

다양성을 고려하는 사용자-시스템 상호작용 기반 추천 방법

김지후, 채동규, 김상욱*
한양대학교 컴퓨터·소프트웨어학과
{datartist, dongkyu, wook}@hanyang.ac.kr

A Recommendation Method based on User Interaction and Diversity

Jihoo Kim, Dong-Kyu Chae, Sang-Wook Kim
Dept. of Computer Science, Hanyang University

요 약

추천 시스템은 사용자들의 과거 구매 이력 등을 학습해서 사용자들이 미래에 구매할 것 같은 상품을 추천한다. 대부분의 추천 시스템 관련 연구들은 사용자들과의 상호작용을 고려하지 않은 채 한 번의 모델 학습과 한 번의 추천만 수행하며, 사용자로부터 추천 결과에 대한 피드백을 받아서 더 나은 추천을 수행하려는 시도는 거의 이루어지지 않았다. 본 논문에서는 기존의 추천 모델들이 사용자와의 상호작용을 추가적으로 고려했을 때 어느 정도의 정확도 향상을 이룰 수 있는지에 대해서 분석한다. 특히 사용자와의 상호작용을 통해 사용자 취향의 다양성을 파악하고 이를 반영하여 더 나은 추천을 제공하는 방법에 대해서 논의한다.

1. 서론

최근 온라인 쇼핑이 전체 소비의 큰 비중을 차지함에 따라 온라인 추천 시스템이 학계와 산업계에서 큰 주목을 받고 있다. 추천 시스템은 사용자들이 과거에 상품을 구매한 이력이나 평점을 남긴 기록 등을 분석해서 각 사용자들이 미래에 구매할 상품을 예측하여 개인화된 상품 추천을 제공한다. 대부분의 추천 시스템 관련 연구들은 이러한 데이터를 기반으로 추천 모델을 학습시키고 이를 이용해서 사용자들에게 상품을 추천한다. 그러나 사용자들로부터 추천 결과에 대한 피드백을 받아서 더 나은 추천을 하고, 이 과정을 반복적으로 수행하는 추천 프레임워크에 대한 연구는 거의 이루어지지 않았다.

본 논문에서는 사용자와의 상호작용을 통해 시스템이 사용자의 취향을 단계적으로 알아가며 추천의 정확도를 높이는 방식인 사용자-시스템 상호작용 기반 추천 시스템 (Interactive Recommender System, 이후 IRS로 지칭) [1] 프레임워크에 주목한다. IRS 프레임워크는 시스템이 사용자에게 상품을 추천하고, 사용자가 추천 결과에 대하여 피드백을 남기는 과정을 반복한다. 본 논문은 이러한 IRS 프레임워크 하에서 사용자가 남긴 피드백을 분석하여 사용자 취향의 다양성

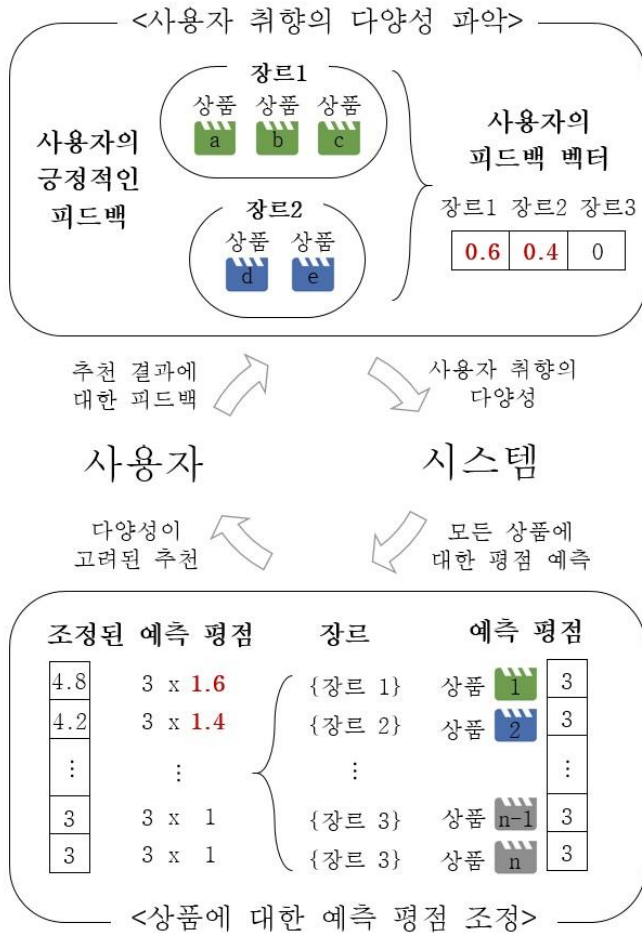
(diversity) 을 파악하고 이를 다음 추천에 반영할 수 있는 방법을 제안한다. 실험을 통해 기존 추천 모델에 제안하는 방법을 적용할 경우 성능을 개선시킬 수 있음을 확인하였다.

2. 제안하는 방법

제안하는 방법은 (1) 사용자가 남긴 피드백을 통한 사용자 취향의 다양성 파악, (2) 상품에 대한 예측 평점을 조정하여 다음 추천에 반영, 두 단계로 나뉜다. 그림 1은 제안하는 방법의 전체적인 개요이다.

