

# Recommender System Using Wide & Deep Technique and Side Information

장영수, 지윤혁, 조기흙, 백찬진

---

# Contents

#1. Abstract

#2. Introduction

#3. Backgrounds

#4. Model Architecture

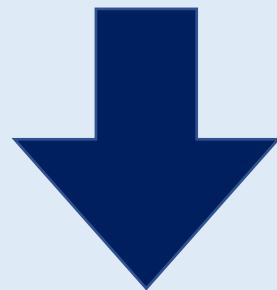
#5. Experiments

#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 ]

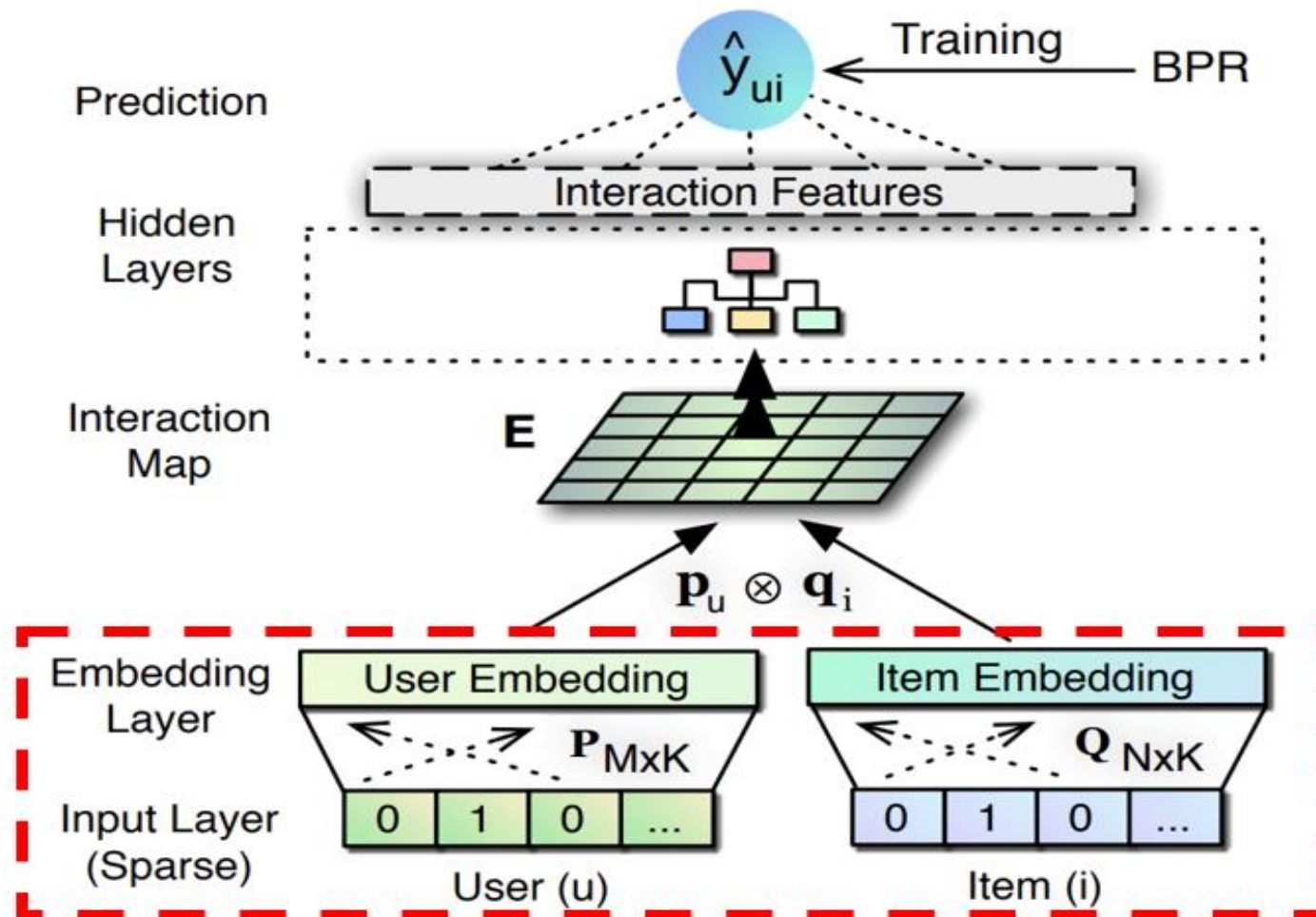
- 1) 사용자의 나이, 직업, 영화의 장르, 제목 등을 활용하여 모델의 성능에 기여
- 2) Concat, Stack의 방식으로 서로 관련 없는 Map을 채널로 쌓는 방식이 아닌 Element-wise 방식으로 생성한 Latent Vector를 외적하여 채널들 간의 연관성을 확보하면서 다수의 채널로 확장할 수 있음

