Journal of The Korea Society of Computer and Information
Vol. 23 No. 8, pp. 45-50, August 2018
www.ksci.re.kr
https://doi.org/10.9708/jksci.2018.23.08.045

Utilizing Fuzzy Logic for Recommender Systems

Soojung Lee*

Abstract

Many of the current successful commercial recommender systems utilize collaborative filtering techniques. This technique recommends products to the active user based on product preference history of the neighbor users. Those users with similar preferences to the active user are typically named his/her neighbors. Hence, finding neighbors is critical to performance of the system. Although much effort for developing similarity measures has been devoted in the literature, there leaves a lot to be improved, especially in the aspect of handling subjectivity or vagueness in user preference ratings. This paper addresses this problem and presents a novel similarity measure using fuzzy logic for selecting neighbors. Experimental studies are conducted to reveal that the proposed measure achieved significant performance improvement.

▸Keyword: Collaborative Filtering, Recommender System, Similarity Measure, Fuzzy Logic

I. Introduction

추천 시스템(recommender system)은 인터넷 상에서 사용자들의 정보 검색에 도움을 주기 위한 시스템으로 개발되었는데, 주로 상업적으로 고객이 선호할만한 상품을 제안하는 목적으로 활용되어 왔다[1][2]. 현재 성공적으로 운영되고 있는 대표적인 추천 시스템으로는 아마존, eBay, Barns&Noble 등이 있다.

구현 기술적 측면에서 추천 시스템은 내용 기반 필터링(content-based filtering, CBF)과 협력 필터링(collaborative filtering, CF) 방식으로 구분할 수 있다[2]. CBF는 사용자의 과거 선호 항목들의 정보 또는 사용자 프로필 정보를 기반으로 선호 항목들과 유사한 특성을 가진 항목들을 추천하는 기술이다. 반면에 CF는 사용자가 부여한 평가등급들을 기초로 하여 현 사용자와 유사한 사용자들을 구한 후, 유사한 사용자들의 선호 항목들, 즉 높은 평가등급이 부여된 항목들을 추천한다. CF는 CBF 보다 유지 관리해야 할 정보가 더욱 단순하고 획득하기 용이하기 때문에 음악, 서적, 영화 등 다양한 분야의 상업 시스템에서 CF를 성공적으로 활용하고 있다.

CF 시스템을 구현하는 방법으로서 모델 기반 방식과 메모리 기반 방식이 개발되었다[2][3]. 모델 기반 방식은 사용자의 평가등급으로부터 모델을 구축하기 위하여 latent semantic models, Bayesian belief networks, clustering, matrix factorization 등과 같은 다양한 알고리즘을 활용한다. 그러나, 이러한 모델 구축에 드는 비용이 매우 크고, 한 번 구축한 후에는 사용자들의 실시간적으로 변화하는 평가등급을 반영하기 어려운 단점이 있다. 반면에 메모리 기반 방식은 평가등급들을 기초로 하여 유사한 사용자들을 산출하고 이들로부터 과거 선호 항목들을 추출하여 현 사용자에게 추천한다. 따라서 구현이 보다 용이하여 대개의 상업 시스템에서 사용하는 방식이다. 본 연구에서는 이러한 메모리 기반의 시스템에서 현 사용자와 유사한 사용자들을 산출하기 위한 새로운 유사도 척도를 제안한다.

메모리 기반의 협력필터링 시스템에서 유사 사용자들을 알아내기 위해 다양한 유사도 척도들이 개발되었다[4]. 전통적인 유사도 척도로서 피어슨 상관도(Pearson correlation), 코사인 유사도(cosine similarity), 평균자승차이(mean squared differences) 등이 대표적이다. 그러나, 이들 척도의 주요 문제점은 사용자 평가등급개수가 적을 경우에 신뢰할만한 유사도값을 산출하지 못할 수 있다는 점이다[5][6]. 이러한 단점을 극복하기 위해 전통적 유사도 척도에 추가적인 정보를 결합한 척도들이 개발되었다[1][3][5][7][8][9][10]. 추가적 정보의 예로서는 공통 평가항목 개수, 평가등급의 엔트로피, 평가등급의 특이성 등을 들 수 있다. 그러나, 이들은 대개 휴리스틱 기반

• First Author: Soojung Lee, Corresponding Author: Soojung Lee
*Soojung Lee (sjlee@ginue.ac.kr), Dept. of Computer Education, Gyeongin National University of Education
• Received: 2018. 07. 03, Revised: 2018. 08. 03, Accepted: 2018. 08. 09.

