



능동적 도메인 선택을 이용한 교차 도메인 추천 시스템에 관한 연구

배은영*, 유석종**

A Study on the Cross Domain Recommendation System Using Adaptive Source Domain Selection

Eun-Young Bae*, Seok-Jong Yu**

요 약

추천 시스템은 항목에 대한 사용자의 선호도나 평점을 예측하는 일종의 정보 필터링 시스템이다. 추천 시스템의 여러 해결 과제 중 초기 사용자에 대한 문제는 연구가 많이 이루어지고 있는 분야이며, 이를 해결하기 위한 방법 중에는 사용자의 선호도 정보가 있는 다른 도메인을 추천에 활용하는 교차 도메인 추천 방법이 있다. 본 연구에서는 아마존이나 온라인 쇼핑몰과 같이 한 사용자가 여러 도메인에서 항목을 구매할 수 있는 환경, 즉 사용자 중복이 있는 환경에서 도메인들 간에 연관도를 측정 후, 연관도가 높은 도메인을 원본 도메인으로 선정하고 협업 필터링에 기반한 교차 도메인 추천을 적용하였다. 대상 도메인에 사용자 평가 이력 정보가 없는 경우에 수동적으로 정해진 타 도메인을 사용하여 추천을 하는 것이 아니라 대상 도메인과 연관이 높은 도메인을 찾고, 이를 사용하여 추천함으로써 추천의 정확도를 개선하고 초기 사용자의 만족도를 높일 수 있다. 본 연구에서는 10개의 도메인을 사용했으나, 실험의 방대함으로 인해 대상 도메인을 비디오 게임으로 한정하여 실험하였다.

Abstract

The recommendation system is a kind of information filtering system that predicts a user's preference or rating for an item. Among the various challenges of the recommendation system, the problem for the initial user is a field where many researches have been conducted. Among the methods for solving the problem, there is a cross-domain recommendation method that uses another domain having user preference information for recommendation.

In this study, we measure association degrees between domains in an environment where one user can purchase items from multiple domains, such as Amazon or online shopping malls. If there is no user evaluation history information in the target domain, instead of using the manually defined other domain, a domain that is highly related to the target domain is used to find the recommendation. In this study, 10 domains were used, but due to the vastness of the experiment, the target domain was limited to video games.

Keywords

cross-domain recommendation, association degree, collaborative filtering, adaptive domain selection

* 숙명여자대학교 컴퓨터과학과

- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7253-0778>

** 숙명여자대학교 소프트웨어학부 교수(교신저자)

- ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1631-4034>

· Received: Aug. 29, 2019, Revised: Oct. 11, 2019, Accepted: Oct. 14, 2019

· Corresponding Author: Seok-Jong Yu

Department of Software, Sookmyung Women's University, Korea

Tel.: +82-2-710-9831, Email: sjyu@sookmyung.ac.kr

1. 서론

추천 시스템에 대한 여러 이슈 중에서 초기 사용자나 초기 항목 문제(Cold-start)는 가장 연구가 많이 이루어지고 있는 분야 중 하나이다. 평가 이력이 없는 새로운 사용자이거나 새로운 항목은 정확도 높은 추천이 어려운데[1]-[3], 이를 해결하기 위한 방법 중 하나에 교차 도메인 추천이 있다. 교차 도메인 추천은 추천하려는 항목의 도메인이 아니라 다른 도메인의 정보를 사용하여 추천을 하는 것이다. 중복 시나리오에 의하면 도메인들 간에 사용자가 겹치는 경우, 항목이 겹치는 경우, 둘 다 겹치는 경우, 둘 다 겹치지 않는 경우 등으로 구분할 수 있다[4][5].

본 연구에서는 아마존이나 온라인 쇼핑몰과 같이 사용자 중복이 있는 경우에 연관도가 높은 도메인을 능동적으로 선택하여 추천에 사용함으로써 초기 사용자 문제를 개선하고자 한다. 우선 도메인 간에 연관도를 판정한 후, 대상 도메인과 연관도가 높은 도메인을 원본 도메인으로 선택하고 추천에 사용한다. 예를 들어 도메인 간 연관도가 그림 1과 같이 계산되었다고 했을 때, 영화에 대한 평가 이력 정보가 없는 사용자에게 영화를 추천하려고 한다면 드라마에 대한 사용자 평가 데이터를 사용하는 것이 가전제품이나 여행 도메인의 평가 정보를 사용하는 것보다 추천의 정확도면에서 좀 더 유용할 것이다.

