

# 상이한 아이টে에 대한 사용자 선호도 활용 LOCA 접근 방법 연구

백주련<sup>o</sup>, 고광호(교신저자)<sup>\*</sup>  
<sup>o</sup>평택대학교 데이터정보학과,  
<sup>\*</sup>평택대학교 스마트자동차학과  
e-mail: {jrpaik<sup>o</sup>, kwangho<sup>\*</sup>}@ptu.ac.kr

## Research of LOCA-Based Approach Applied to Users' Preferences on Items in Different Domains

Juryon Paik<sup>o</sup>, Kwang-Ho Ko(Corresponding Author)<sup>\*</sup>  
<sup>o</sup>Dept. of Digital Information & Statistics, Pyeongtaek University,  
<sup>\*</sup>Dept. of Smart Mobility, Pyeongtaek University

### ● 요약 ●

갈수록 개인화되어 가는 추천시스템은 다양한 모델에 의해 그 성능이 향상되고 있으며 최근 추세는 다른 분야와 마찬가지로 딥러닝 기반 모델을 적용하여 추천 품질을 향상하고 있다. 그러나 대다수의 추천시스템은 하나의 도메인에서 개별적으로 사용될 뿐, 유사도메인이나 상이한 도메인이나 모두 다른 도메인에서의 사용자 성향이나 아이템 유사성을 거의 또는 전혀 고려하지 않고 있다. 이는 추천결과의 sparsity와 cold-start 문제를 더 악화시키는 원인이 된다. 본 논문은 다양한 딥러닝 모델 적용 추천 모델 중 오토인코더 모델을 지역 특화 협업에 적용한 모델을 간략하게 소개하고 해당 모델을 상이한 도메인 간의 적용하기 위한 첫 단계로 손실함수 부분에 대해 개념적으로 설명하고자 한다.

**키워드:** 딥러닝 추천(Deep learning recommendation), 지역적협업오토인코더(LOCA), 교차도메인(Cross domain)

## I. Introduction

추천시스템은 증가하는 온라인 정보의 양을 효율적으로 활용하는 매우 효과적인 데이터 분석 활용 시스템이라 할 수 있다. 갈수록 개인화되어 가는 추천시스템은 다양한 모델에 의해 그 성능이 향상되고 있으며 최근 추세는 다른 분야와 마찬가지로 딥러닝 기반 모델을 적용하여 추천 품질을 향상하고 있다. 본 논문은 다양한 딥러닝 모델 적용 추천 모델 중 오토인코더 모델을 지역특화 협업에 적용한 모델을 간략하게 소개하고 해당 모델을 상이한 도메인 간의 적용하기 위한 첫 단계로 손실함수 부분에 대해 개념적으로 설명한다.

사용자 또는 어떤 대상 아이টে에 따라 서로 다른 가중치를 두어 선형적으로 해당 모델들을 합성한다는 것이다. 이 때, 가중치는 특정 상수가 아니라 사용자 또는 아이টে에 따라 변하는 변수라는 것이 중요하다. 논문 [2]에서 발표한 LLORMA(Local Low-Rank Matrix Approximation)는 전체 별점 행렬을 취향이 비슷한 사용자들과 아이টে들로 구성된 부분행렬(local community)별로 가중치가 곱해진 행렬요인화(MF)를 적용해서 개별 local 모델을 학습 후 각 모델이 예측한 값의 가중합으로 선호도를 예측하는 방식이다.

## II. Preliminaries

### 1. Related works

#### 1.1 지역특화 협업 필터링

CF양상블 모델[1]로 발표된 지역특화 개념은 간단히 기술하면 학습 되어 있는 k개의 추천시스템 모델이 주어졌을 때, 어떤 대상

#### 1.2 딥러닝 기반 지역특화 협업 필터링

성향이 비슷한 사용자 또는 아이টে를 잘 표현하면서도 정확도 높은 로컬 모델을 만들기 위해 비선형적 패턴을 반영하도록 최근 들어 딥러닝 모델을 적용하는 연구가 다수 진행되고 있다. 그 중 대표적인 것이 오토인코더를 기본 모델로 적용한 LOCA(Local Collaborative Autoencoders) 모델[3]이다. 기본적인 학습절차는 MF 기반 지역적 협업 필터링과 유사하지만 학습하는 과정에 있어서

차이점이 존재한다. LOCA는 학습 시 구성된 로컬 모델을 확장하는데 이 대 로컬 모델 구성에 적용했던 사용자와의 유사도를 조금 하락시켜 구성된 그룹을 확장하며 학습을 진행하는데 대상 사용자과 유사 사용자들과의 정확도가 학습 시 가중치로 사용된다. 머신러닝 기반의 LLORMA와 비교해서 LOCA는 로컬 모델의 개수가 증가할수록 정확도 역시 계속해서 증가한다.