이며 사용자들 전체의 평가등급을 반영하지 않는다는 문제점이 있다. 또한 평가등급의 주관성과 모호성을 고려하지 않는다.

본 논문에서는 위에서 언급한 여러 문제점들을 개선할 수 있는 새로운 유사도 척도를 제안한다. 퍼지 로직을 이용하여 평가등급을 퍼지화하고, 각 항목에 대한 전체 사용자의 평가등급의 퍼지 순위를 유사도 척도에 반영한다. 또한 매우 다른 성격의 두 데이터셋에 대해 제안한 척도를 실험함으로써 다양한 데이터 환경에서 제안 척도의 성능을 점검하여 그 우수성을 확인하였다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 협력필터링에서의 항목 추천 절차와 관련 연구에 대해 기술한다. 3절에서는 제안 방법을 설명한 후 4절에서 성능 측정 실험 결과를 제시하고, 5절에서 논문의 결론을 맺는다.

II. Preliminaries

1. Item Recommendation Process in Collaborative Filtering

시스템에 접속해 있는 현 사용자 u에게 새로운 항목을 추천하기 위해서 다음과 같은 절차를 진행한다[11].

1. 시스템에서 선택한 유사도 척도를 사용하여, 현 사용자 u와 유사한 평가등급 이력을 가진 다른 사용자들의 집합, 즉 인접이웃집합을 산출한다. 이 집합을 NNu라고 하고, 집합의 크기는 시스템 성능에 의거하여 결정한다.

2. 사용자 u가 아직 미평가한 항목 x에 대해 추천 여부를 결정하기 위하여, 사용자 u가 x에 대해 부여할 평가등급 $r'_{u,x}$을 예측한다. 가장 많이 활용되는 예측공식은 x에 대해 평가한 NNu에 속하는 모든 사용자들의 평가등급의 가중치 평균으로서 아래와 같이 계산한다[12].

$$r'_{u,x} = \overline{r_u} + \frac{\sum_{v \in NN_{u,x}} sim(u,v) \times (r_{v,x} - \overline{r_v})}{\sum_{v \in NN_{u,x}} |sim(u,v)|} \quad \text{.....(1)}$$

$$NN_{u,x} = \{v \in NN_u | r_{v,x} \neq NULL\} \quad \text{.....(2)}$$

위 공식에서 $r_{v,x}$는 사용자 v의 항목 x에 대한 평가치이고, $\overline{r_u}$는 u의 모든 평가치들의 평균이며, sim(u,v)는 사용자 u와 v 간의 유사도값이다.

3. 2번 절차에 의해서 모든 미평가항목에 대해 등급 예측이 완료되면, 가장 높은 예측등급 순으로 항목들을 추천한다. 추천 항목개수는 시스템이 미리 정해 놓은 예측 등급의 한계치에 의해 결정된다.

위 절차에 따르면, 인접이웃집합은 협력필터링의 성능을 좌우하는 결정적인 요소이므로, 이를 산출하기 위한 유사도 척도는 매우 중요함을 알 수 있다.

2. Previous Studies on Similarity Measures

전통적인 유사도 척도들의 단점을 보완하기 위해 다양한 추가 정보를 결합하는 방식들이 개발되었다[3][6][7][13]. 가장 초보적인 방법으로는 두 사용자의 공통평가항목들의 개수에 대한 함수를 전통 유사도 척도에 접목하는 것이다. 예를 들면, 이 개수의 시그모이드 함수[7], 자카드 계수[13] 등을 활용한다. 그러나, 이러한 방식은 매우 간단하면서 성능을 쉽게 높일 수 있는 반면에 사용자의 평가치 자체의 내재적 의미나 모호성 등은 고려하지 않는다는 단점이 있다.