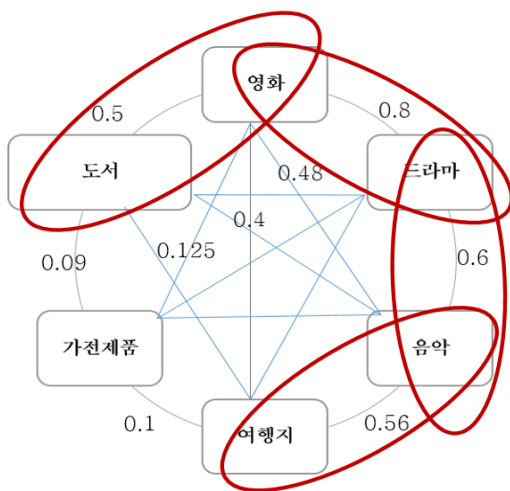


그림 1. 도메인 간 연관도 예
Fig. 1. Cross domain association example

본 연구는 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 협업 필터링 및 교차 도메인 추천 시스템에 대해 살펴본다. 3장에서는 도메인 간 연관도를 측정할 수 있는 지표와 도메인 간 연관도를 추출하는 알고리즘을 제안한다. 4장에서는 제안한 추천 기법을 실험하고, 추천 성능을 분석·평가하며, 5장에서는 결론 및 향후 연구방향을 기술한다.

II. 관련 연구

추천 시스템에는 과거의 아이템 평가 이력을 이용하는 협업 필터링(Collaborative filtering) 방법과 사용자 또는 항목의 속성 정보를 활용하는 내용 기반(Content-based) 추천, 그리고 이 두 가지 방식의 장점을 조합하는 혼합(Hybrid) 추천 방법 등이 존재한다[6][7].

2.1 협업 필터링

협업 필터링은 상품에 대한 사용자의 과거 평가 이력을 분석하여 선호도가 유사한 이웃을 탐색하고 미경험 항목에 대한 선호도를 예측하는 사회적 추천 방법이다. 협업 필터링은 사용자 간 유사도를 구하는 사용자 기반(User-based) 방법과 항목 간 유사도를 구하여 추천하는 항목 기반(Item-based) 방식이 있다[7].

2.2 내용 기반 추천

내용 기반 추천은 항목 설명 및 사용자의 기본 설정 프로필을 기반으로 추천을 하는 방식으로, 항목의 속성(attribute)을 기술하는 다양한 정보를 바탕으로 유사한 항목을 추천하는 방법이다. 이 방법은 사용자가 과거에 좋아했던 것과 유사한 항목이 추천되며, 다양한 후보 항목이 사용자에게 의해 이전에 평가된 항목과 비교되고, 가장 매칭되는 항목이 추천된다[8][10].

2.3 혼합 추천

혼합 추천 시스템은 협업 필터링과 내용 기반 필터링을 결합한 방식으로서 내용 기반 및 협업 기반

예측을 개별적으로 작성한 다음 결합하는 방법, 협업 기반 방식에 내용 기반 기능을 추가하는 방법, 내용 기반 방식에 협업 기반 기능을 추가하는 방법, 접근법을 하나의 모델로 통합하여 구축하는 방법 등 여러 가지 방법으로 구현될 수 있다[9][10].

2.4 교차 도메인 추천

각 도메인을 독립적으로 처리하는 대신에 원본 도메인(Source domain)에서 습득한 지식을 다른 대상 도메인(Target domain)을 위해 사용하는 추천을 교차 도메인(Cross domain) 추천이라고 한다. 이를 통해 초기 사용자 문제와 희박성 문제를 개선할 수 있고, 정확도(Accuracy)나 참신성(Serendipity) 및 다양성(Diversity) 등도 향상시킬 수가 있다[4][5][11].

