

Collaborative Filtering with Graph-based Implicit Feedback

<https://arxiv.org/abs/1803.03502>

0. Introduction

- 추천 시스템은 주로 명시적 피드백(별점, 좋아요) 기반으로 발전했음
- 하지만 실제 환경에서는 대부분 암묵적 피드백(조회, 클릭, 구매)만 제공됨
- 기존 협업 필터링은 암묵적 데이터 활용에 한계 존재
- 본 논문은 그래프 기반 협업 필터링(GCF) 접근법 제안
- 사용자-아이템 상호작용을 그래프로 표현하여 성능 개선

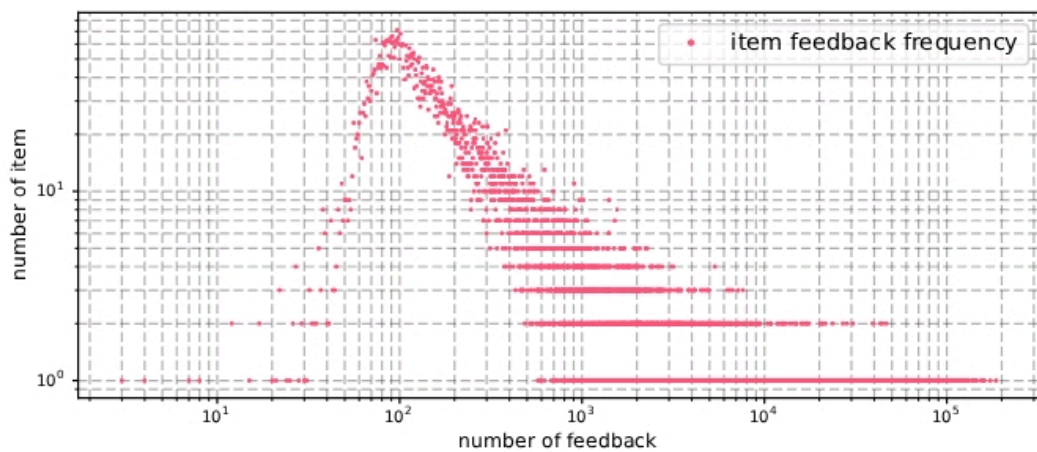
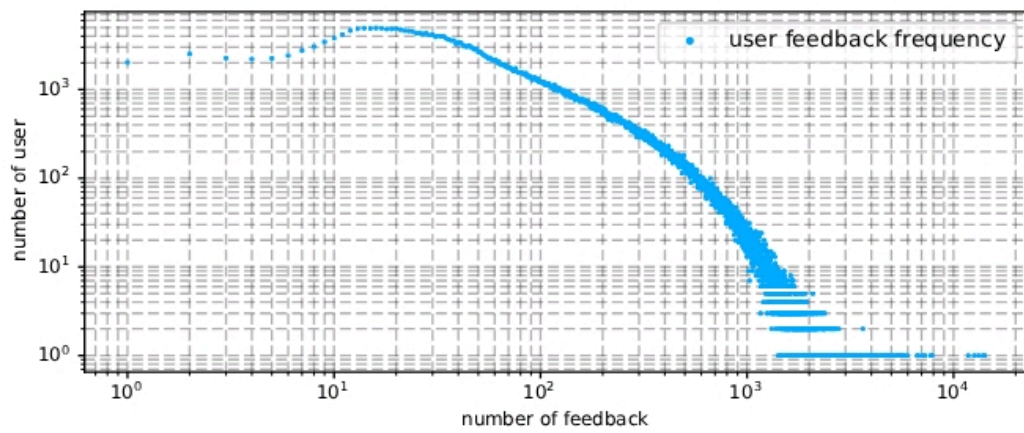
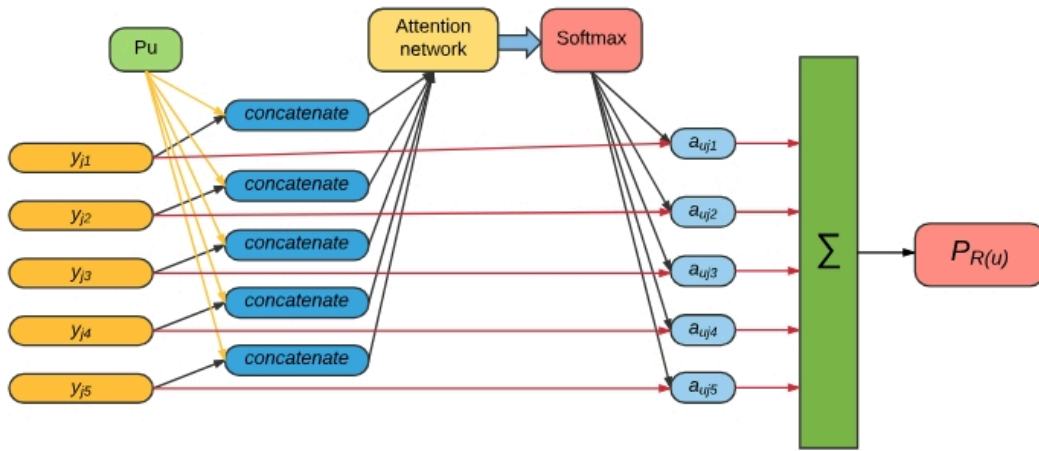
1. Overview

- 사용자-아이템 관계를 이분 그래프(bipartite graph)로 모델링
- 그래프 기반 임베딩 학습을 통해 더 정교한 사용자-아이템 표현 가능
- 단순 행렬 분해보다 이웃 관계와 구조적 패턴을 잘 포착
- 암묵적 피드백(implicit feedback)에도 효과적