평가치의 주관성을 고려하기 위한 방법으로서 퍼지 이론을 활용한 연구 결과들이 발표되었다. Al-Shamri와 Al-Ashwal는 평가등급들과 그 편차를 퍼지화한 후 기존 유사도 척도에 통합하여 유사도를 계산하였다[1]. Son은 사용자의 인구통계학적 특성을 기반으로 퍼지 유사도를 계산하여 이를 피어슨 상관도값과 접목하였다[10]. 이밖에 퍼지 연관 규칙[14]이나 평가치의 퍼지 언어학적 개념 [15][16][17] 등을 활용한 연구 결과가 있다.

본 연구에서는 퍼지 이론에 기반하여 사용자 평가치의 모호성과 주관성을 반영하고, 기존의 퍼지 활용 방식들과는 달리 각 항목의 평가치들을 통해 모든 사용자의 평가 행태를 고려함으로써 전체 맥락 정보를 밝혀내어 유사도 산출에 접목하는 방안을 제시한다. 제안하는 유사도 척도는 평가치만을 입력값으로 하기 때문에, 여타 인구학적 정보 등이 필요하지 않아 보다 용이한 구현이 가능하다.

III. The Proposed Scheme

1. Fuzzy Functions

사용자 평가등급의 주관성 및 모호성을 반영하기 위하여, 각 사용자 평가등급을 퍼지값으로 변환하여 유사도를 산출한다. 그림 1과 같은 여러 퍼지 함수를 적용하여, 다음 절에서 실험을 통해 그 성능을 산출하여 비교할 것이다. 그림에서 사용자의 평가등급 범위는 1부터 10으로 간주하였는데 다른 범위를 사용하는 시스템일 경우에 이를 최소값(min)과 최대값(max)으로 각각 대체할 수 있다.

그림 1(a)는 두 개의 퍼지집합을 사용하는데, 각 소속함수를 m1과 m2로 표기하였고, 평가등급의 낮은 정도와 높은 정도를 각각 나타낸다. 즉, 평가등급 r에 대해서, m1(r)=(10-r)/9, m2(r)=(r-1)/9이다. 마찬가지로 그림 1(b)는 세 개의 퍼지집합을 사용하여 사용자 평가등급을 변환한다. 일반적으로 평가등급이 [중앙값-0.5, 중앙값+0.5]에 속할 때, m2의 소속값을 1로 정한다. m1의 소속값이 1인 경우는 [min, min+1] 구간 내에 평가등급이 속할 때이며, m3도 마찬가지로 정의한다. 그림 1(c)는 평가등급의 범위가 큰 시스템의 경우에 평가등급을 보다 세분화하여 표현할 수 있도록 다섯 개의 퍼지집합을 사용한다. 일반적으로, 소속값이

1에 해당하는 구간의 길이는 (max-min)/9이며, 소속값이 0과 1 사이에 해당하는 구간의 길이는 2*(max-min)/9로 정의한다. 그러나, 다음절에서 소개할 MovieLens 데이타셋은 1부터 5까지의 등급을 사용하여 범위가 작기 때문에, 평가등급을 다섯 개의 퍼지값으로 변환하기 위해서 [1]에서 제안한 방식을 사용하기로 한다. 구체적으로, 사용자 u가 부여한 항목 x에 대한 평가값에 대해 평균으로부터의 편차값, 즉, $r_{u,x} - \overline{r_u}$을 퍼지 속성값으로 변환한다. 따라서, MovieLens 데이터셋에 대해서는 그림 1(c)에서 값의 범위는 [1, 5]가 아닌 [-4, +4]가 된다.

본 연구에서는 퍼지함수로써 삼각함수 또는 사다리꼴 함수를 사용하였으나, 가우시안 등 다른 함수의 사용도 가능하며, 또한 퍼지소속함수의 개수를 2, 3, 5가 아닌 다른 값으로 정의할 수도 있다. 다만, 본 연구 목적이 최적의 퍼지함수 개발이 아니라, 평가등급을 퍼지화하여 유사도를 계산하는 방법의 개발이므로, 그림 1의 세 가지 예시 함수만을 사용하기로 한다.

