

다중클래스 피드백을 이용한 지식증류기법 기반의 추천시스템 정확도 평가

김지연, 배홍균, 김상욱[†]
한양대학교 컴퓨터소프트웨어학과
{jiyeon7, hongkyun, wook}@hanyang.ac.kr

On Evaluating Recommender Systems with Knowledge Distillation in Multi-Class Feedback Environment

Jiyeon Kim, Hong-Kyun Bae, Sang-Wook Kim
Dept. of Computer Science, Hanyang University

요약

추천시스템은 사용자가 아이템들에 남긴 과거 피드백을 바탕으로 사용자가 선호할 법한 아이템을 추천한다. 추천시스템에서 사용자의 선호도는 단일클래스 세팅과 다중클래스 세팅 두 가지로 표현 할 수 있다. 우리는 추천시스템을 위해 제안된 지식증류기법인 Ranking Distillation 을 다중클래스 세팅에서 실험하여, 증류된 지식을 통한 작은 모델 학습이 효과적인지에 대해 알아보고자 한다.

1. 서론

최근, 딥러닝 모델들이 복잡해짐에 따라 길어지는 추론 시간을 줄이기 위해 컴퓨터 비전 분야에서 지식증류기법에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 잠재차원 수를 기준으로 모델 크기를 정의할 때, 지식증류기법은 크기가 큰 모델(교사 모델)로부터 증류된 지식을 크기가 작은 모델(학생 모델)에게 전달하여 효율적이고 효과적으로 모델을 학습시키는 기법이다. 즉, 증류된 지식을 통해 효과적으로 학습된 작은 모델을 사용함으로써, 적은 시간 안에 효율적인 추론 결과 도출이 가능해진다.

추천시스템은 사용자의 과거 선호도를 바탕으로 각 사용자가 선호할 법한 아이템을 추천한다 [1]. 사용자의 선호도는 단일클래스 또는 다중클래스 피드백으로부터 유추할 수 있다. 단일클래스 피드백은 사용자의 이용 여부(예: 클릭)를 표현하고, 다중클래스 피드백은 사용자의 선호 정도(예: 평점)를 표현한다. 추천 문제 상황을 사용자가 평가하지 않은 아이템들에 대한 랭킹 문제로 간주하고 지식증류기법을 적용한 RD(Ranking Distillation) 기법이 제안되었다 [2].

RD 외에도 추천시스템에 지식증류기법을 적용하는 CD(Collaborative Distillation) [3], DE-RRD (Distillation Experts - Relaxed Ranking Distillation) [4] 등 다양한 연구가 이루어지고 있다.

이와 같은 기존의 연구들은 모두 단일클래스 세팅에서 지식증류기법을 적용하고 있다는 특징을 갖는다.

본 논문에서는 추천시스템을 위한 지식증류기법 중의 하나인 RD 기법을 다중클래스 세팅에서 실험하여, 다중클래스 세팅에서도 증류된 지식을 통한 학생 모델 학습이 효과적인지 확인해보고자 한다.

2. 다중클래스 세팅에서의 지식증류기법

컴퓨터 비전 분야에서의 지식증류기법은 주로 이미지 분류에 사용된다. 교사 모델이 이미지 분류 시, 오답 클래스에 대해 도출한 점수를 증류된 지식으로 활용한다. 추천시스템을 위해 제안된 지식증류기법인 RD 는 사용자들의 아이템들에 대한 피드백을 통해 학습된 교사 모델이 예측한 상위 랭킹의 아이템들을, 증류된 지식으로 사용한다. 교사 모델에 의해 상위 랭킹으로 판단된 아이템들은 사용자가 선호한 아이템과의 유사도가 높을 것이고, 따라서 학생 모델 학습에 필요한 정보가 많이 함유되어 있을 것이라는 직관을 바탕에 둔다.

RD 기법에서는 증류된 지식을 교사 모델이 예측한 상위랭킹 아이템들에 대해서 1 의 값을 부여해 구성한다. 다중클래스 세팅에서 RD 기법을 사용하는 경우, 교사 모델이 예측한 상위 랭킹 아이템들에 대해 정답에 해당하는 점수를 줘야 한다. 우리는 다중클래스 세팅에서의 다음과 같은 파라미터 튜닝실험을 통해

[†] 교신저자

지식증류기법의 효과를 확인하고자 한다: (i)증류된 지식으로써 사용되는 정답 점수; (ii)증류된 지식으로써 사용되는 아이템 수.

