjusted cosine similarity*)를 사용하여 계산한다.

$$sim(i, j) = \frac{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_u)(r_{u,j} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,j} - \bar{r}_u)^2}} \quad (4)$$

식(4)는 유사도 계산식으로 $r_{u,i}$, $r_{u,j}$ 는 각각 사용자 u 의 아이템 i 와 j 에 대한 평가 값을 나타낸 것이고, \bar{r}_u 는 사용자 u 의 평가 값 평균이다.

아이템 간 유사도 계산 후 유사도가 높은 상위 N 개의 근접 이웃을 선정하고 근접 이웃의 평가 값을 기반으로 예측 값을 계산한다. 예측 값 계산에는 아이템에 대한 리뷰의 감성 점수 가중치를 사용한다. 식(6)은 예측 값을 계산하는 식으로 P_{ui} 는 사용자 u 의 아이템 i 에 대한 예측 값이고, $S(u)$ 는 목표 사용자 u 의 상위 N 개의 이웃 집합이다. \bar{r}_i 는 아이템 i 에 대한 가중치 평균이며, 식(5)는 \bar{r}_i 를 구하는 식으로 w_s 는 감성 가중치를 나타낸다.

$$\bar{r}_i = \bar{r}_i \times w_s \quad (5)$$

$$P_{ui} = \bar{r}_i + \frac{\sum_{u \in S(u)} (r_{u,j} - \bar{r}_j) \cdot sim(i, j)}{\sum_{u \in S(u)} sim(i, j)} \quad (6)$$

예측 값을 계산한 후 최종적으로 예측 값이 큰 상위 N 개의 아이템을 목표 사용자에게 추천한다.

그림 7은 예측 값을 계산하고 사용자에게 아이템을 추천하는 예를 나타낸 것이고, 그림 8은 아이템 간 유사도를 계산하고 목표 사용자에게 아이템을 추천하는 과

```

top_item_predvalues = recommend_item(algo, uid, unbuy_items, top_n)
print('***사용자',uid,'의 추천 리스트***')
for top_item in top_item_predvalues:
    print(top_item[0], ":", round(top_item[2],2))

***사용자 2 의 추천 리스트**
260 : 4.53
858 : 4.47
1221 : 4.47
475 : 4.45
1237 : 4.44
2959 : 4.44
3275 : 4.43
1204 : 4.41
    
```

Fig. 7 Example of item recommendation

정을 나타낸 것이다.

```

input :
R : data(itemID,userID,rating) from m users to n items
ws : sentiment score weight
output :
Top-N recommendation items for user ui

1. Compute the similarity of every two items using formular(4)
2. Select the k nearest neighbors of each item
3. Compute the weighted average of every items using formular(5)
4. Compute the ratings of item of the target user using formular(6)
5. Select the top-N recommendation items of the target user
    
```

Fig. 8 Select Top-N recommendation items

IV. 실험 및 평가

4.1. 실험 데이터 수집

제안 기법의 성능 평가를 위해 MovieLens 데이터 셋 중 *ml-latest-small* 데이터 셋과 *IMDb(Internet Movie Dataset)* 사이트에서 크롤링한 데이터를 사용했다. MovieLens 데이터 셋은 1996년 3월부터 2018년 9월까지 610명의 사용자가 9,742개의 영화를 0.5~5사이의 점수로 평가한 100,836개의 평가 값들로 구성되어 있는데 리뷰 데이터를 포함하고 있지 않다. 따라서 전체 데이터 중 1,600개 영화를 선택하여 관련된 평가 데이터 48,623개와 해당 영화들의 *imdbId*를 사용하여 *IMDb* 사이트에서 수집한 리뷰 데이터 439,962개를 사용하였다. *imdbId*는 *Movie-Lens* 데이터 셋의 *link*파일에서 제공하며 *IMDb* 사이트에서 사용되는 해당 영화의 식별자이다. *IMDb*는 *Amazon* company에서 운영하는 영화, TV 드라마 등에 관한 정보를 제공하는 온라인 데이터베이스이다. 실험에서는 평가 데이터를 80% *training data*와 20% *test data*로 나눈 상태의 데이터 셋을 사용하였다.