### [ 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

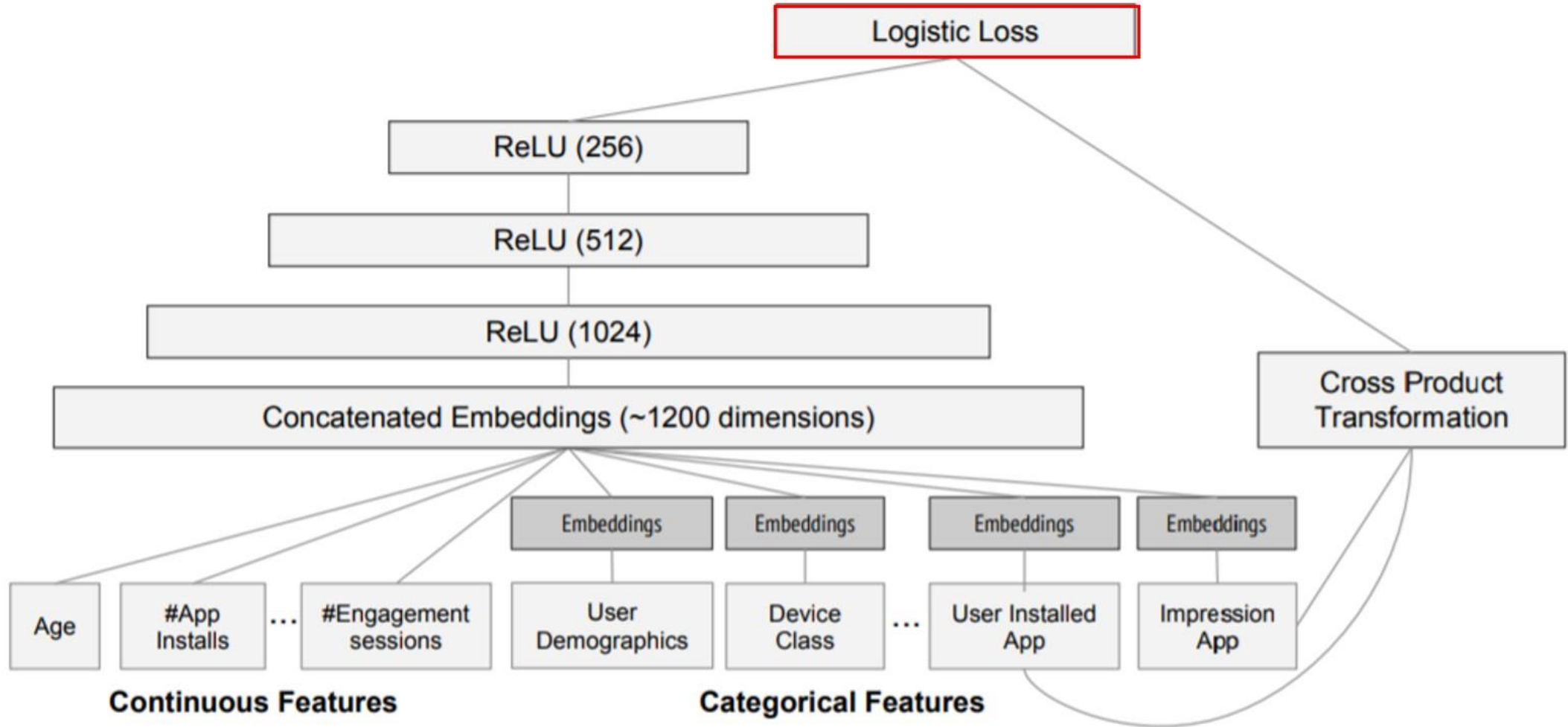
# 3. Backgrounds

[ 3.1 ONCF ]