2.5 연관규칙 마이닝

연관규칙(Association rules) 마이닝은 데이터 간의 연관 법칙을 찾는 방법으로서 소비자들이 항목을 구매하는 이력을 이용하여 항목 간의 연관관계를 만들고, 연관이 있는 항목 찾기를 목표로 한다. 대표적인 알고리즘으로는 Apriori 알고리즘, FP-growth 알고리즘, DHP 알고리즘 등이 있다[12]. Apriori 알

고리즘은 데이터에 대한 발생 빈도를 기반으로 각 데이터 간의 연관관계를 밝히기 위한 방법으로, K 번째 항목집합이 K+1번째 항목집합을 발견하기 위해 사용되는 레벨 단위로 진행되는 반복 접근법을 사용한다. X와 Y가 한 개 이상의 항목을 포함한 항목집합이라고 했을 때 연관규칙은 $X \rightarrow Y$ 와 형식으로 표현하고, $X \rightarrow Y$ 는 ‘항목집합 X를 구매하면 항목 집합 Y를 구매할 가능성이 있다’라고 해석을 한다.

III. 연관도 기반 능동적 원본 도메인 선택

3.1 능동적 원본 도메인 선택을 이용한 교차 추천 모델

제안하는 교차 도메인 추천 시스템은 집단 지성과 개인 선호도를 모두 반영함으로써 평가 이력이 없는 초기 사용자에게 정확도가 개선된 추천 결과를 제공할 수 있다.

추천의 절차는 그림 2와 같다. 대상 도메인에 사용자의 평가 이력이 있는 경우에는 기존의 협업 필터링을 사용하여 추천하고, 대상 도메인에 사용자의 평가 이력이 없는 경우에는 다른 도메인의 평가 정보를 사용하여 교차 도메인 추천을 하게 된다.

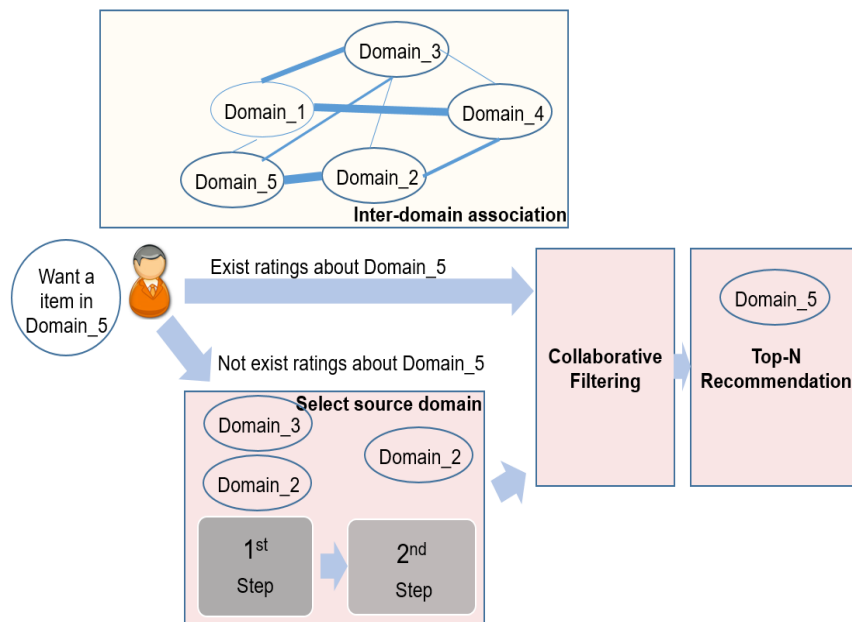


그림 2. 능동적 원본 도메인 선택을 사용한 교차 도메인 추천 절차
 Fig. 2. Cross-domain recommendation process using active source domain selection

이때 추천에 사용되는 원본 도메인은 대상 도메인과 연관도가 높은 도메인을 능동적으로 선정한다. 연관도가 높은 도메인을 원본 도메인으로 사용하여 교차 도메인 추천을 하는 것에 대한 성능은 연관도가 높은 도메인을 선정하는 경우, 연관도가 낮은 도메인을 원본 도메인으로 하여 추천하는 경우에 대해 비교, 분석한다.