4.2. 실험 평가 방법

실험에서는 예측의 정확성과 추천의 정확성을 평가하기 위해 대표적인 예측 정확성 평가 척도인 *MAE(Mean Absolute Error)*와 *RMSE(Root Mean Squared Error)*를 사용하였고, 추천의 정확성을 평가하기 위해 F_1 척도를 사용하였다.

*MAE*와 *RMSE*는 아이템에 대한 사용자의 실제 평가 값과 예측 값의 차이를 측정하여 추천의 성능을 평가하

는 방식이며, 두 척도 모두 값이 작을수록 예측의 정확성이 높다고 할 수 있다[8][9].

식(7)은 MAE 계산식으로 p_i 는 예측 값, q_i 는 사용자의 평가 값을 나타낸다.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |p_i - q_i|}{n} \quad (7)$$

식(8)은 RMSE 계산식으로 $P_{i,j}$ 는 사용자 u_i 의 아이템 m_j 에 대한 예측 값, $R_{i,j}$ 는 실제 평가 값을 나타낸다.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{i,j}^{m,n} (P_{i,j} - R_{i,j})^2} \quad (8)$$

F_1 척도는 정확률과 재현율의 기중 평균으로 추천의 성능에 이 둘을 고르게 반영한다[14].

식(9)는 F_1 의 계산식으로 recall은 재현율, precision은 정확률을 의미한다.

$$F_1 = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (9)$$

4.3. 실험 결과

실험은 전통적인 협업필터링 기법인 사용자 기반 추천기법, 아이템 기반 추천기법과 제안하는 추천 기법에 대하여 MAE와 RMSE를 사용한 예측의 정확성 비교와 F_1 척도를 사용한 추천의 정확성 비교로 진행하였다.

예측 정확성을 비교하기 위해 근접 이웃의 수를 10~50까지 10씩 증가시켜 각 기법의 MAE와 RMSE를 구하였다. 그림 9와 10은 근접 이웃 변화에 따른 예측의 정확성을 비교한 결과를 나타내는 것이다.

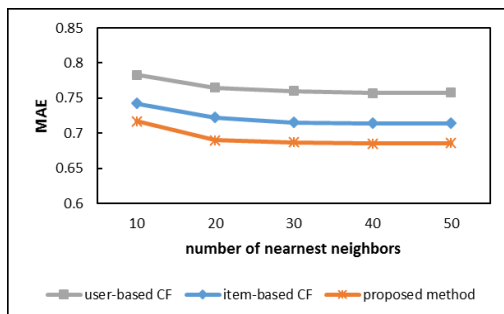


Fig. 9 Comparison of MAE

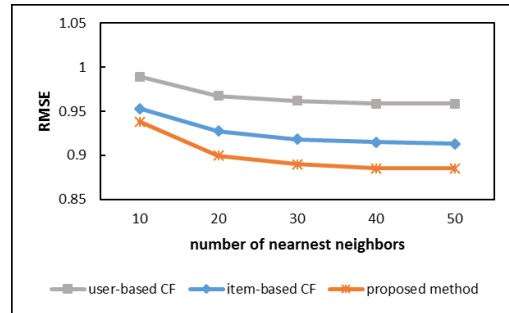


Fig. 10 Comparison of RMSE

세 기법 모두 근접 이웃의 수가 증가함에 따라 MAE, RMSE가 감소하며 30명 이상인 경우 일정한 값을 유지하는 것을 알 수 있으며, 제안하는 기법의 예측 성능이 비교 기법들보다 향상되었음을 알 수 있다. 제안하는 기법은 평균적으로 MAE는 사용자 기반 기법보다는 9%, 아이템 기반 기법보다는 4% 정도 향상되었고, RMSE는 사용자 기반 기법보다는 7%, 아이템 기반 기법보다는 3% 정도 향상되었다.