3. 성능 평가

3.1 실험 환경

본 논문에서는 MovieLens100K 데이터셋을 사용해 실험했다. MovieLens 100K는 943 명의 사용자, 1,682 개의 아이템, 100,000 개의 평가로 구성된 영화 평점 데이터셋이다. 추천시스템을 위한 협업 필터링 모델로는 CDAE(Collaborative Denoising Auto-Encoder) [5]를 사용했다. 모델평가 프로토콜은 5 겹 교차검증 방법을 사용했고, 메트릭으로는 nDCG@10을 사용했다. 교사 모델의 크기는 그림 1의 결과를 바탕으로 정확도가 가장 좋은 잠재차원 90으로, 학생 모델은 교사 모델의 1/10 크기(즉, 9)로 설정했다.

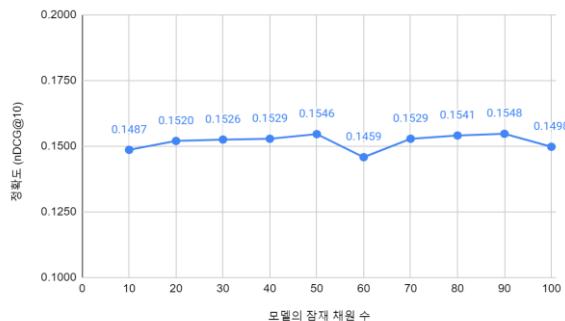


그림 1. 모델 크기에 따른 정확도

3.2 실험 결과

먼저 우리는 증류된 지식으로써 사용되는 정답 점수에 따른 정확도 변화를 확인해 보았다. 그림 2에서와 같이 우리는 증류된 지식에 포함된 아이템의 점수가 5 점인 경우 가장 정확도가 높음을 확인했다.

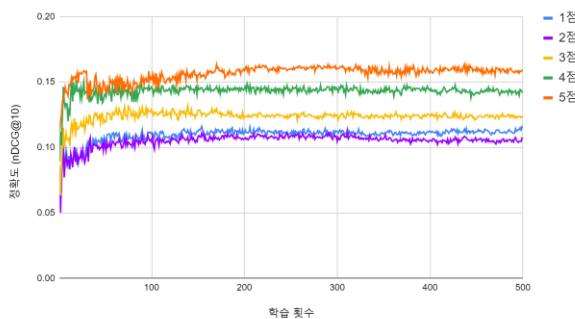


그림 2. 정답 점수에 따른 정확도 추이

다음, 우리는 증류된 지식으로써 사용되는 아이템 수에 따른 정확도 변화를 관찰했다. 그림 3과 같이, 증류된 지식을 상위 20 개의 아이템으로 구성하면, 가장 좋은 정확도를 보이지만 전반적으로 상위 10 개의 아이템으로 구성했을 때, 안정적으로 좋은 정확도를 보이는 것을 확인할 수 있다.

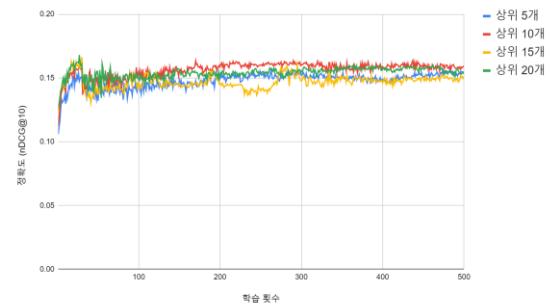


그림 3. 아이템 수에 따른 정확도 추이

표 1에서와 같이 우리는 다중클래스 세팅에서도 지식증류기법이 효과적으로 동작함을 확인했다. Small은 지식증류기법이 적용되지 않은 학생 모델과 크기만 같은 모델이다.

표 1. 모델 간 정확도 비교

	Small	Student	Teacher
nDCG@10	0.15092	0.16377	0.15476

4. 결론

본 논문에서는 추천시스템에 지식증류기법을 적용한 RD를 통해, 다중클래스 세팅에서 사용자의 아이템에 대한 선호도가 증류된 지식으로 잘 전달이 되는 것을 확인했다. 구체적으로, 증류된 지식의 정답 점수는 5 점, 증류된 지식으로 사용되는 아이템 수는 10 개일 때 가장 높은 정확도가 도출됨을 확인했다.

사사

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(No.NRF-2020R1A2B5B03001960)과 2018년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(No.2018R1A5A7059549)을 받아 수행된 연구임.

참고문헌

- [1] G.Adomavicius and A. Tuzhilin, "Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions," in *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2005, vol. 17, no. 6, pp. 734-749.
- [2] J. Tang and K. Wang, "Ranking distillation: Learning compact ranking models with high performance for recommender system," in *ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, 2018, pp. 2289-2298.
- [3] J-w. Lee et. al, "Collaborative distillation for top-N recommendation," in *IEEE International Conference on Data Mining*, 2019, pp. 369-378.
- [4] S. Kang et. al, "DE-RRD: A Knowledge Distillation Framework for Recommender System," in *ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, 2020, pp. 605-614.
- [5] Y. Wu, et. al, "Collaborative Denoising Auto-Encoders for Top-N Recommender Systems," in *ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, 2016, pp.153-162