Recommender System Using Wide & Deep Technique and Side Information

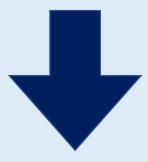
장영수, 지윤혁, 조기흠, 백찬진

Contents

- #1. Abstract
- #2. Introduction
- #3.Backgrounds
- #4. Model Architecture
- #5. Experiments
- #6. Conclusion
- #7. Reference

1. Abstract

User와 Item 각각의 부가정보를 Wide 방식과 Deep 방식으로 나누어 총 4가지의 Interaction Map 생성



각각의 Interaction Map 간의 중요도 파악을 위하여 Channel Attention을 적용하여 예측을 진행하고, 기존의 ONCF의 성능 비교

2. Introduction

[필요성]

- 1) 기존 ONCF에 부가 정보를 활용하여 데이터를 풍부하게 표현할 수 있음
- 2) 기존 ONCF에서는 하나였던 Interaction Map을 부가정보를 활용하여 다수의 채널로 확장할 수 있음

[목적]

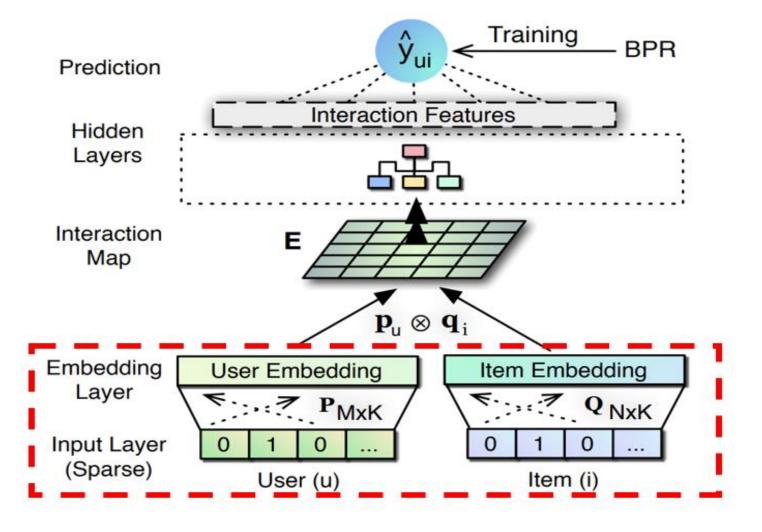
- 1) 사용자의 나이, 직업, 영화의 장르, 제목 등을 활용하여 모델의 성능에 기여
- 2) Concat, Stack의 방식으로 서로 관련 없는 Map을 채널로 쌓는 방식이 아닌 Element-wise 방식으로 생성한 Latent Vector를 외적하여 채널들 간의 연관성을 확보하면서 다수의 채널로 확장할 수 있음

[추가]

- 1) 부가정보 추가할 때, Memorization과 Generalization의 방식을 사용하는 Wide & Deep을 사용할 수 있음
- 2) 다수의 채널을 만든 후 Channel Attention을 사용하여 Channel들 간의 중요도를 고려할 수 있음