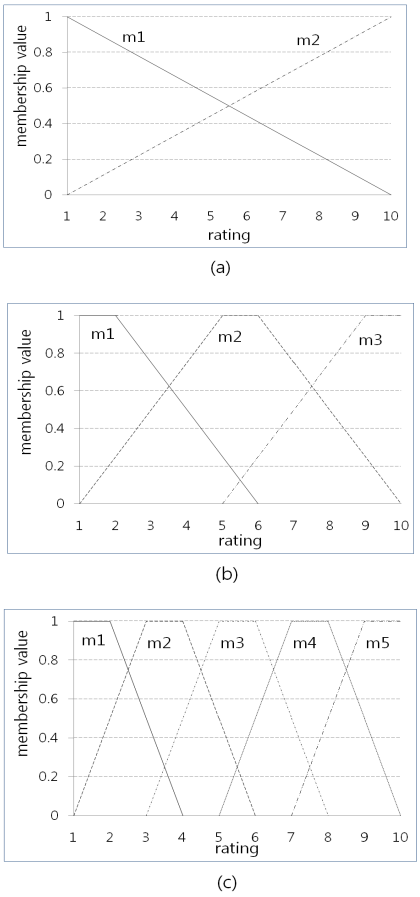

Fig. 1. Fuzzy functions used by the proposed similarity measure

2. The Proposed Similarity Measure

제안 방법은 두 가지 측면에서 평가등급의 퍼지화를 실시한다. 첫째는, 앞 절에서 설명한대로 각 사용자 평가등급에 퍼지함수를 적용한다. 둘째, 각 항목에 대해서, 이를 평가한 모든 사용자들의 평가등급에 대비하여 산출되는 순위에 대해서 퍼지함수를 적용한다. 이는 두 사용자의 평가등급을 전체 사용자들의 평가 행태를 고려하여 상대적으로 평가하기 위함이다. 최종적으로 이 두 가지 퍼지속성값을 이용하여 유사도를 계산하고자 한다.

우선 첫 번째 퍼지값 활용에 대해서 언급하자면, 사용자 u의 항목 i에 대한 평가등급 $r_{u,i}$는 $< m_{u,i}(1), m_{u,i}(2), ..., m_{u,i}(k) >$로 표현하는데, 이 때 k는 퍼지집합개수이며 $m_{u,i}(j)$는 j번째 퍼지속성값이다. 예를 들어, $r_{u,i}$=3이라면 그림 1(a)를 활용할 때 $r_{u,i}$ =<7/9, 2/9>이다. $I_{u,v}$를 사용자 u와 v의 공통평가항목 집합이라고 할 때, 두 사용자 간의 유사도 산출을 위해, 변환한 퍼지 평가등급을 코사인 유사도 척도에 적용하여 다음과 같은 식을 얻는다.

$$COS_{FR}(u,v) = \frac{\sum_{i \in I_{u,v}} \sum_{j=1}^{k} m_{u,i}(j) m_{v,i}(j)}{\sqrt{\sum_{i \in I_{u,v}} \sum_{j=1}^{k} m_{u,i}(j)^2} \sqrt{\sum_{i \in I_{u,v}} \sum_{j=1}^{k} m_{v,i}(j)^2}} \quad \text{.....(3)}$$

원래 코사인 유사도 척도는 다음과 같이 산출되므로, 식 (3)에서는 각 사용자 평가등급을 그와 대응하는 퍼지속성값으로 대체한 것이다.

$$COS(u,v) = \frac{\sum_{i \in I_{u,v}} r_{u,i} r_{v,i}}{\sqrt{\sum_{i \in I_{u,v}} r_{u,i}^2} \sqrt{\sum_{i \in I_{u,v}} r_{v,i}^2}} \quad \text{.....(4)}$$

이제 위에서 설명한 두 번째 측면의 퍼지화, 즉, 평가등급의 순위에 대한 퍼지 함수 적용에 대해서 설명하기로 한다. 이를 위해서도 그림 1의 퍼지함수들을 동일하게 사용하되, 평가등급 자체가 아닌 그에 해당하는 순위를 산출한 후, 그 순위값에 대해서 각 퍼지속성값을 계산한다. 예를 들어, 항목 i에 대해 20명의 사용자가 평가했고, 사용자 u의 평가등급에 대한 순위가 5위라면 이를 <15/19, 4/19>로 대체한다. $r_{u,i}$에 해당하는 순위에 대한 퍼지속성값을 $< m'_{u,i}(1), m'_{u,i}(2), ..., m'_{u,i}(k) >$로 나타낼 때, 두 사용자 u와 v의 평가등급 순위 간에 차이가 작을수록 큰 가중치를 갖도록 아래와 같이 가중치를 정의한다.

