

PROJECT WRAP UP, RecSys-5

boostcamp

알아서 잘 딱 깔끔하고 센스있게.

RecSys-05

Team 소개



알아서 잘 딱 깔끔하고 센스있는 엔지니어 팀

Naver Connect BoostCamp AI-Tech 3기
추천시스템 5조 **알잘딱깔센**

P-stage-2 프로젝트

2022.03.21 ~ 2022.04.14 19:00 (4주)

우리팀의 목표

" 성능보다 성장, 혼자보다는 함께 "

- 프로젝트를 진행하면서 협업 역량을 키운다.
- 학습 내용 공유를 통해 함께하는 성장을 이룬다.
- 추천시스템에 필요한 엔지니어적 역량을 기른다.
- 필요한 지식 및 기술을 찾아 적용하는 역량을 갖춘다.

목차

우리팀의 목표

" 성능보다 성장, 혼자보다는 함께 "

프로젝트 개요

◇ 프로젝트 목표 및 개요

◇ 활용 장비 및 자료

프로젝트 팀 구성 및 역할

자체 평가 의견

◇ 잘한 점들

◇ 시도했으나 잘 되지 않았던 것들

◇ 프로젝트를 통해 배운 점 또는 시사점

◇ 아쉬웠던 점들

프로젝트 수행 절차 및 방법

프로젝트 수행 결과

◇ 모델 개요

◇ 검증 전략

◇ 모델 선정 및 분석

◇ Project Template

◇ 프로젝트 보조 도구

◇ 프로젝트 결과

저희는 알아서 잘 딱 깔끔하고 센스있게 추천하는 엔지니어 팀입니다!



프로젝트 개요

주제 : 영화 추천

사용자의 영화 평가 이력을 바탕으로 사용자가 선호할 10개의 영화를 예측

데이터 개요 및 처리

- Implicit Feedback Data
- 총 5,154,471 건의 영화 평가 이력
- 31,360 명의 사용자 (user)
- 6,807개의 영화 (item)
- sparsity ratio : 97.6%

활용 장비 및 재료

- | | |
|----------------------------|------------|
| • Ubuntu 18.04.5 LTS | 개발환경 |
| • GPU Tesla V100-PCIE-32GB | |
| <hr/> | |
| • python 3.8.5 | Tools |
| • pytorch 1.10.2 | |
| • MLflow 1.24.0 | |
| • NNI 2.6.1 | |
| <hr/> | |
| • Github repository | Colaborate |
| • Notion | |
| • Gather Town | |



프로젝트 팀 구성 및 역할

김건우: 모델 탐색 및 튜닝, 일정 관리

김동우: 모델 탐색 및 튜닝, Ensemble

박기정: Project Template 설계 및 리드, 모델 튜닝, Ensemble

심유정: MLFlow 및 NNI 적용, Project Template 작업, 모델 튜닝

이성범: 모델 탐색, 모델 선정 및 분석, Ensemble, Template 제작을 위한 모델 모듈화



자체 평가 의견

✧ 잘한 점들

- 서로가 공부한 내용을 글로 정리하여 노션에 공유함
- 대회 순위보다는 함께 성장하기 위해 많은 노력을 함
- 대회 시작 전 대회를 통해 배우고 싶은 점을 이야기함
- 그라운드 룰을 체계적으로 세운 후 대회를 진행함
- 다양한 모델 실험을 통해서 성능을 향상 시킴
- To-DO List를 이용하여 일정 관리를 진행함
- 깃허브 및 노션을 사용하여 프로젝트를 관리함
- Gather 타운을 이용한 실시간 아이디어 공유

✧ 시도했으나 잘 되지 않았던 것들

- 구현된 모델의 이론을 완벽히 이해하고자 노력했으나, 어려움을 겪음
- 본 Task의 특성 및 개발 환경의 한계로 인해 Kubernetes를 적용할 수 없어 아쉬움
- Re-Ranking에 단순한 규칙 기반이 아닌 ML 모델을 사용하고자, 다양한 실험을 했지만 더 나은 결과를 얻을 수 없었음