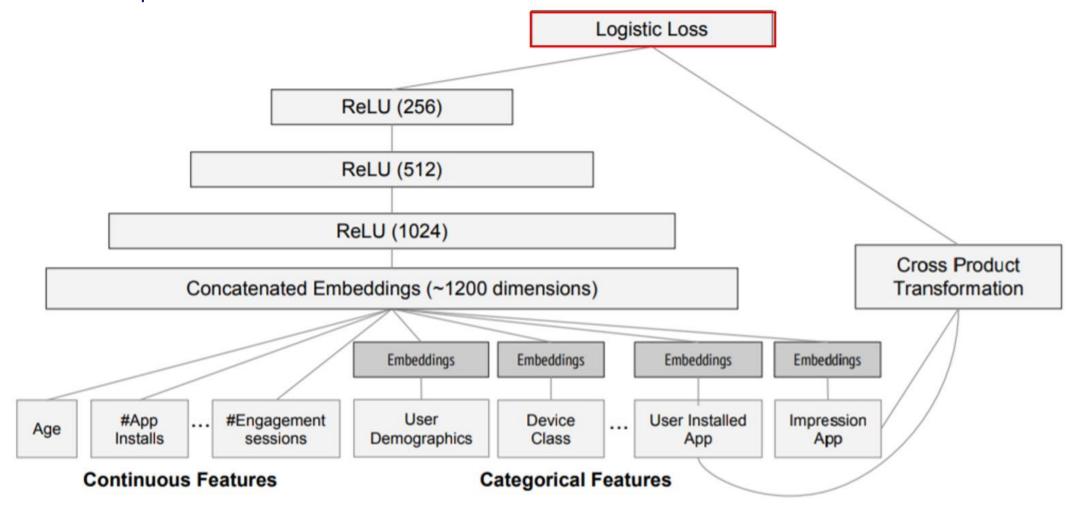
3. Backgrounds

[3.1 ONCF]



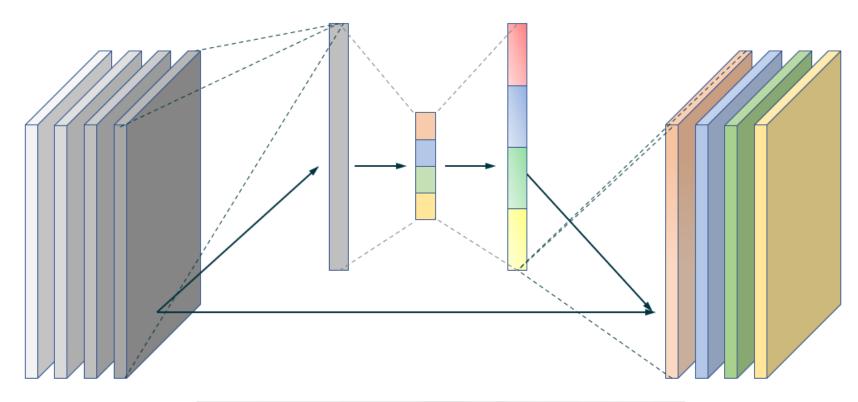
3. Backgrounds

[3.2 Wide & Deep]



3. Backgrounds

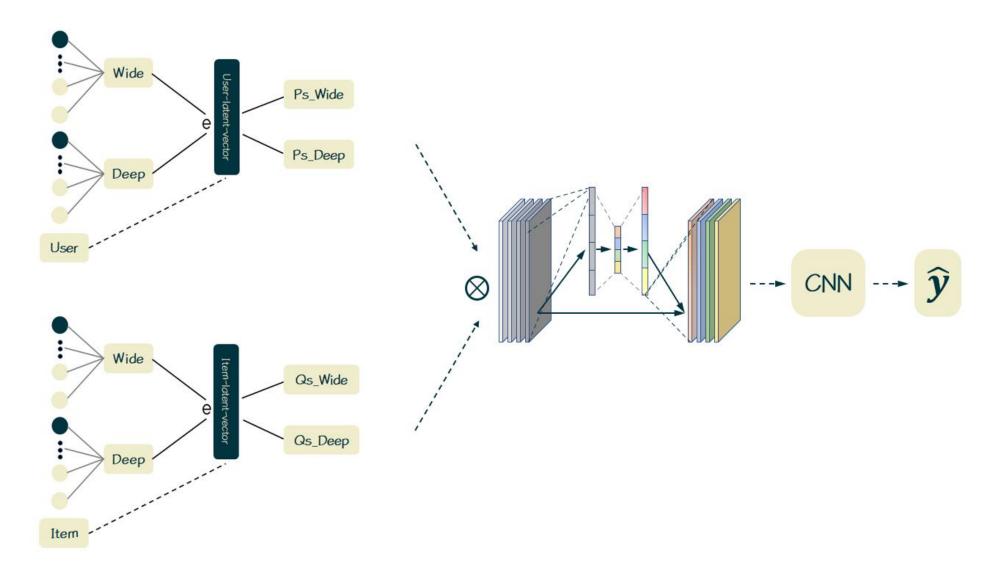
[3.3 Channel Attention]