첫 번째 단계로, 사용자가 긍정적인 피드백을 남긴 상품의 카테고리 (예를 들면, 영화 장르) 의 비율을 계산하여 사용자 취향의 다양성을 파악한다. 사용자 u 의 피드백에 대하여 계산한 카테고리의 비율을 담은 벡터를 사용자의 ‘피드백 벡터’ (이후 f_u 로 지칭) 라고 정의한다. 이 때, f_u 의 차원은 데이터에 존재하는 카테고리 종류의 수이며, 각 차원의 값의 의미는 사용자 u 가 시스템과의 상호작용을 통해 긍정적인 피드백을 남긴 상품들이 해당하는 카테고리의 비율이다. 예를 들어, 카테고리가 ‘장르 1’, ‘장르 2’, ‘장르 3’ 중 3 개 있다고 가정했을 때 f_u 는 3 차원 벡터이며 k 번째 요소의 값은 ‘장르 k ’의 비율이다. 사용자 u 가

* 교신 저자



(그림 1) 제안하는 방법의 개요

긍정적인 피드백을 남긴 5 개의 상품 a, b, c, d, e 중 상품 a, b, c (3 개) 가 ‘장르 1’에 해당하고 상품 d, e (2 개) 가 ‘장르 2’에 해당할 경우 $f_u = [0.6, 0.4, 0]$ 이다. f_u 는 사용자 u 의 각 카테고리에 대한 선호도가 어느 정도 인지지에 대한 정보를 담고 있다. 또한, 사용자의 취향이 여러 카테고리에 퍼져 있는지 특정 카테고리에 집중되어 있는지 알 수 있으므로, 사용자의 취향이 얼마나 다양한지 파악할 수 있다.

두 번째 단계로, 어떤 임의의 추천 모델을 통해 전체 상품 n 개에 대한 평점들이 예측되었다고 가정하면, 이 평점들을 f_u 를 기반으로 조정한 뒤 상품을 추천한다. 구체적으로, 각 상품이 가지는 카테고리에 해당하는 $(f_u + 1)$ 요소 값을 예측 평점에 곱한다. 어떤 상품이 ‘장르 1’ 카테고리이고 예측 평점이 3 점일 때, $f_u = [0.6, 0.4, 0]$ 일 경우 해당 상품의 조정된 예측 평점은 $3 \times 1.6 = 4.8$ 이다. 모든 상품에 대해 조정된 예측 평점을 구한 뒤 높은 순서대로 추천한다.

추천 결과에 대하여 사용자가 피드백을 남기면 f_u 를 업데이트한 뒤, 새롭게 구한 f_u 를 바탕으로 예측 평점을 조정하여 추천한다. 사용자가 시스템과의 상호작용을 종료할 때까지 이 과정을 반복한다.

3. 실험 및 평가

본 장에서는 제안하는 방법을 기존 추천 모델에 적용할 경우 성능 개선이 어느 정도 되는지 분석한다. 데이터는 943 명의 사용자, 1,682 편의 상품, 18 개의 장르 (카테고리), 100,000 개의 평점으로 구성되어 있는 MovieLens 100K 데이터셋을 이용하였다.

실험 및 평가 방법은 IRS 에 대한 선행 연구 [1] 를 참고하여 구성하였다. 학습을 위한 데이터와 평가를 위한 데이터를 시간 순으로 8:2 로 나눈다. 평가용 데이터에서 4 점 이상의 평점을 사용자의 긍정적인 피드백으로 간주하여 시스템과의 상호작용을 구현한다. 평가 척도로 T 번째 시점까지의 Precision 을 누적해서 합한 값인 Cumulative Precision 을 이용한다. Precision 은 예측한 결과에서 실제로 맞춘 비율이다.

성능 비교를 위해 사용한 추천 모델은 무작위로 추천하는 ‘Random’, Variational AutoEncoder 를 이용한 최신 협업 필터링 기법인 ‘CVAE’ [2], 그리고 제안하는 방법을 CVAE 에 적용시킨 ‘Div_CVAE’이다. 각 시점에서 예측 평점이 높은 상위 5 개의 상품을 추천한다.

<표 1> MovieLens 100K 에 대한 성능 비교

	T=10	T=20	T=30
Random	0.14	0.30	0.43
CVAE	0.44	0.89	1.33
Div_CVAE	0.62	1.27	1.91

최근 우수한 성능을 보이는 기존 추천 모델인 CVAE 에 제안하는 방법을 적용할 경우 41 ~ 44%의 성능 개선이 있었다. 제안하는 방법이 사용자의 피드백을 통해 취향의 다양성을 반영하여 추천 성능을 개선할 수 있음을 확인하였다.

감사의 글

이 논문은 (1) 2019 년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원과 (No. 2019R1I1A1A01061588), (2) 2018 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원과 (No. 2018R1A5A7059549), (3) 2017 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단-차세대정보·컴퓨팅기술개발사업의 지원을 받아 수행된 연구입니다 (No. NRF-2017M3C4A7069440).

참고문헌

- [1] Zhao, Xiaoxue, Weinan Zhang, and Jun Wang. "Interactive collaborative filtering." Proceedings of the 22nd ACM international conference on Information & Knowledge Management. 2013.
- [2] Li, Xiaopeng, and James She. "Collaborative variational autoencoder for recommender systems." Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. 2017.