

Recommender System (RS)

20.07.16

컴퓨터과학전공 1715237 이해승

RS?!

E-commerce 분야의 추천시스템: 특정 시점에 특정 고객이 좋아할 만한 리스트를 찾는 것.

+) 순서

장애요소: Sparsity problem

Information Utilization Problem

해결하고자 하는 챌린지

- New user / item(새로운 사용자, 아이템에 대해서 추천) → cold start problem
- Not expected item(기대하지못한 아이템을 사용자에게 추천) → novel recommendation

궁금한 점: debiasing이라는 게, 노출이 적은 아이템들을 노출시키고자하는건데, 그렇다면 원래 있었던 아이템들. 이것도 cold start라고 보고 적용할 수 있는건지...

type

- Collaborative Filtering, CF(협업 필터링) # State of the art

- 사용자 기반: 사용자의 콘텐츠 사용 패턴을 분석하여 추천
- 아이템 기반: 아이템간 연관성 측정하여 유사한 아이템 추천

가장 널리 쓰이는 방법으로는 행렬분해(Matrix Factorization, MF)가 있다.

(-) **Cold start**: 기존 데이터에서 관측하지 못한(새로운) 콘텐츠는 추천하지 못함

(-) **Popularity bias**: 인기있는 콘텐츠만 추천 결과에 자주 노출됨 # Matthew effect

- Content Based filtering, CB(콘텐츠 기반 필터링)

콘텐츠 자체를 분석 → 유사한 콘텐츠를 찾는 방법론

텍스트의 경우에는 word2vec, 이미지의 경우에는 CNN 등을 활용한다.

(+) cold start / popularity bias 극복

type

- Ensemble Method(앙상블 기법)

CF, CB의 장단점 상호보완

- Weighted sum(가중 합): 가중치를 hyperparameter로 보고 최적화.
- Ranking(모델 별 추천 순위)
- 가입 후 일정 데이터가 쌓이기 전까지 CB + 사용 기록이 어느 정도 쌓인 후 CF

(-) 앙상블 기법들은 사용자 반응을 고려하지 않음. 콘텐츠의 실제 노출 이전에는 반응률을 알 수 없음.

- Multi-Armed Bandit, MAB

앙상블 기법의 단점을 극복

Explore(탐색) + exploit(활용)을 잘 조정

metric

1. Offline model

: 알고리즘 자체의 성능을 평가

- Accuracy
- Precision / Recall / F1-score
- ROC curve
- RMSE
- **MAP(Mean Average Precision)**

: recall이 0~1로 변화할 때, precision값의 평균 값

- **nDCG(normalizing Discounted Cumulative Gain)**

: 추천의 순서에 가중치

- **Entropy Diversity**

: 추천 결과가 얼마나 분산되어 있는지?(추천의 다양성)

2. Online model

: 완성된 알고리즘 배포 시, 어떤 결과를 낼지 평가(실전 테스트)

- A/B test

: 사용자에게 동시에 A와 B의 결과를 노출하고, 결과를 비교.

동일한 조건에서 비교(어떤 알고리즘을 사용할지, 새로운 모델을 추가할 때 성능이 어떻게 될지 등)

- CT, CTR
- 페이지 체류시간, 구매액 등
- serendipity(상품의 우연성)

– CG (-) 먼저 위치한 item의 중요성 무시

– DCG (-) 사용자에게 따라 추천받는 item 개수 달라짐

: 할인의 개념 도입

– **$NDCG = DCG / iDCG$**

: 정규화 적용

competition

- KDD cup2020 challenges for Modern E-Commerce Platform: Debiasing

키워드 : fairness of exposure

– 이전에 거의 노출되지 않은 item을 어떻게 추천할지?

평가 지표 : NDCG@50

심사위원 QnA:

Q: The track of Debiasing is focusing on the fairness of exposure. How does exposure bias happen on a recommender system?

A: It is more related to the nature of the big data algorithm, which pays more attention to those regions that are abundant with data so the algorithms are more confident to issue the results. There is currently a very popular trending in machine learning to solve this problem, fairness in ML.

데이터가 많은 쪽에 더 집중해서, 추천 결과 또한 데이터 많은 쪽에서 발생.

competition

- KDD cup2020 challenges for Modern E-Commerce Platform: Debiasing

키워드 : fairness of exposure

– 이전에 거의 노출되지 않은 item을 어떻게 추천할지?

평가 지표 : NDCG@50

심사위원 QnA:

Q: What problem will exposure bias cause to e-commerce platforms?

A: Exploration for long-tailed/cold-start items will be not sufficient.

exposure bias의 문제점: long-tailed / cold-start 문제를 갖는 아이템에 대한 탐색 및 노출이 충분치 못함.

competition

- KDD cup2020 challenges for Modern E-Commerce Platform: Debiasing

키워드 : fairness of exposure

– 이전에 거의 노출되지 않은 item을 어떻게 추천할지?

평가 지표 : NDCG@50

심사위원 QnA:

Q: Why is NDCG@50 used to measure the result of the competition? Is there any other method being used to measure the fairness of exposure in practice?

A: Indeed, ndcg@50 is an offline measure and recommender systems are an online changing environment. In practice, we will also pay more attention to the total number of items that are exposed in the long term, for example, one month.

Offline: NDCG@50을 활용

debiasing 문제를 제대로 해결했는지 어떻게 평가? Online 측정으로 더 주의 깊게 살펴야 한다.

competition

- Kaggle - Airbnb New User Bookings

2016- 02-11 종료, leaderboard / notebooks 있음

선택 이유: cold-start problem (about user)

– 새로 가입한 사용자에게 어떻게 추천?

평가 지표 : NDCG@k

competition

- Kakao arena – 브런치 사용자를 위한 글 추천 대회

종료, 플레이그라운드로 참여 가능, leaderboard있음, github에 참여 코드들 있음

선택 이유: 주제 자체는 debiasing/cold start 관련은 아니지만,

new user 혹은 새로운 작가 혹은 신규 글에 대해 어떻게 추천 / 노출할 수 있는지의 문제를 적용해볼 수 있을 것 같음.

평가 지표 : NDCG, MAP, Entropy Diversity

reference

- [metric@k](#) [medium]
- [Recommender System algorithm](#) [brunch: kakao]
- [Recommender System metric](#) [tistory: 갈아먹는 머신러닝]
- [Ask me anything with judge](#) [Alibaba Cloud]arena
- [Kaggle competition](#)[Kaggle: Airbnb New User Bookings]
- [Kakao Arena 2nd Competition](#)[Arena: Brunch Article Recommendations]
- [About brunch competition](#) [tistory: TEAM EDA]