$$F_{out} = CA(F_{in})$$

$$F_{out} = F_{in} \times \sigma_2(fc_2(\sigma_1(fc1(GAP(F_{in})))))$$

4. Model Architecture



[실험설정]

```
# Epoch : 50
# Batch size: 512
# Loss Function: MSE Loss
# 평가지표: HR, AUC
# Optimizer: Adam
# Learning rate: 0.001
# Embedding size: 16
```

[Data]

movielens의 영화 Dataset을 빠른 실험을 위해 User를 200명으로 Random Sampling

Users.dat

- 6040 명

movies.dat

- 3900 개

Sampled Users

- 200 명

Sampled movies

- 2928 개

[실험1] 기존 ONCF VS WD - ONCF

Point. 기존 모델인 ONCF에 부가정보를 사용하는 것이 성능향상에 도움이 되는지 검증 기존의 ONCF와 W&D 방식을 사용하여 부가정보를 추가한 ONCF의 성능을 비교

[실험 2] WD - ONCF VS Channel Attention With WD - ONCF

Point. Channel 간의 중요도를 Attention을 통해 강조하는 것이 부가정보를 효과적으로 사용하는데 도움이 되는지 검증 Channel Attention을 사용하여 특정 채널의 중요도를 전달해 주는 것이 부가정보를 더욱 효과적으로 사용할 수 있다고 판단