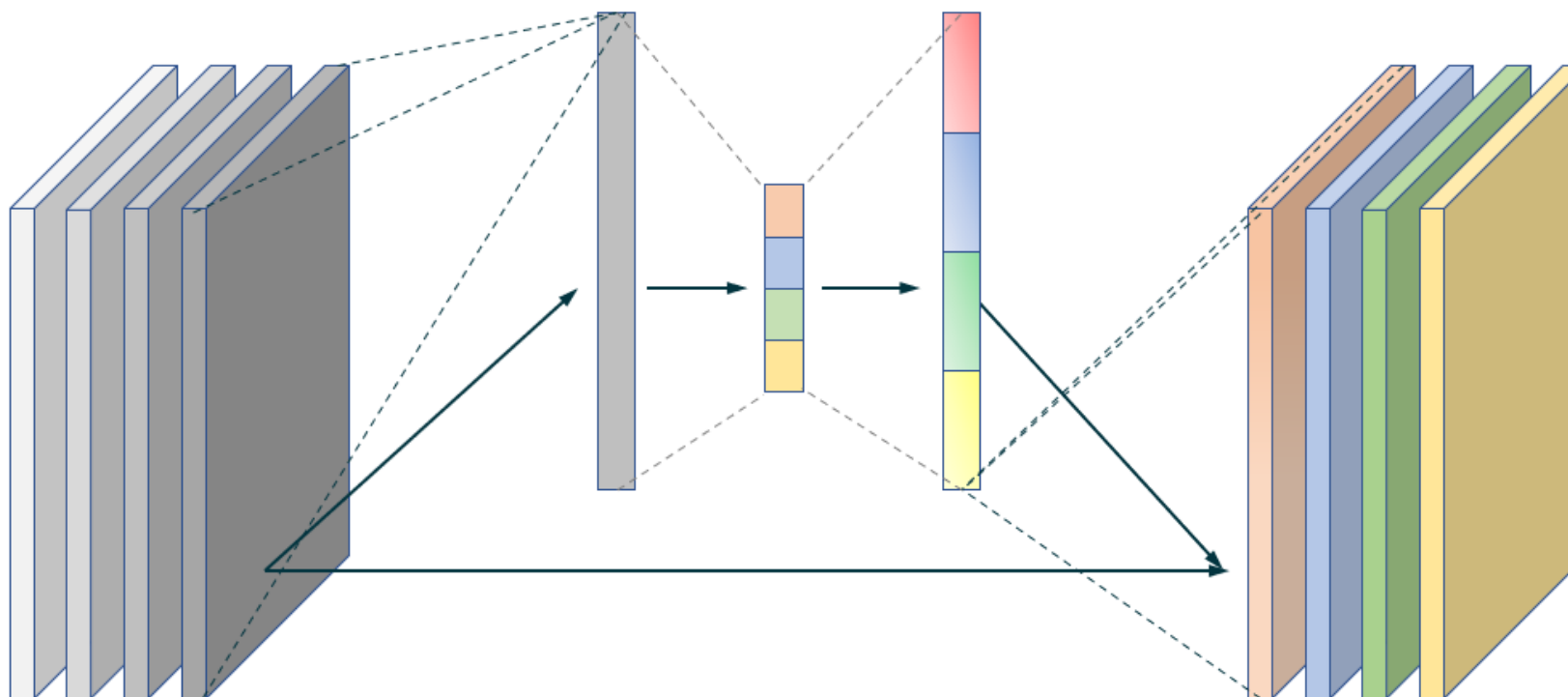
# 3. Backgrounds

[ 3.2 Wide & Deep ]



