

[Review]

본 논문은 기존의 MF알고리즘에 NN의 방식을 활용한 새로운 모델(NCF)인 GMF와 MLP 기반의 MF, 그리고 두 모델을 concat한 NeuMF 까지 총 3가지 유형의 추천시스템 모델을 제안했다.

기존의 MF 알고리즘은 User와 Item의 Latent Features에 내적을 통하여 input을 추론하는 과정으로 이루어진다. 이러한 학습방식은 선형 결합이기 때문에 User와 Item간의 복잡한 관계를 충분히 학습하지 못한다고 한다.

GMF은 User와 Item의 Latent Features에 element-wise product을 한 후, Linear Layer와 activation function을 거침으로써 선형적인 기존의 MF보다 비선형성이 강해짐으로써 조금 더 다양한 관계를 표현할 수 있다고 한다.

MLP 기반의 MF은 User와 Item의 Latent Features를 concat한 후, hidden layer를 여러 개 거치는 방식으로 학습이 진행된다. 이러한 학습 방식 덕분에 비선형적인 딥러닝의 장점을 모델에 적용할 수 있다고 한다.

NeuMF는 GMF와 MLP 기반의 MF의 output을 서로 concat 한 후, Linear Layer와 activation function을 거치는 방식으로 학습이 진행된다. 이러한 학습 방식 덕분에 MF의 선형성과 DNN의 비선형성을 결합함으로써 유저와 아이템의 관계를 조금 더 풍부하게 표현할 수 있다고 한다.

기존의 MF 알고리즘을 NN의 방식으로 재해석했다는 점이 본 논문이 가져다주는 가장 큰 시사점이라고 생각한다.

개인적으로 본 논문에서 제시한 NeuMF 모델의 경우 negative sampling을 어떻게 하느냐에 따라서 모델의 성능이 매우 달라질 것이라고 생각된다. 기존의 MF 알고리즘의 경우 모든 Data를 활용했지만 본 논문에서 제시한 NeuMF 모델은 유저가 이미 시청한 Item인 positive sampling과 유저가 아직 시청하지 않은 Item 중 몇 개를 선정하여 negative sampling을 하고 두 sampling을 합쳐서 모델을 학습시킨다. 이러한 학습 방법 때문에 negative sampling 방식에 따라서 모델의 성능 차이가 크게 발생할 것이다. 왜냐하면 유저가 아직 시청하지 않았다고 해서 앞으로도 시청하지 않을 Item은 아니며 앞으로 시청할 가능성이 높은 Item 일 수도 있기 때문이다. 따라서 본 논문에서 제시한 NeuMF 모델의 성능을 높이기 위해서는 개인적으로 Content-based Model을 활용하여 어느 정도 Item을 sampling하여 negative sampling을 하는 것이 좋다고 생각한다.

[본문 URL]

<https://velog.io/@tobigs-recsys/Paper-Review2017-Xiangnan-HeNeural-Collaborative-Filtering>