3.2 도메인 간 연관도 판정을 위한 후보 지표

도메인 간의 연관도를 판정하기에 적합한 지표를 찾기 위해서 그림 3에 있는 4개의 식으로 연관도를 계산한다. 계산값을 근거로 하여 연관도가 높은 도메인을 원본 도메인으로 선정하여 각각 추천을 실행한 후, 추천의 정확도를 비교하고 추천의 정확도가 가장 좋은 후보 지표를 연관도 판정을 위한 지표로 선정한다.

$$CPUR = \frac{CNT(pu_{dA, dB})}{CNT(pu_{dA}) + CNT(pu_{dB}) - CNT(pu_{dA, dB})} \quad (1)$$

$$CPR = \frac{CNT(r_{dA, dB})}{CNT(r_{dA}) + CNT(r_{dB}) - CNT(r_{dA, dB})} \quad (2)$$

$$ICARR = \frac{CNT(ICAR)}{CNT(IAR)} \quad (3)$$

$$CCARR = \frac{CNT(CCARR)}{CNT(CAR)} \quad (4)$$

그림 3의 (a) 교차구매자율(CPUR)과 (b) 교차구매율(CPR)은 사용자에 기반한 지표이다. 식 (1)에서 pu_{dA} 와 pu_{dB} 는 도메인 A, 도메인 B 각각에 구매 이력이 있는 사용자를 말하며, $pu_{dA, dB}$ 는 교차 구매 이력이 있는 사용자를 말한다. 식 (2)에서 r_{dA} , r_{dB} 는 도메인 A, 도메인 B 항목에 대한 사용자의 평가 내역을, $r_{dA, dB}$ 는 교차 구매 이력이 있는 사용자의 평가 내역을 의미한다.

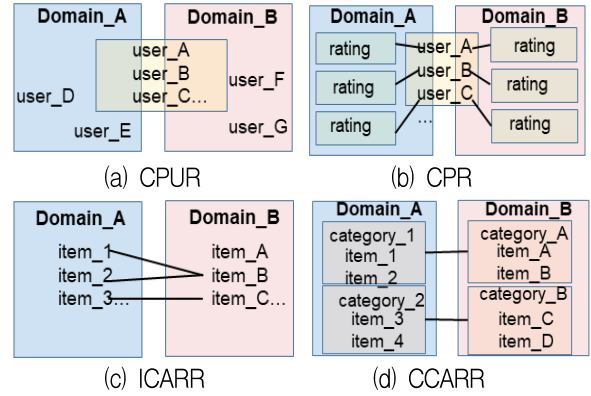


그림 3. 도메인 간 연관도 판정을 위한 4개 후보 지표
Fig. 3. 4-candidate indicators for determining association between domains

그림 3의 (c) 항목 간 연관규칙율(ICARR)과 (d) 카테고리 간 연관규칙율(CCARR)은 항목에 기반한 지표이다. 식 (3)과 (4)에서 IAR은 두 도메인에서 항목 간의 연관규칙을, CAR은 두 도메인에서 카테고리 간의 연관규칙을 말하며, ICAR은 두 도메인의 항목 간 교차 연관규칙, CCAR은 두 도메인의 카테고리 간 교차 연관규칙을 말한다.

3.3 도메인 간 교차 연관규칙 추출

그림 3에 있는 연관규칙율을 계산하기 위해서는 먼저 도메인의 항목 간 그리고 카테고리 간 연관규칙을 생성해야 하는데, 본 연구에서는 2장에서 소개한 Apriori 알고리즘을 적용하여 연관규칙을 생성한 후, 도메인 간에 교차되어 생성된 규칙을 추출한다. 예컨대 {B00814ZBYW-Baby} -> {B0038MU CWS-VG}은 유아용품 ‘B00814ZBYW’을 구매하면 비디오 게임 B0038MUCWS를 구매할 가능성이 있다’는 교차 연관규칙이 생성된 것이다.