$$w_i(u,v) = 1 - \frac{1}{k} \sum_{j=1}^{k} |m'_{u,i}(j) - m'_{v,i}(j)| \quad \text{.....(5)}$$

최종적으로, 식 (3)에 (5)를 추가하여, 본 연구에서는 두 사용자 간 유사도 척도를 아래와 같이 제안한다.

$$FCOS(u,v) = \frac{\sum_{i \in I_{u,v}} \sum_{j=1}^{k} w_i(u,v) m_{u,i}(j) m_{v,i}(j)}{\sqrt{\sum_{i \in I_{u,v}} \sum_{j=1}^{k} m_{u,i}(j)^2} \sqrt{\sum_{i \in I_{u,v}} \sum_{j=1}^{k} m_{v,i}(j)^2}} \quad \text{.....(6)}$$

IV. Performance Experiments

1. Background

제안 척도의 성능을 조사하기 위하여 관련 연구 분야에서 많이 활용되는 개방형 데이터셋을 이용하였다. 의도적으로 서로 다른 특성을 가진 두 개의 데이터셋을 선택하였는데, 이는 척도들의 성능을 다양한 환경하에서 세밀히 점검하기 위함이다. 표 1에 기술한대로 MovieLens의 평가범위가 BookCrossing보다 작고, 평가개수는 더 많아 데이터 밀도가 보다 높다. 희소성 수준(sparsity level)은 1-총평가개수/행렬크기로 산출한다. 전체 데이터는 훈련 데이터와 시험 데이터로 나누어, 훈련 데이터를 이용하여 각 사용자의 인접 이웃(NN)을 구한 후에, 시험 데이터를 이용하여 평가기준에 따른 실험 결과를 산출하였다. 훈련 데이터와 시험 데이타의 비율은 80:20으로 구성하였다.

협력 필터링 시스템의 성능은 대개 예측 성능(prediction quality)과 추천 성능(recommendation quality)의 두 가지 측면에서 측정한다[3]. 예측 성능이란 사용자가 아직 미평가한 항목에 대한 시스템의 예측 평가치가 실제치와 얼마나 근접하는지를 평가하는 것으로서, MAE(Mean Absolute Error, 평균절대오차)가 대표적인 척도들 중 하나이다. 이 척도는 평가 예측치와 실제치 차이의 절대값 평균으로서, 한 사용자 u에 대해서 $\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|r_{u,i}-r'_{u,i}|$와 같이 측정하므로 모든 사용자에 대해 산출하면 된다. 추천 성능을 산출하기 위해서 주로 precision(P)과 recall(R)을 이용하는데, P는 시스템의 추천항목들 중 사용자가 실제로 선호하는 항목들의 비율을 나타내며, R은 사용자의 전체 선호항목들 중에서 시스템이 추천한 항목들의 비율이다. 정의에 따르면 P와 R은 서로 상반된 결과치를 보여주게 되므로, 이들을 합한 척도인 F1을 종종 추천 성능의 지표로 활용하게 된다. F1은 P와 R의 조화평균값, 즉, 2PR/(P+R)으로 계산한다. 본 연구에서는 MAE와 F1을 사용하여 다음 절에 성능 결과를 나타내었다.

2. Results

그림 2는 MovieLens 데이타셋을 활용하여 실험한 결과이다. 범례에 표시된 유사도 척도에 대한 설명은 아래와 같다.