# 3. Backgrounds

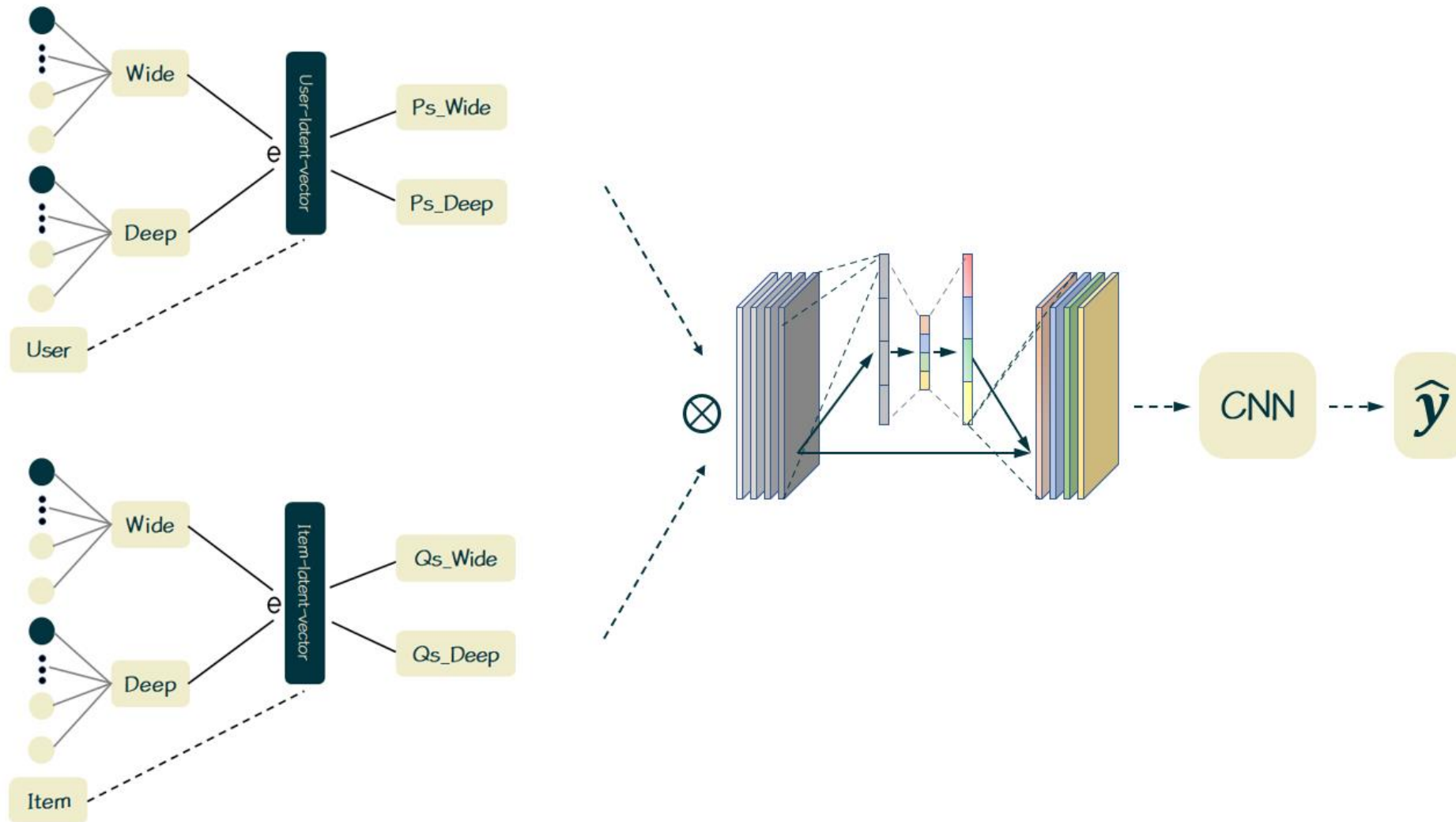
[ 3.3 Channel Attention ]



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

$$F_{out} = F_{in} \times \sigma_2(fc_2(\sigma_1(fc_1(GAP(F_{in}))))))$$

## 4. Model Architecture





# 5. Experiments

[ 실험 설정 ]