3.4 능동적 원본 도메인 선택을 통한 교차 도메인 추천

비디오 게임을 구매하려고 하는 사용자_A에게 비디오 게임을 추천하고자 할 때, 사용자_A의 비디오 게임 평가 이력이 존재하는 경우에는 협업 필터링 알고리즘에 의해 사용자_A와 유사한 성향을 갖는 이웃들을 찾고, 그들이 구매한 항목을 기반으로 하여 추천한다. 그런데 사용자_A에 대해 비디오 계

임의 평가 이력 정보가 없는 경우에는 어떻게 할 것인가. 이 경우에는 도메인 간 연관도 테이블을 기반으로 하여 연관도가 높은 도메인을 원본 도메인 후보 그룹으로 추출하고, 원본 도메인 후보 그룹의 각 도메인에 대해서 사용자_A의 평가 이력을 확인하여 사용자_A의 평가 이력 데이터가 존재하는 도메인 또는 도메인 그룹을 최종 원본 도메인으로 선정한다.

원본 도메인이 선정된 다음, 교차 도메인 추천 알고리즘에 의해 추천 결과를 생성한다. 이에 대한 알고리즘은 그림 4와 같다.

실험을 위해서 먼저 두 도메인 간 중복 사용자 목록을 추출한다. 각 사용자마다 원본 도메인에서 구매한 항목 목록을 추출하고, 추출한 항목 목록을 기반으로 각 항목을 구매한 사용자 목록을 추출한다. 이 사용자들이 대상 도메인에서 구매한 항목들과 평점 정보를 기반으로 하여 이웃을 계산하고 추천을 한다. 실험을 위해서 표 2의 6개 알고리즘을 사용하여 추천하고 비교하였다.

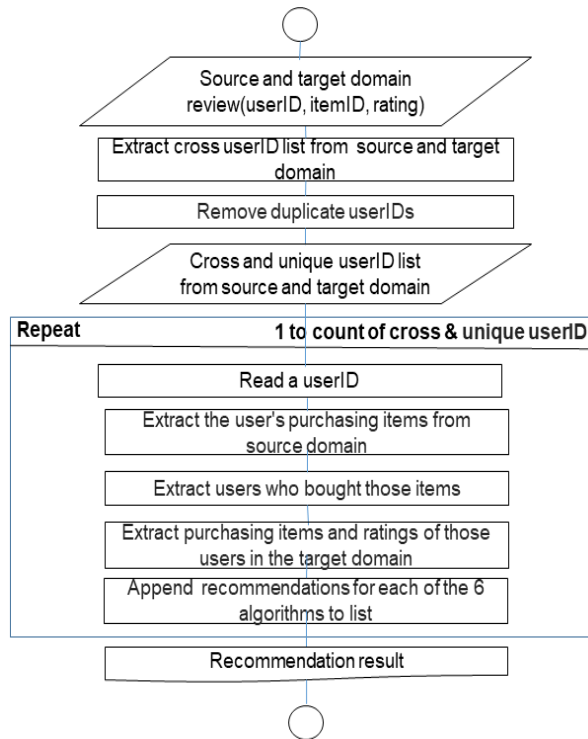


그림 4. 능동적 원본 도메인 선정을 사용한 추천 알고리즘

Fig. 4. Recommendation algorithm using adaptive source domain selection

IV. 실험 및 평가

4.1 실험 환경 및 데이터

본 연구의 실험을 위하여 장비는 Intel Core i5-8265U CPU, 16GB 메모리를 사용하였으며, 프로그램은 아나콘다 환경에서 파이썬 3.7을 사용하였고, 그 밖에 SQL Server 및 엑셀을 사용하였다.

데이터 셋은 1996년 5월부터 2014년 7월까지 평점 등 제품에 대한 리뷰 및 메타 데이터를 포함하고 있는 아마존 데이터 셋[13] 중 10개의 도메인을 대상으로 실험을 하였으며, 데이터 셋에 대한 기본 정보는 표 1과 같다.