- NO_FUZZY: 퍼지 함수를 적용하지 않았을 때, 즉, 식 (4)를 사용하여 인접이웃을 산출.
- FUZZY_2SET: 식 (6)에 그림 1(a)의 퍼지함수를 적용하여 인접이웃 산출. 단, 평가등급 범위를 1~5로 변환.
- FUZZY_3SET: 식 (6)에 그림 1(b)의 퍼지함수를 적용하여 인접이웃 산출. 단, 평가등급 범위를 1~5로 변환.
- FUZZY_5SET: 식 (6)에 그림 1(c)의 퍼지함수를 적용하여 인접이웃 산출. 단, III.1절에서 기술한 대로 평가등급 범위를 [-4, +4]로 하고, 사용자가 부여한 평가값의 편차를 퍼지 속성값으로 변환.

그림 2에서는 인접 이웃수를 변화시켜 각 척도의 성능 변화 추이를 알아보았다. 전반적으로 인접이웃수가 증가함에 따라 MAE는 초기에 급격히 감소하다가 안정화되는 경향을 보인다. 즉, 인접이웃수가 한계치에 도달하면 더 이상 이웃의 평가등급을 참조하는 것이 평가치 예측의 에러를 감소시키는데에 효과가 없음을 알 수 있다. 두 평가지수 모두에 있어서 전통적 방식인 코사인 유사도를 사용한 NO_FUZZY의 성능이 가장 낮으며, 본 연구의 제안 방법이 이를 크게 개선하는 것으로 나타났다. 따라서 원 평가등급을 그대로 사용하는 것보다 사용자 평가등급의 주관성과 전체 평가등급 행태를 반영한 방식이 우수함을 입증하는 것이다.

퍼지함수를 적용한 척도들 중에서는 FUZZY_2SET의 성능이 가장 뛰어난 것으로 나타났다. 이는 MovieLens 데이터셋의

Table 1. Datasets for experiments

dataset \ characteristics	number of ratings	matrix size (users×items)	rating range	sparsity level
MovieLens	≥20 per user	1000 × 3952	1~5 (integer)	0.9607
BookCrossing	≥10 per user	1014 × 883	1~10 (integer)	0.9775

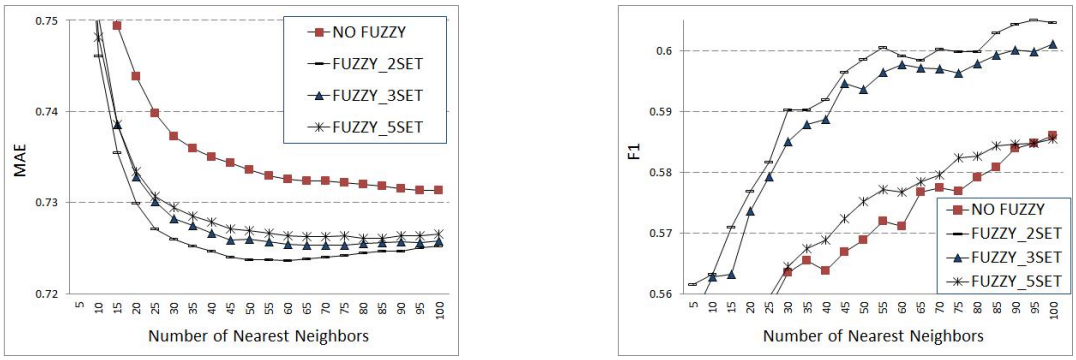

Fig. 2. Performance results of the proposed method with various types of fuzzification using MovieLens

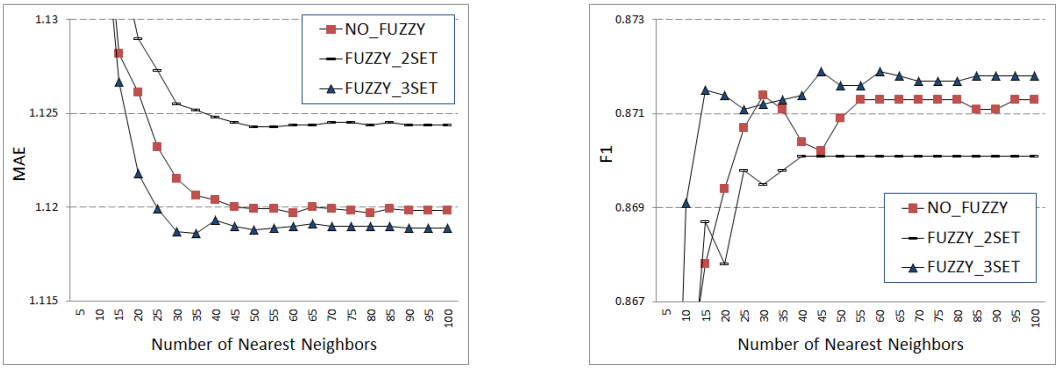

Fig. 3. Performance results of the proposed method with various types of fuzzification using BookCrossing