# Epoch : 50

# Batch size: 512

# Loss Function: MSE Loss

# 평가지표: HR, AUC

# Optimizer: Adam

# Learning rate: 0.001

# Embedding size: 16

## 5. Experiments

[ Data ]

movielens의 영화 Dataset을 빠른 실험을 위해 User를 200명으로 Random Sampling

**# Users.dat**

- 6040 명

**# Sampled Users**

- 200 명



**# movies.dat**

- 3900 개

**# Sampled movies**

- 2928 개

## 5. Experiments

### [ 실험 1 ] 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

### [ 실험 3 ] 기존 ONCF VS Channel Attention With WD - ONCF

Point. 기존 모델 대비 제안한 모델의 성능을 비교

# 5. Experiments

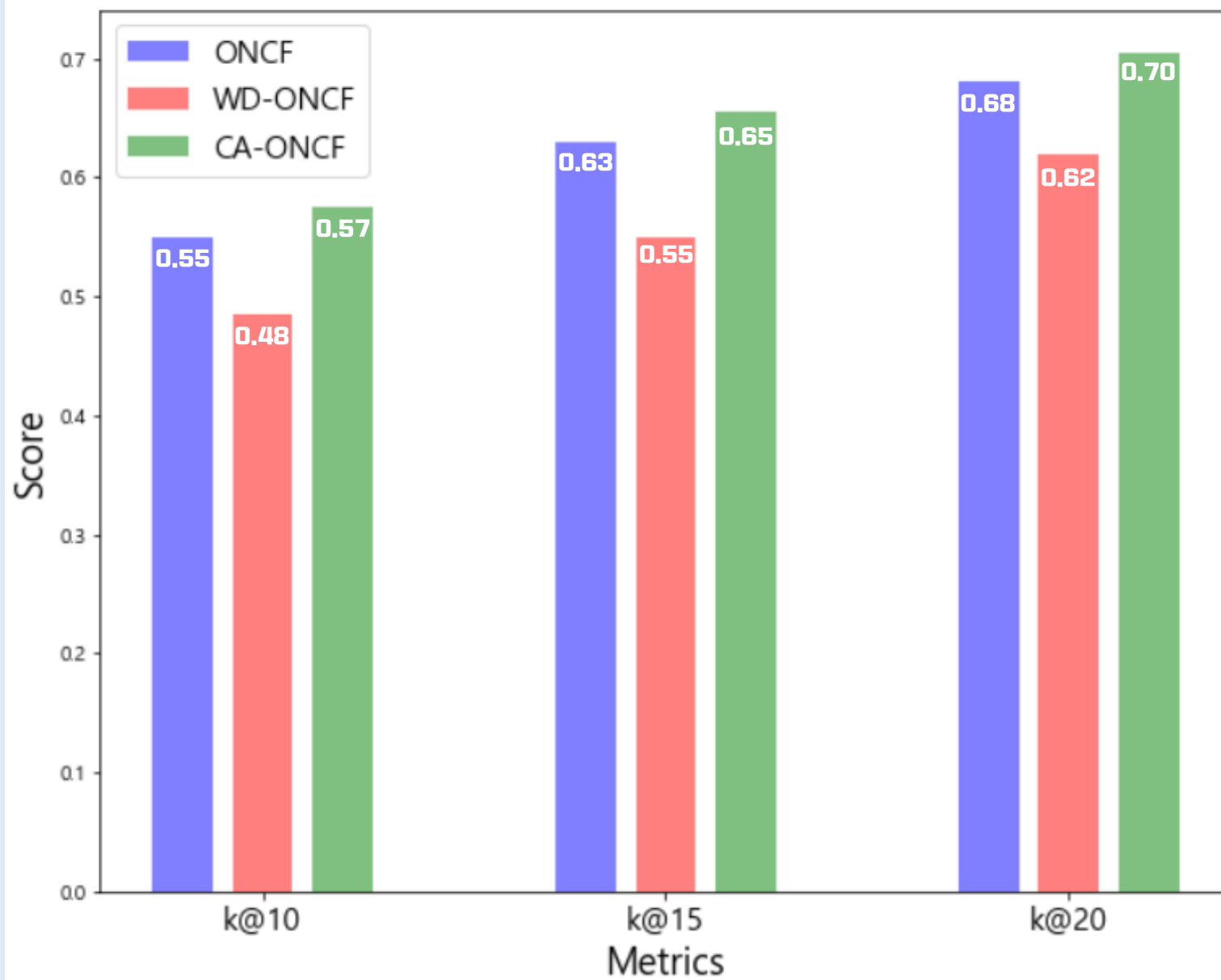
[ Result ]