추천의 정확성을 비교하기 위해 근접 이웃 수의 변화에 따른 제안 기법과 비교 기법들의 F_1 척도를 비교하는 실험을 진행하였다. 그림 11은 근접 이웃 수의 변화에 따른 추천의 정확성을 비교한 결과를 나타낸 것이다. 근접이웃의 수가 증가함에 따라 세 기법 모두 증가 곡선을 나타내지만 제안하는 기법이 사용자 기반 기법보다 5~9%, 아이템 기반 기법보다 2~6% 정도 추천의 정확성이 향상되었다.

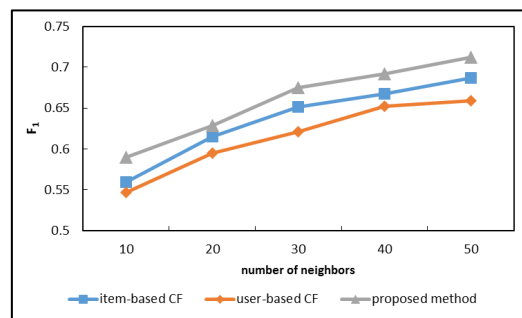


Fig. 11 Comparison of F_1

V. 결론 및 향후 연구 방향

스마트 기기 등을 이용한 온라인 구매가 일상화되면서 구매자들은 수동적으로 정보를 받아들이던 입장에서 이제는 적극적으로 구매 상품에 대한 본인의 의견을 드러내고 있다. 이러한 구매자들의 의견은 기업에게는 제품의 개선과 발전에 도움을 줄 수 있고, 다른 구매자들에게는 제품 구매 결정에 도움을 줄 수 있다. 이에 추천 시스템의 정확성을 높이기 위해 구매자들의 의견인 리뷰 데이터를 추천시스템에 활용하고자 하는 연구들이 진행되고 있으며, 본 논문에서도 협업 필터링 시스템의 정확성을 높이기 위해 사용자들이 남긴 리뷰 데이터를 분석, 활용한 추천 기법을 제안하였다.

제안 기법은 사용자간 유사도보다 좀 더 안정적인 아이템 간 유사도[9]를 사용하였으며, 아이템에 대한 평가값의 정확성을 높이기 위해 사용자가 남긴 리뷰 데이터를 아이템 별로 분석하여 감성점수를 도출하고 이 점수를 아이템의 평균값 가중치로 사용하였다. 최종적으로 유사도와 가중치가 적용된 아이템의 평균값으로 예측값을 생성하였다. 실험 결과 제안하는 기법의 예측의 정확성이 전통적인 아이템 기반 기법과 사용자 기반 기법보다 향상되었으며, 추천의 정확성도 두 기법보다 향상되었음을 알 수 있었다.

제안 기법은 감성분석을 활용하기 위해 영어 리뷰와 VADER 감성사전을 사용하였는데 한글 리뷰를 분석하기 위해서는 한글 분석이 가능한 감성사전을 사용해야 한다. 한글은 영어보다 전처리 과정이나 품사 태깅 과정 등이 복잡하기 때문에 여러 가지 어려움이 많고 감성사전이 부족하다. 그러나 현재 다양한 연구가 시도되고 있다. 향후에는 한글 리뷰를 분석, 활용하여 추천의 정확성을 높일 수 있는 연구를 수행할 것이다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by a Research Grant of Pukyong National University(2019 year).