평가범위가 작으므로 각 사용자 평가등급을 많은 수의 퍼지 속성값으로 변환하여 사용하는 것이 오히려 역효과를 나타냄을 의미한다. 특히 5개의 퍼지집합을 사용한 FUZZY_5SET의 F1 성능은 다른 두 퍼지화 방법보다 훨씬 뒤떨어짐이 확인되었다.

그림 3은 BookCrossing 데이타셋에 대한 실험결과이다. MovieLens와는 달리 식 (6)의 유사도 척도에 그림 1의 퍼지 함수들을 그대로 적용하여 실험하였다. 다만, FUZZY_5SET의 성능은 매우 낮아 다른 세 개의 척도들의 성능을 보다 세밀하게 관찰하기 위하여 그림에 포함하지 않았다. 그림 1(c)와 같은 다섯 개의 퍼지 속성값으로 변환했을 때 성능이 낮은 이유는 데이터셋의 희소성이 매우 크며, 퍼지 집합개수가 많아 두 사용자의 공통평가항목에 대한 평가등급의 퍼지 변환값 간에 공통 분모가 적기 때문인 것으로 판단된다.

MovieLens 결과와는 달리 FUZZY_3SET의 결과가 두 성능 지표에서 모두 가장 우수하며 NO_FUZZY의 성능은 이와 약간의 경쟁력이 있는 것으로 나타났다. 즉, FUZZY_2SET의 성능이 가장 나쁜데, 이는 평가범위가 큰 BookCrossing 데이타셋에서 단지 두 개의 퍼지집합만으로 평가등급을 변환하는 것이 낮은 정밀도를 갖기 때문인 것으로 판단된다.

결론적으로, 데이터셋의 속성에 따라 적절한 퍼지화 함수를 사용하였을 때, 제안 방법을 사용하는 협력 필터링 시스템의 성능이 원래의 유사도 척도를 사용했을 때보다 크게 개선될 수 있음을 확인할 수 있다.

V. Conclusions

본 연구에서는 협력필터링 시스템에서 인접 이웃의 산출을 위해 사용하는 새로운 유사도 척도를 제안하였다. 제안 방식은 사용자 평가등급의 모호성과 주관성, 그리고 각 항목을 평가한 모든 사용자들의 평가등급을 고려하여 사용자 평가등급을 퍼지값으로 변환하고, 기존의 코사인 유사도 척도를 이용하여 유사도값을 산출한다. 제안 척도의 성능을 파악하기 위하여, 다양한 퍼지 함수를 적용하였고, 서로 다른 특성을 가진 데이터셋을 이용하여 실험하였다. 그 결과 원 평가등급 자체가 아닌 퍼지 변환값만을 사용하였음에도 불구하고 예측 성능과 추천 성능의 두 가지 측면 모두에서 기존보다 우수한 성능을 나타냈다. 또한 성능 개선 정도는 실험에 사용한 데이터셋과 제안한 유사도 척도에 적용한 퍼지함수의 종류에 따라 차이를 나타냈으므로, 향후 이와 관련된 더욱 심화된 연구가 필요할 것으로 보인다.

REFERENCES

[1] M.Y.H. Al-Shamri and N.H. Al-Ashwal, “Fuzzy-weighted Similarity Measures for Memory-based Collaborative Recommender Systems,” Journal of Intelligent Learning Systems and Applications, Vol. 6, pp. 1-10, 2014.

[2] X. Su and T.M. Khoshgoftaar, “A Survey of Collaborative Filtering Techniques,” Advances in Artificial Intelligence, Vol. 2009, Article ID 421425, 19 pages, 2009.