교차 도메인 추천을 위해 표 2와 같이 6개의 알고리즘을 사용하여 비교하였고, 성능 평가를 위해서는 평균 절대 오차(MAE: Mean Absolute Error)와 평균 제곱근 오차(RMSE: Root Mean Square Error)를 사용하였다. 평균 절대 오차는 예측 선호도와 실제 선호도 값의 차이의 평균을 의미하고, 평균 제곱근 오차는 오차제곱 평균의 제곱근으로 계산한다[14].

표 1. 실험 데이터 셋 기본 정보
Table 1. Information about the data set

Domain	User count	Review count	Item count	Category count	File size (MB)
Video_Games (VG)	24,303	231,780	10,672	8	110
Android App (App)	87,271	752,937	13,209	60	93
Toys_Games (Toy)	19,412	167,597	11,924	1,229	41
Digital_Music (Music)	5,541	64,706	3,568	4,988	31
Instant_Video (Video)	5,130	37,126	1,685	1	9
CDs_and_Vinyl(CD)	75,258	1,097,592	64,443	101,744	479
Book(Book)	603,668	8,898,041	367,982	161,041	3,148
Movies_TV (Movie)	123,960	1,697,533	31,903	3,782	692
Beauty(BT)	22,363	198,502	12,101	924	44
Baby(Baby)	19,445	160,792	10,802	1	38

14 능동적 원본 도메인 선택을 이용한 교차 도메인 추천에 관한 연구

표 2. 실험에 사용된 추천 알고리즘

Table 2. Algorithm used for recommendation

Abbr.	Algorithm
SVD	특이값 분해 (SVD: Singular Value Decomposition)
KNN	최근접 이웃 알고리즘 (KNN: K-Nearest Neighbor)
CI	코사인 유사도 사용-항목 기반 협업 필터링 (Cosine similarity Item_based CF)
CU	코사인 유사도 사용-사용자 기반 협업 필터링 (Cosine similarity User_based CF)
PI	피어슨 유사도 사용-항목 기반 협업 필터링 (Pearson similarity Item_based CF)
PU	코사인 유사도 사용-사용자 기반 협업 필터링 (Pearson similarity User_based CF)

4.2 성능 평가

비디오 게임(VG)을 기준으로 하여 연관도 측정
에 가장 적합한 지표를 찾기 위해 3.1에서 제시한
식에 의해 계산한 결과는 그림 5와 같다.

표 3은 4개의 지표에 따라 연관도가 높게 나온
원본 도메인을 선정하여 추천을 하고, 추천 성능 비
교를 위해 RMSE와 MAE를 계산한 결과이다. 교차
구매자율(CPUR)과 교차구매율(CPR)에 대해서는
Movie 도메인과의 연관도가 가장 높았으며, 항목
간 연관규칙율(ICARR)은 Toy와, 카테고리 간 연관
규칙율(CCARR)은 Movie와의 값이 가장 높았다. 추
천 결과에 대해서는 Toy, Video를 원본 도메인으로
선택하여 추천을 한 정확도가 우수한 것으로 나타
났고, 이 결과는 4개의 식 중에서 ICARR의 결과와
유사함을 보여주고 있다.

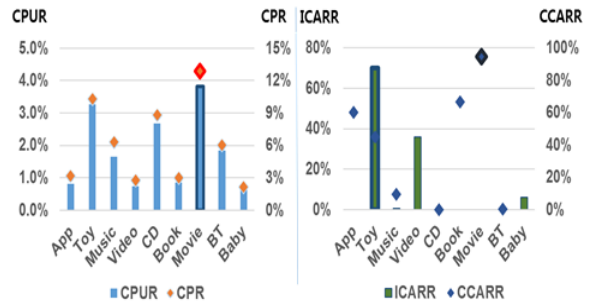
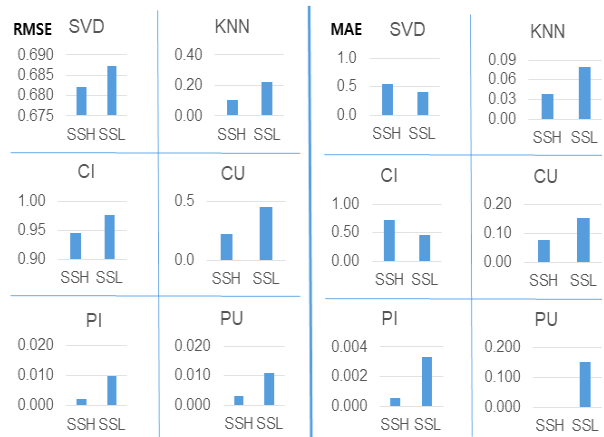