✧ 프로젝트를 통해 배운 점 또는 시사점

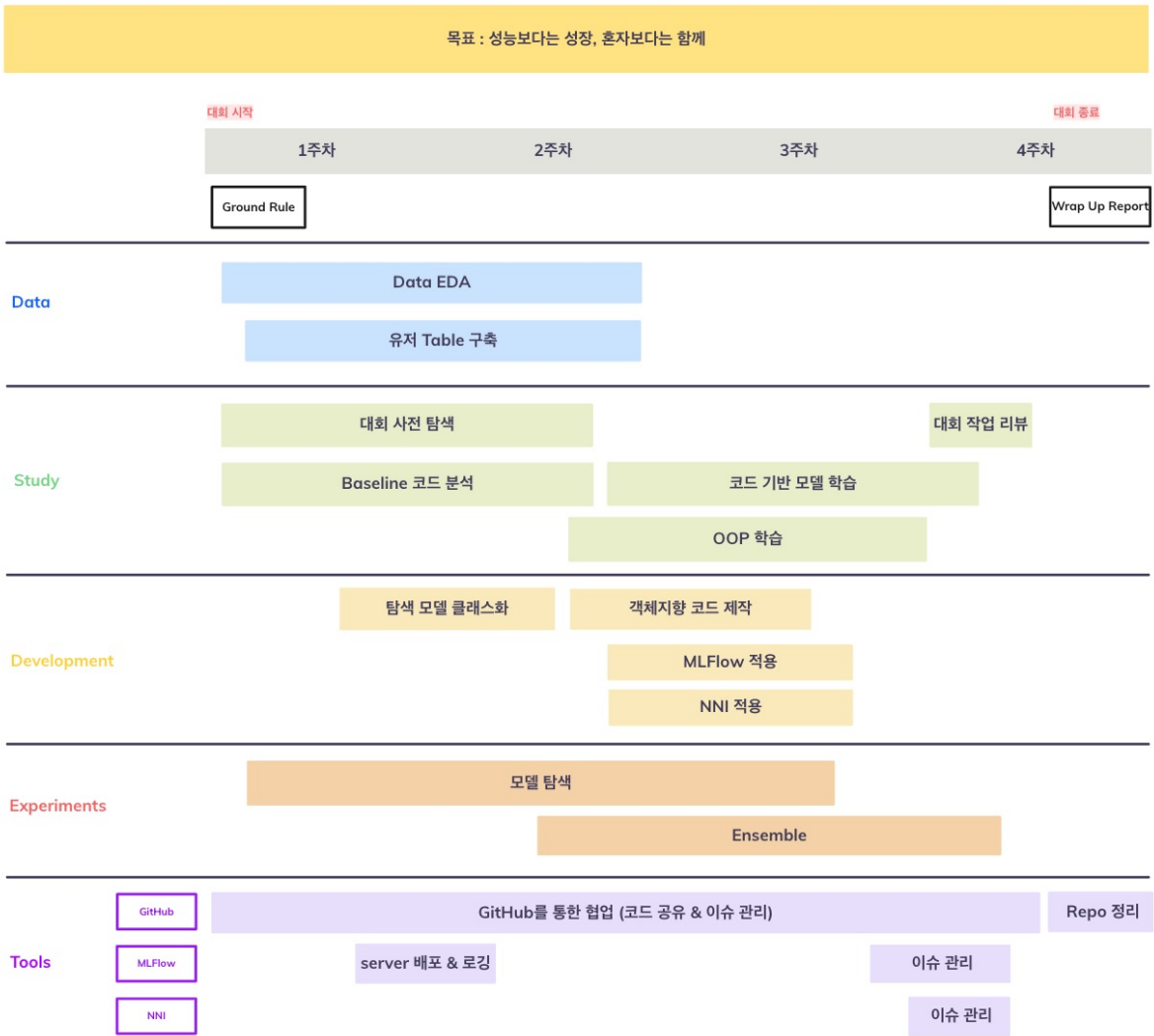
- 개인 공부와 성능 향상 보다 공통 Task를 설정하여 함께 성장하는 점이 중요하다는 것을 배움
- 근거 있는 실험과 가설을 제시하기 위해서는 이론이 뒷받침 되어야 한다는 것을 배움
- 시간이 걸리더라도 각자가 작업한 내용을 글로 공유하고 설명하는 시간을 가져, 모두가 이해하는 것이 프로젝트 후반에 매우 큰 도움이 된다는 것을 배움

✧ 아쉬웠던 점들

- insight를 얻기 위한 다양한 EDA를 진행하지 못한 것이 아쉬움
- 모델의 특성을 고려한 Ensemble을 시도하지 못한 것이 아쉬움
- 대회 초반에는 공통 Task와 공유가 이뤄지지 않았어서 아쉬움