[3] K.G. Saranya, G.S. Sadasivam, and M. Chandralekha, “Performance Comparison of Different Similarity Measures for Collaborative Filtering Technique,” Indian Journal of Science and Technology, Vol. 9, No. 29, 2016.

[4] A. Bellogin and A.P. de Vries, “Understanding Similarity Metrics in Neighbour-based Recommender Systems,” Proceedings of the 2013 Conference on the Theory of Information Retrieval, 2013.

[5] J. Bobadilla, F. Ortega, and A. Hernando, “A Collaborative Filtering Similarity Measure based on Singularities,” Information Processing and Management, Vol. 48, No. 2, pp. 204-217, 2012.

[6] H. Liu, Z. Hu, A. Mian, H. Tian, and X. Zhu, “A New User Similarity Model to Improve the Accuracy of Collaborative Filtering,“ Knowledge-Based Systems, Vol. 56, pp. 156-166, 2014.

[7] M. Jamali and M. Ester, “Trustwalker: A Random Walk Model for Combining Trust-based and Item-based Recommendation,” Proceedings of the 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, pp. 397-406, 2009.

[8] H.-J. Kwon, T.-H. Lee, J.-H. Kim, and K.-S. Hong, "Improving Prediction Accuracy using Entropy Weighting in Collaborative Filtering," Symposia and Workshops on Ubiquitous, Autonomic and Trusted Computing, pp. 40-45, 2009.

[9] S. Lee, "Entropy-weighted Similarity Measures for Collaborative Recommender Systems," Int'l Conf. Mathematical Methods & Computational Techniques in Science & Engineering, Feb. 2018.

[10] L.H. Son, "HU-FCF: A Hybrid User-based Fuzzy Collaborative Filtering Method in Recommender Systems," Expert Systems with Applications, Vol. 41, pp. 6861-6870, 2014.

[11] F. Cacheda, V. Carneiro, D. Fernandez, and V. Formoso, "Comparison of Collaborative Filtering Algorithms: Limitations of Current Techniques and Proposals for Scalable, High-performance Recommender Systems," ACM Transactions on the Web, Vol. 5, No. 1, pp. 1-33, 2011.

[12] P. Resnick, N. Lakovou, M. Sushak, P. Bergstrom, and J. Riedl, "Grouplens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews," Proc. the ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work. ACM Press, pp. 175-186, 1994.

[13] G. Koutrica, B. Bercovitz, and H. Garcia, "FlexRecs: Expressing and Combining Flexible Recommendations," Proc. of the ACM SIGMOD Int'l Conf. on Management of Data, pp. 745-758, 2009.

[14] C.W.-K. Leung, S.C.-F. Chan, and F.-L. Chung, "A Collaborative Filtering Framework based on Fuzzy Association Rules and Multiple-level Similarity," Knowledge and Information Systems, Vol. 10, No. 3, pp. 357-381, 2006.

[15] S. Boulkrinat, A. Hadjali, and A. Mokhtari, "Towards Recommender Systems based on a Fuzzy Preference Aggregation," Proceeding of the Eighth Conference of the European Society for Fuzzy Logic and Technology (EUSFLAT-13), pp. 146-153, 2013.

[16] E.S.-G. Herrera-Viedma, J.A. Olivas, A. Cerezo, and F.P. Romero, "A Google Wave-based Fuzzy Recommend er System to Disseminate Information in University Digital Libraries 2.0," Information Sciences, Vol. 181, No. 9, pp. 1503-1516, 2011.

[17] F.P. Romero, M. Ferreira-Satler, J.A. Olivas, M.E. Prieto-Mendez, and V.H. Menendez-Dominguez, "A Fuzzy-based Recommender Approach for Learning Objects Management Systems," Proceeding of the IEEE 11th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications (ISDA), pp. 984-989, 2011.

Authors

Soojung Lee received the B.S. degree in Mathematics Education from Ewha University, Korea in 1985. She received M.S. and Ph.D. degrees in Computer Science from Texas A&M University, U.S.A, in 1990 and 1994, respectively. Dr. Lee joined the faculty of the Department of Computer Education at Gyeongin National University, Gyunggi-do, Korea, in 1998, as a professor. She is interested in recommender systems, information filtering, data mining techniques, and computer education.