[실험3] 기존 ONCF VS Channel Attention With WD - ONCF

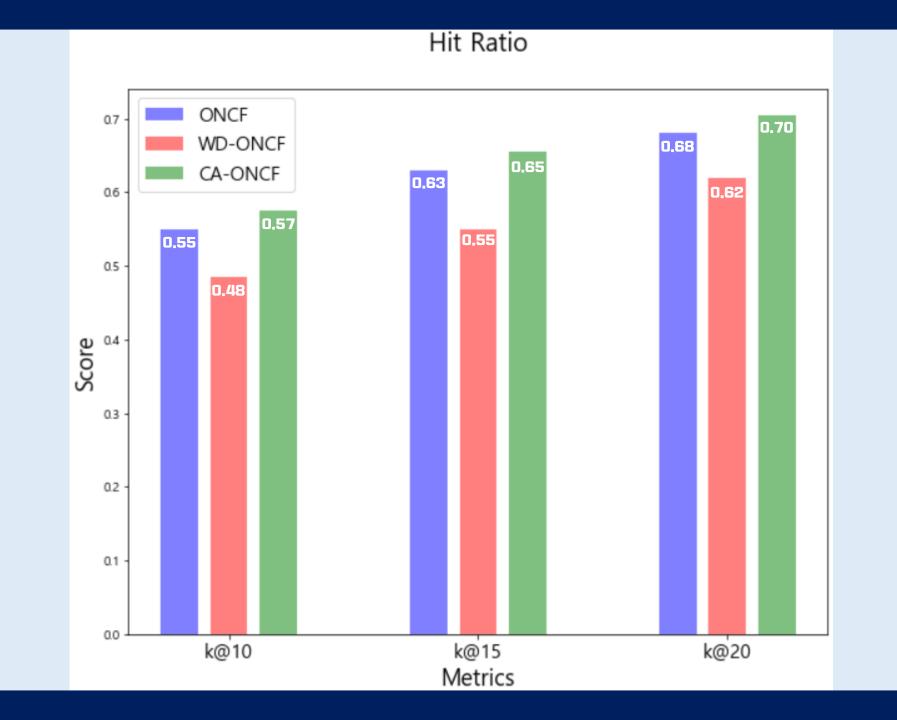
Point. 기존 모델 대비 제안한 모델의 성능을 비교

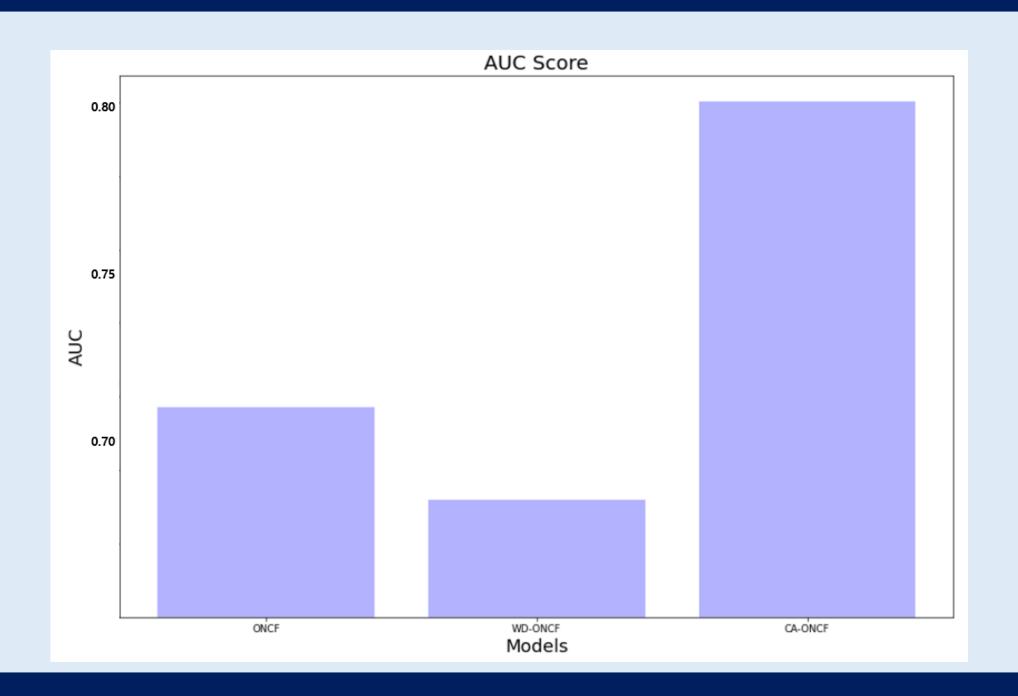
[Result]

기존 ONCF VS WD - ONCF VS Channel Attention With WD - ONCF

Model	HR @ K			A1.1C
	10	15	20	AUC
ONCF	0.55	0.63	0.68	0.7286
WD-ONCF	0.485	0.55	0.62	0.71591
CA-ONCF	0.575	0.655	0.705	0.79067







6. Conclusion

연구 내용)

부가정보 없이 협업 필터링 기법과 외적의 방식을 통해 좋은 성능을 냈던 ONCF에 부가 정보를 활용하여 추천시스템의 성능을 개선 기존에 하나로 구성 되었던 Interaction Map을 부가정보를 활용하여 여러 채널로 확장

결론)

기존의 ONCF에 더욱 풍부한 부가 정보를 추가하여 추천시스템의 성능 향상에 기여하였고, Channel Attention의 방식을 사용하여 더욱 효과적으로 부가정보를 사용할 수 있음을 입증

한계점 및 개선사항)

MovieLens 데이터와 비교하였을 때, 부가정보가 많거나 적은 데이터의 경우 부가정보의 수에 따라 성능 차이가 생길 수 있다고 판단 빠른 실험을 위해 데이터를 축소하여 진행하였기 때문에 더 많은 데이터를 사용한다면 더 높은 성능을 기대할 수 있음

7. References

- Neural Collaborative Filtering(NCF)
- Outer Product-based Neural Collaborative Filtering (ONCF)
- Wide & Deep Learning for Recommender Systems
- Attention Is All You Need (Transformer)
- An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale (Vision Transformer)
- A Deep Learning Based Recommender System Using Visual Information
- 채널 강조와 공간 강조의 결합을 이용한 딥 러닝 기반의 초해상도 방법 (Channel Attention, Spatial Attention)

Thank You