2. Challenges

- 암묵적 피드백은 부정 신호(negative signal) 부재
- 단순히 관찰되지 않은 상호작용이 무관심인지 불확실
- 전통적 CF 모델은 고차원 희소 행렬로 인해 성능 저하
- 그래프 구조를 어떻게 설계하고 효율적으로 학습할지가 관건

3. Method



- 사용자-아이템 상호작용을 그래프로 변환
- Graph-based Collaborative Filtering (GCF) 모델 제안

- Random Walk 기반 이웃 탐색 → 간접적 관계 학습
- Graph Laplacian 정규화 → 임베딩 smoothness 보장
- Matrix Factorization 확장 → 그래프 정보 반영
- 학습 시 negative sampling 기법 활용하여 implicit feedback 한계 보완

4. Experiments

- 데이터셋:
 - MovieLens
 - Last.fm
 - Netflix
- 비교 baseline:
 - Matrix Factorization (MF)
 - Item-based CF
 - BPR (Bayesian Personalized Ranking)
- 평가 지표:
 - Precision@K, Recall@K, NDCG
- 구현 효율성을 위해 그래프 학습 알고리즘 최적화

5. Results

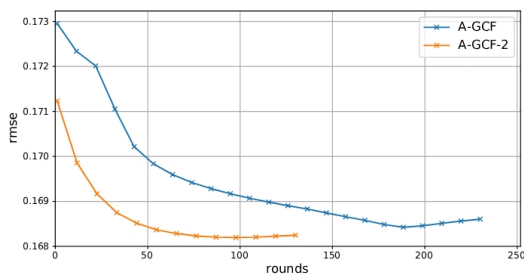


Fig. 3. learning curve of A-GCF and A-GCF-2 models

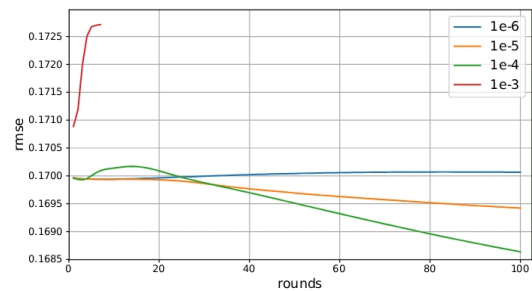
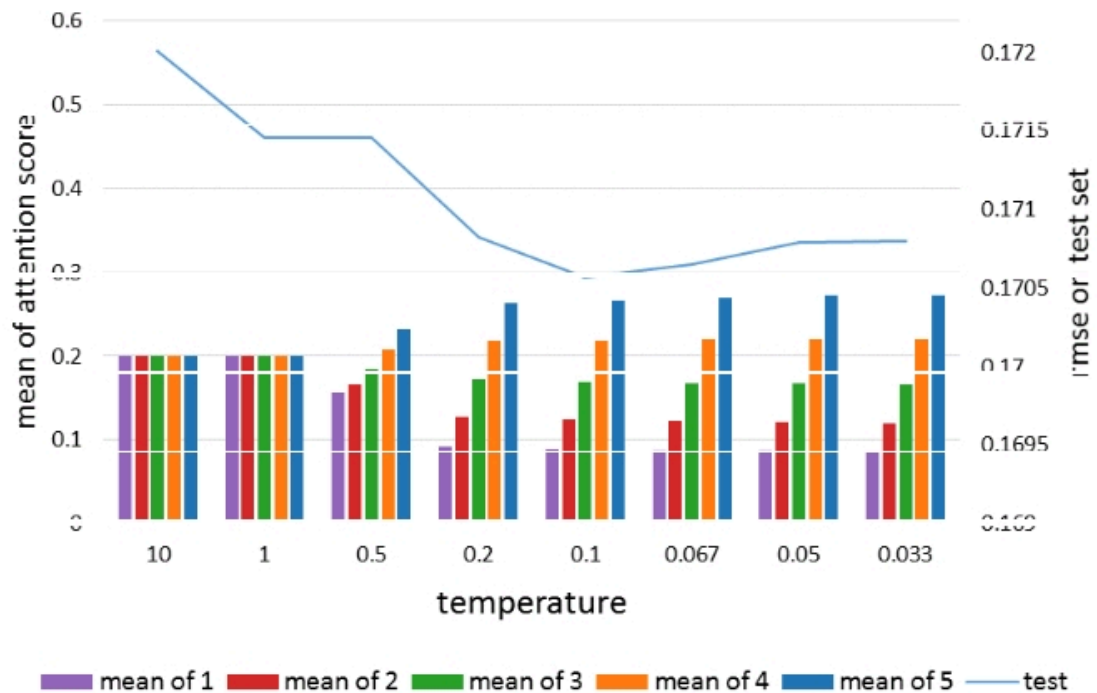


Fig. 6. learning curve of W-GCF model under different regularization strength



- GCF는 MF, BPR 대비 일관적으로 높은 추천 정확도 기록
- 특히 sparse 데이터셋에서 성능 우위 두드러짐
- implicit feedback 환경에서도 안정적인 성능 달성

6. Insight

- 그래프 구조 활용은 CF의 일반화를 크게 개선
- 암묵적 피드백 데이터의 한계를 보완할 수 있는 강력한 프레임워크
- 이후 GCN(Graph Convolutional Network)과 결합한 NGCF, LightGCN 등의 발전 기반 마련