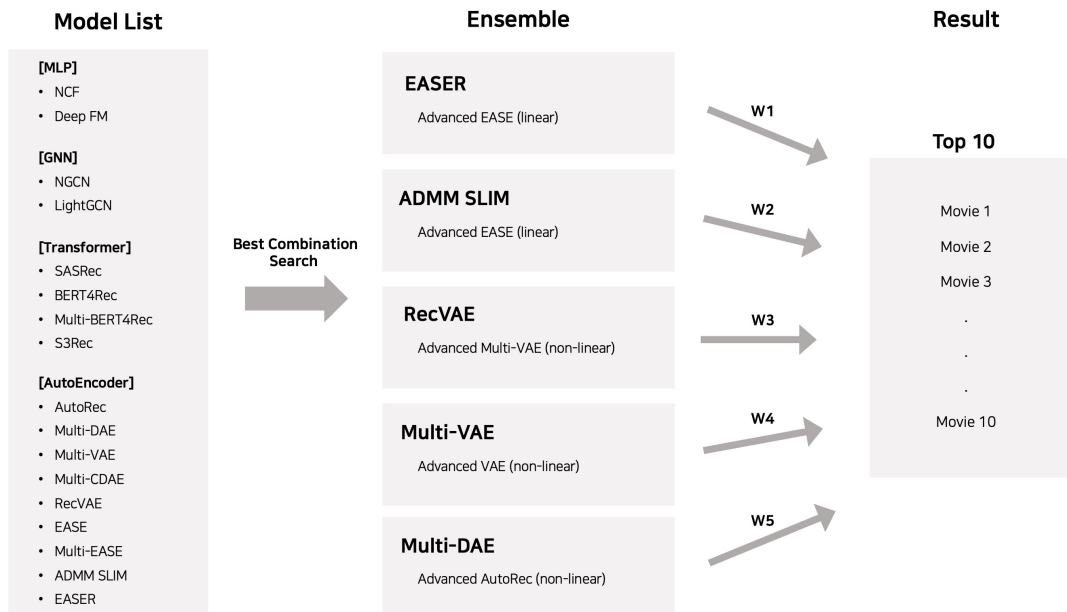


프로젝트 수행 절차 및 방법



프로젝트 수행 결과

❖ 모델 개요





프로젝트 수행 결과

✧ 검증 전략

- 유저 별로 10개의 영화를 random sampling하여, 주어진 Task와 비슷한 validation set을 구축
- 실제로 validation set에서 성능이 오르면 리더 보드에서도 동일하게 성능이 오르는 것을 확인함
- 이를 활용해 모델 성능 평가와 피드백을 빠른 속도로 진행하여, 다양한 모델을 실험할 수 있었음

✧ 모델 선정 및 분석

모델 및 목적 함수 선정

- MLP, GNN, Transformer 기반의 Model은 BPR(pair-wise)을 목적 함수로 학습하여 모델의 성능이 좋지 않았음(1 epoch에 약 1시간)
 - 이는 pair-wise의 특성 상 긍정과 긍정, 부정과 부정 아이템 간의 Ranking을 고려할 수 없기 때문이라고 생각함
- 이에 Multinomial Likelihood(list-wise)를 목적 함수로 학습하는 AutoEncoder 기반의 Model을 실험함
- 결과적으로 **2배 이상의 성능 향상과 비약적인 모델 학습 시간 단축(1 epoch에 10초)**을 이룸
- 이유는 list-wise 방식(Top-N Ranking을 고려)을 적용하여 전체 아이템의 Ranking을 고려하여 모델을 학습 시켰기 때문이라고 생각함
- 또한, BERT4Rec을 변형한 Multi-BERT4Rec을 만들었을 때도 동일한 결과를 얻음 (**0.05 이상의 성능 향상, 학습 시간이 약 30분 단축**)
- 따라서 우리는 아이템 간의 Ranking을 고려하는 것이 본 Task에서 중요하다고 판단하여 **Multinomial Likelihood**를 사용하는 AutoEncoder 기반의 모델을 위주로 실험을 진행함

데이터 특성 파악

- AutoEncoder 기반 모델의 경우 모델이 복잡할 수록 성능이 하락한다는 것을 발견
 - 이는 현재 주어진 데이터의 user-item 간의 interaction이 복잡하지 않기 때문인 것으로 생각함
- 이에 단순한 모델로도 충분히 본 데이터를 표현할 수 있다고 생각하여, 선형 결합으로 item-item similarity 표현하는 EASE 모델을 실험함
- 결과적으로, **EASE 모델이 AutoEncoder 기반 모델보다 0.02 이상의 더 우수한 성능**을 보임
- 추가로 파악한 데이터 특성을 활용해 파라미터 튜닝 시 Layer는 더 얇게, 규제는 더 강하게 줌으로써 모든 모델의 성능을 향상 시킴