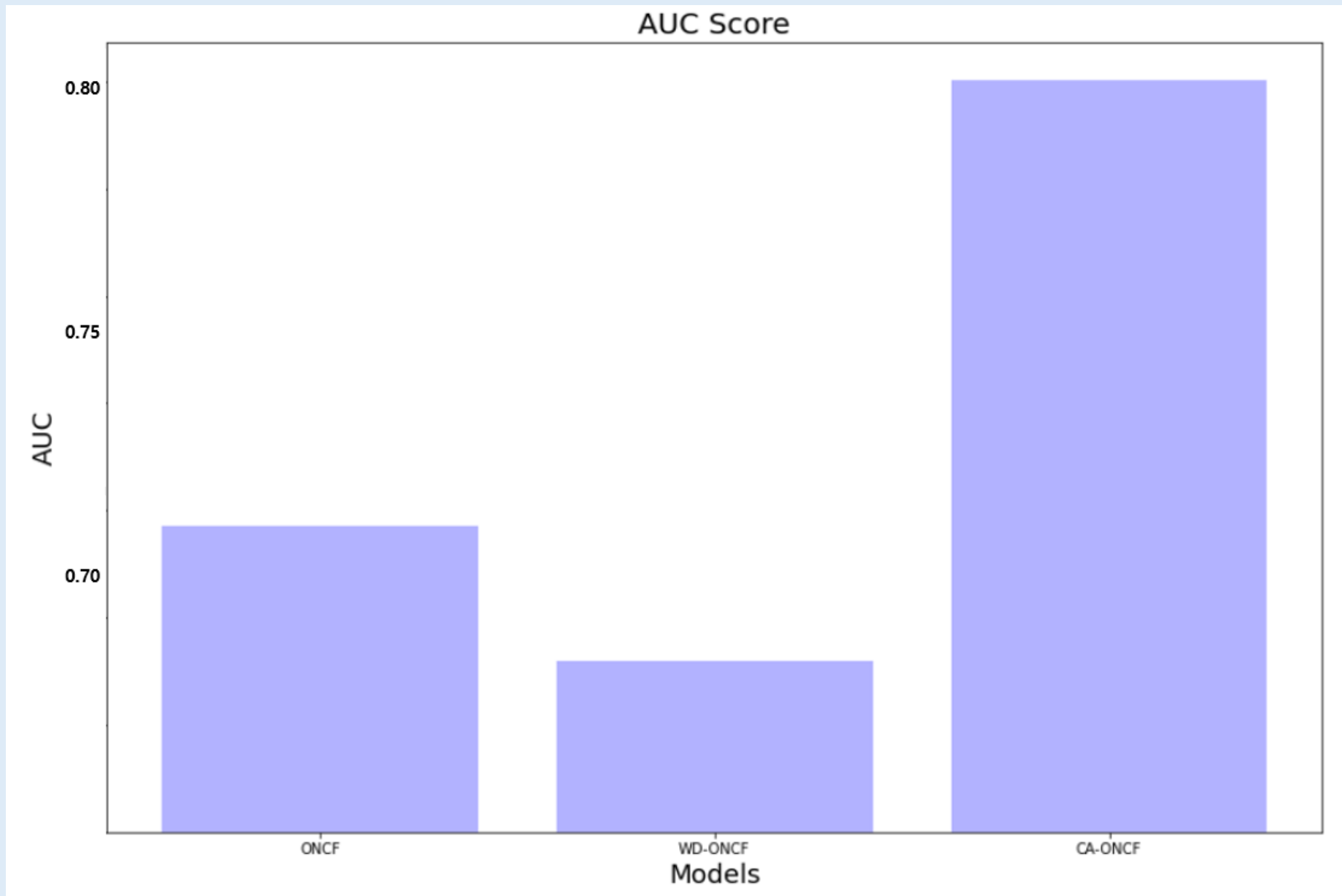
기존 ONCF VS WD – ONCF VS Channel Attention With WD – ONCF

Model	HR @ K			AUC
	10	15	20	
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



Hit Ratio





## 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