그림 5. 4개 지표에 의한 연관도 측정 결과

Fig. 5. Association measurement result by 4-indicators



- SSH: SingleSource_{HIGH}(Toy, Video)
- SSL: SingleSource_{LOW}(CD, App, BT, Movie, Book)

그림 6. 연관도에 따른 추천 성능 비교

Fig. 6. Recommendation performance according to association degree

그림 6은 ICARR이 높은 Toy, Video를 상위그룹
(SSH), ICARR이 0%인 CD, App, BT, Movie, Book
등 5개 도메인을 하위그룹(SSL)으로 구분하고 추천
성능을 비교한 결과이다.

표 3. 4개 후보 연관도 지표에 의한 연관도 순위 및 추천의 정확도(RMSE, MAE) 비교(VG 도메인 기준)

Table 3. Association ranking by 4-candidate indicators and comparison for recommendation accuracy

Rank	CPUR		CPR		ICARR		CCARR		RMSE		MAE	
1	Movie	3.8%	Movie	12.8%	Toy	70.0%	Movie	94.4%	Toy	0.319	Toy	0.226
2	Toy	3.3%	Toy	10.3%	Video	35.9%	Book	66.7%	Video	0.336	Video	0.235
3	CD	2.7%	CD	8.9%	Baby	6.0%	App	60.0%	Baby	0.337	Baby	0.244
4	BT	1.8%	Music	6.3%	Music	0.6%	Toy	44.8%	BT	0.344	BT	0.244
5	Music	1.7%	BT	6.0%	App	0.0%	Music	9.5%	Book	0.362	Book	0.254
6	Book	0.8%	App	3.2%	CD	0.0%	BT	0.4%	Music	0.381	Music	0.263
7	App	0.8%	Book	3.0%	Book	0.0%	Video	0.0%	CD	0.398	App	0.265
8	Video	0.7%	Video	2.8%	Movie	0.0%	CD	0.0%	App	0.401	CD	0.278
9	Baby	0.7%	Baby	2.2%	BT	0.0%	Baby	0.0%	Movie	0.463	Movie	0.327

실험 결과에 의하면 RMSE의 경우, 6개의 알고리즘 모두에서 연관도가 높은 도메인을 원본 도메인으로 하여 추천을 하는 것의 성능이 우수하였다. MAE의 경우, SVD와 CI를 제외한 나머지 알고리즘에서 연관도 높은 도메인을 사용한 추천 성능이 우수하였다. 연관도가 낮은 도메인을 사용한 추천 성능이 우수하다고 나온 SVD와 CI 알고리즘의 경우에는 오차율이 다른 알고리즘에 비해 큰 것으로 나타났다. 또한 6개의 알고리즘 중에서 피어슨 유사도를 사용한 기법의 오차율이 상대적으로 적음도 확인할 수 있었다.

V. 결론 및 향후 과제

본 연구에서는 중복 사용자가 있는 시나리오에서 대상 도메인에 초기 사용자의 평가 정보가 없을 때 연관도가 높은 도메인을 사용하여 추천을 하는 것이 추천의 정확도를 높일 수 있는 지에 대해 실험을 하였다. 실험 결과, 연관도가 높은 도메인을 원본 도메인으로 하여 추천을 하는 것의 정확도가 우수하다는 결과를 얻었다.

본 연구에서는 실험량의 방대함으로 인해 대상 도메인을 비디오 게임(VG)으로 한정하고 실험을 하였다. 본 연구의 실험 결과에 대해 좀 더 타당성을 부여하기 위하여 다음 실험에서는 본 연구에서 제안한 능동적 원본 도메인을 사용한 교차 도메인 추천에 대한 절차와 방법론에 근거하여 나머지 도메인에 대한 실험을 추가 실행하고 추천 성능을 비교, 분석할 계획이다.