프로젝트 수행 결과

❖ 모델 실험 결과

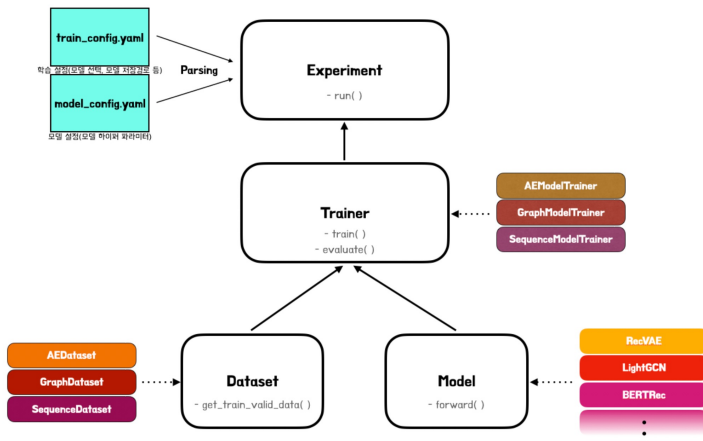
분류	모델	Loss	Hit@10	활용 여부
MLP	NCF	BPR	0.1304	X
	DeepFM	BPR	0.0856	X
GNN	NGCN	BPR	0.0748	X
	LightGCN	BPR	0.0869	X
Transformer	SASRec	BPR	0.0752	X
	BERT4Rec	BPR	0.0852	X
	Multi-BERT4Rec	MLE	0.1238	X
	S3Rec	BPR	0.0878	X
AutoEncoder	AutoRec	MSE	0.1747	X
	Multi-DAE	MLE	0.1822	O
	Multi-VAE	MLE + KL	0.1824	O
	Multi-CDAE	MLE	0.1600	X
	RecVAE	MLE + KL	0.1970	O
	EASE	SS2	0.2040	X
	Multi-EASE	SS2 + MLE	0.2056	X
	ADMM SLIM	SS2 + update	0.2003	O
	EASER	SS2 + SS3 + update	0.2045	O

Loss	Detail
BPR	Bayesian Personalized Ranking
MLE	Multinomial Likelihood Estimation
MSE	Mean Squared Error
KL	Kullback-Leibler Divergence
SS2	Self-Similarity(two-order-interaction)
SS3	Self-Similarity(higher-order-interaction)
update	Adding item bias

Ensemble

- 단순한 Hard Vorting으로는 모델의 다양성을 반영하기 어렵다고 생각하여, Soft Vorting을 위해 아이템 Score 계산 방법을 고민했고, 이에 모델 별 candidate 아이템의 순위를 바탕으로 $\frac{1}{\log_2(rank+1)}$ 을 계산하여 모델 별 아이템 score 값을 구함
- 모델 별 아이템 score 값을 sum하여 candidate 집단에서 re-ranking을 했고, 이 결과 약 **0.1600 까지 모델의 성능이 향상됨**
- 모든 모델이 동일한 가중치와 신뢰도를 가지는 것은 아니라고 생각하여, 모델 별로 가중치를 두어 re-ranking을 했고, 이 결과 **0.1632 까지 모델의 성능이 향상됨**
- 실험한 모델 중 가장 효과적인 조합을 찾기 위해 Model Best Combination Search를 진행하였고, 이 결과 **0.1662 까지 모델의 성능이 향상됨**

❖ 프로젝트 Template



- Experiment를 최상위 클래스두고 Trainer, Dataset, Model의 추상 클래스를 가짐
- 모델의 특성에 따라 Trainer, Dataset을 구성하여 코드 의존성을 분리
- 구현 클래스를 Train_config, Model_config 설정을 바탕으로 필요한 인스턴스 생성 및 주입 받을 수 있도록 구현
- MLFlow와 NNI를 적용하여, 효과적이고 효율적인 실험 관리를 진행함