### III. The Proposed Scheme

현재의 추천시스템은 하나의 도메인에서 개별적으로 사용된다. 유사 도메인 예를 들면 영화 관련 이라 하더라도 넷플릭스의 추천시스템, 유튜브의 추천시스템, 왓챠의 추천시스템이 별개로 사용되어 해당 추천시스템이 보유한 데이터에 근거하여 사용자에게 추천이 이루어지는 것이 대부분이며, 서로 다른 도메인 예를 들면 영화, 음악, 쇼핑 등의 추천시스템은 서로간의 유사한 특징들조차 파악되지 않는 상황이다. 유사도메인이나 상이한 도메인이나 모두 다른 도메인에서의 사용자 성향이나 아이템 유사성을 거의 또는 전혀 고려하지 않고 있다. 이는 추천결과와 sparsity와 cold-start 문제를 더 악화시키는 원인이 된다.

본 연구는 다양한 도메인 간의 일반화(generalization)와 차이점(difference)을 학습하여 서로 다른 도메인 간의 추천에 활용할 수 있는 모델을 수립하고자 하며 이를 위해 딥러닝 기반 지역특화 협업 모델인 LOCA를 적용하고자 한다. 특히, LOCA 모델에서 각 로컬 모델에 적용한 손실함수를 수정하는 것부터 시작하고자 한다.

$$\operatorname{argmin}_{\theta^{(j)}} \sum_{r_u \in R} t_u^{(j)} \mathcal{L}(r_u; M^{local}(r_u; \theta^{(j)}) + \lambda \Omega \theta^{(j)})$$

위의 수식은 j번째 로컬모델에 대해서 사용자 u가 모든 아이템들에 대해서 실제로 평가한 점수 벡터  $r_u$ 와 로컬모델이 예측한 점수가 얼마나 차이가 나는지를 손실함수  $L$ 로 계산한 것에 j번째 로컬모델의 사용자 u에 대한 가중치  $t_u^{(j)}$ 를 곱해서 가중치 규제를 적용하고 j번째 로컬모델에 해당하는 파라미터들만으로 병렬로 학습을 진행시킨다.

LOCA의 손실함수는 단일 도메인의 사용자아이템 데이터를 부분 모델들로 나누어 적용했지만 본 연구는 해당 손실함수를 서로 다른 도메인 간의 데이터의 부분모델들에 적용하기 위해 크게 2종류로 수정하고자 한다. 첫째는 유사 도메인 간의 전이학습을 위해 파라미터와 손실함수를 수정하고자 하는데 이를 위해 MovieLens의 영화데이터와 네이버 영화데이터를 사용하고자 한다. 둘째는 상이한 도메인 간의 전이학습을 위해 수정하고자 하며 이때 적용할 도메인은 MovieLens 영화데이터와 음악데이터를 사용하고자 한다.

### IV. Conclusions

본 논문에서는 딥러닝 기반 추천 모델을 서로 다른 도메인 간의 사용자 성향이나 아이템 유사성을 반영하여 교차 도메인 모델의 필요성을 기술하였다. 현재 해당 필요성에 근거하여 오토인코더 모델을 적용한 LOCA 모델의 분석 및 수정 연구를 진행하고 있다.

## ACKNOWLEDGEMENT

이 논문은 2021년도 정부 (과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 이공분야기초연구사업임 (NRF-2021R1F1A1064073).

## REFERENCES

- [1] J. Lee, S. Kim, G. Lebanon, and Y. Singer, "Local Low-Rank Matrix Approximation," Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning, PMLR 28(2), pp. 82-90, 2013.
- [2] J. Lee, S. Kim, G. Lebanon, Y. Singer, S. Bengio, "LLORMA: Local Low-Rank Matrix Approximation," Journal of Machine Learning Research 17, pp. 1-24, March. 2016.
- [3] M. Choi, Y. Jeong, J. Lee, and J. Lee, "Local Collaborative Autoencoders," Proceedings of the 14th ACM International Conference on Web Search and Data Mining, WSDM '21, pp.734-742, March 2021.