References

- [1] X. Su and T. M. Khoshgoftaar, "A survey of collaborative filtering techniques", *Advances in Artificial Intelligence*, Vol. 2009, Article No. 4, 19 pages, Jan. 2009.
- [2] Z. Sun and N. Luo, "A new user-based collaborative filtering algorithm combining data-distribution", *IEEE Computer Society*, Aug. 2010.
- [3] E. Y. Bae and S. J. Yu, "Keyword-based Recommender System Dataset Construction and Analysis", *Journal of KIIT*, Vol. 16 No. 6, pp. 91-99, Aug. 2018.
- [4] P. Cremonesi, A. Tripodi, and R. Turrin, "Cross-domain recommender systems", *IEEE 11th International Conference on Data Mining Workshops*, Vancouver, BC, Canada, pp. 496-503, Dec. 2011.
- [5] B. Li, "Cross-Domain Collaborative Filtering: A Brief Survey", *23rd IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, Boca Raton, FL, USA, pp. 1085-1086, Nov. 2011.
- [6] Z. Huang, H. Chen, and D. Zeng, "Applying Associative Retrieval Techniques to Alleviate the Sparsity Problem in Collaborative Filtering", *Journal of ACM Transactions on Information Systems*, Vol. 22, No. 1, pp. 116-142, Jan. 2004.
- [7] E. Y. Bae and S. J. Yu, "Transitive Similarity Evaluation Model for Improving Sparsity in Collaborative Filtering", *Journal of KIIT*, Vol. 16 No. 12, pp. 109-114, Dec. 2018.
- [8] J. Lu, D. Wu, M. Mao, W. Wang, and G. Zhang, "Recommender system application developments: A survey", *Decision Support System*, vol. 74, pp. 12-32, Jun. 2015.
- [9] G. Alexander and A. Gediminas, "Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions", *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 71, No. 6, pp. 734-749, Jun. 2005.
- [10] P. Lops, M. De Gemmis, and G. Semeraro, "Content-based Recommender Systems: State of the Art and Trends", *Springer Science Business Media*, pp. 73-105, Oct. 2010.
- [11] M. M. Khan, R. Ibrahim, and I. Ghani, "Cross Domain Recommender Systems: A Systematic Literature Review", *ACM Computing Surveys*, Vol. 50, No. 3, Article 36, Oct. 2017.
- [12] Y. Ye and C. C. Chiang, "A Parallel Apriori Algorithm for Frequent Itemsets Mining", *Fourth International Conference on Software Engineering Research, Management and Application*, Seattle,

WA, USA, pp. 87-94, Aug. 2006.

[13] <http://jmcauley.ucsd.edu/data/amazon/links.html>.

[accessed: May 19. 2019]

[14] B. Patra, R. Launonen, V. Ollikainen, and S. Nandi, "A new similarity measure using Bhattacharyya coefficient for collaborative filtering in sparse data", Knowledge-Based Systems, Vol. 82, pp. 163-177, Jul. 2011.

저자소개

배 은 영 (Eun-Young Bae)



1993년 2월 : 숙명여자대학교
이과대학 통계학과(이학사)
2003년 2월 : 서강대학교
정보통신대학원
정보처리전공(공학사)
2014년 3월 ~ 현재 : 숙명여자
대학교 컴퓨터과학과

일반대학원 박사과정

관심분야 : 추천시스템, 정보시각화, 협업필터링,
컴퓨터교육

유 석 종 (Seok-Jong Yu)



1994년 2월 : 연세대학교
컴퓨터과학과(이학사)
1996년 2월 : 연세대학교
컴퓨터과학과(이학석사)
2001년 2월 : 연세대학교
컴퓨터과학과(공학박사)
2005년 ~ 현재 : 숙명여자대학교

소프트웨어학부 교수

관심분야 : 추천시스템, 협업필터링, 정보시각화