REFERENCES

- [1] J. Sun, Y. Zhai, Y. Zhao, J. Li, and N. Yan, "Information Acquisition and Analysis Technology of Personalized Recommendation System Based on Case-Based Reasoning for Internet of Things," *2018 International Conference on Cyber-Enabled Distributed Computing and Knowledge Discovery (CyberC)*, Zhengzhou, CHINA, pp. 107-110, 2018.
- [2] S. Zhang, L. Yao, A. Sun, and Y. Tay, "Deep Learning based Recommender System: A Survey and New Perspectives," *ACM Computing Surveys*, vol. 52, no. 1, Article 5, pp. 1-38, Feb. 2019.
- [3] J. Lu, D. Wu, M. Mao, W. Wang, and G. Zhang, "Recommender system application developments: A survey," *Decision Support Systems*, vol. 74, pp. 12-31, Jun. 2015.
- [4] D. Kluver, M. D. Ekstrand, and J. A. Konstan, "Rating-Based Collaborative Filtering: Algorithms and Evaluation," *Social Information Access*, pp. 344-390, May. 2018.
- [5] N. Archak, A. Ghose, and P. G.Ipeirotis, "Deriving the Pricing Power of Product Feature by Mining Consumer Reviews," *Management Science*, vol. 57, no. 8, pp. 1485-1509, Jun. 2011.
- [6] J. Lee, "How eWOM Reduces Uncertainties in Decision-making Process : Using the Concept of Entropy in Information Theory," *The Journal of Society for e-Business Studies*, vol. 16, no. 4, pp. 241-256, Nov. 2011.
- [7] F. Li, N. Liu, K. Zhao, Q. Yang, and X. Zhu, "Incorporating Reviewer and Product Information for Review Rating Prediction," *Proceedings of the 22nd International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Catalonia, pp. 1820-1825, 2011.
- [8] L. Jiang, Y. Cheng, L. Yang, J. Li, H. Yan, and X. Wang, "A trust-based collaborative filtering algorithm for E-commerce recommendation system," *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, vol. 10, pp. 3023-3034, Jun. 2018.
- [9] D. Li, C. Chen, Q. Lv, L. Shang, Y. Zhao, T. Lu, and N. Gu, "An algorithm for efficient privacy-preserving item-based collaborative filtering," *Future Generation Computer Systems*, vol. 55, pp. 311-320, Feb. 2016.
- [10] R. Feldman, and J. Sanger, *The Text Mining Handbook : Advanced Approaches in Analyzing Unstructured Data*, Cambridge. United Kingdom, Cambridge University Press, 2007.
- [11] C. Holton, "Identifying disgruntled employee systems fraud risk through text mining: A simple solution for a

- multi-billion dollar problem,” *Decision Support Systems*, vol. 46, no. 4, pp. 853-864, Mar. 2009.
- [12] B. Pang, and L. Lee, “Opinion Mining and Sentiment Analysis,” *Foundations and Trends in Information Retrieval*, vol. 2, no. 1-2, pp. 1-135, Jan. 2008.
- [13] S. Elbagir, and J. Yang, “Twitter Sentiment Analysis Using Natural Language Toolkit and VADER Sentiment,” *Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2019*, Hong Kong, pp. 216-225, 2019.
- [14] R. Mu, and X. Zeng, “Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on Knowledge Graph,” *Hindawi Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2018, pp. 1-11, Jul. 2018.



윤소영(So-Young Yun)

2007.2. 부경대학교 경영대학원 국제물류학과 경영학석사
2011.2. 부경대학교 전자상거래 협동과정 공학박사
※관심분야 : 추천시스템, m-commerce, 빅데이터 등



윤성대(Sung-Dae Youn)

1980.2. 경북대학교 컴퓨터공학과 공학사
1984.2. 영남대학교 대학원 전자계산학과 공학석사
1987.2. 부산대학교 대학원 전자계산학과 이학박사
1981~1986 경남정보대학 전산과 조교수
1991~1992 MIT 방문교수
1989~현재 부경대학교 컴퓨터공학과 교수
※관심분야 : 병렬처리, 멀티캐스팅통신, 데이터마이닝 등