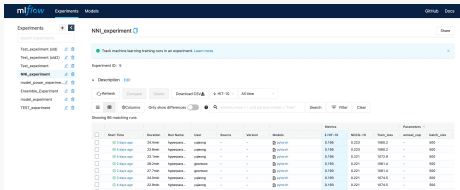


프로젝트 수행 결과

프로젝트 보조 도구

MLFlow

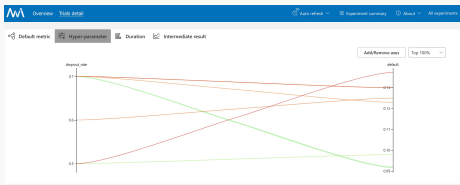
- MLFlow tracking server를 이용하여 실험 결과와 해당 실험에서 사용한 파라미터를 공유
- 실험에서의 Metric log와 Parameter log를 Tracking server에 저장
- 서버 용량을 고려하여 학습된 모델은 각 실험자의 서버에 저장



MLFlow 사용 예시

NNI

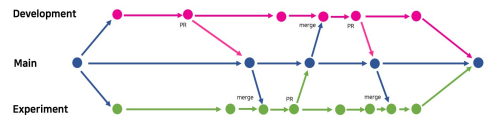
- NNI를 활용하여 하이퍼파라미터 튜닝을 자동으로 진행
- MLFlow와 연동하여 하이퍼 파라미터에 따른 모델 성능 비교



NNI 사용 예시

GitHub

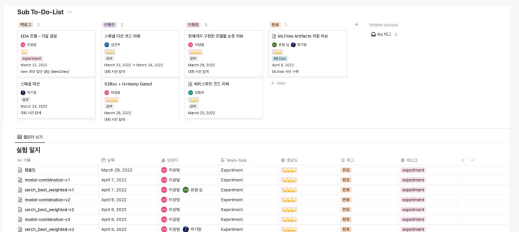
- Github을 활용하여 코드의 버전을 관리
- 적극적인 PR 활용 및 코드 리뷰
- Git Issue를 활용한 이슈 및 작업 내역 공유
- Project Template 작업을 위한 'Development' Branch와 실험을 위한 'Experiment' Branch로 나누어 작업



Git 브랜치 전략

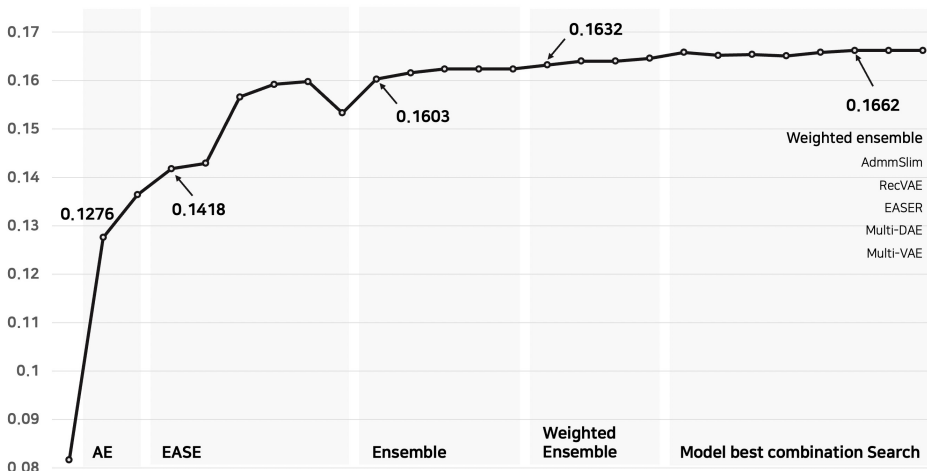
Notion

- To-Do-List를 활용한 일정 공유 및 프로젝트 관리
- 실험 일지 Template을 이용한 실험 내용 공유
- Docs를 이용한 자료 공유 및 기록



Notion 사용 예시

프로젝트 결과



모델 성능 요약

- AdmmSLIM, EASER, RecVAE, Multi-DAE, Multi-VAE 모델을 사용하여 Weighted Ensemble을 진행했을 때 가장 좋은 결과를 얻음
- public - 3위 (0.1662)
- private - 4위 (0.1663)

나는 내 학습 목표를 달성하기 위해 무엇을 어떻게 했는가?

- 성능보다는 성장을, 혼자보다는 함께를 지향하는 활동을 하기 위해 노력하였다.
- 단순히 모델의 하이퍼 파라미터 튜닝을 통해 대회 순위에 집착하는 것이 아닌 어떻게 하면 더 효율적인 코드를 짜고, 다 같이 협업할 수 있는 환경을 만드는 데 집중할 수 있을까를 고민하고 개선하려고 노력하였다.
- 개인적으로는 모델보다는 편리한 모델 학습을 위한 인프라를 구축하고자 하는 욕심에 쿠버네티스나 머신러닝 파이프라인 툴들을 학습하는데 시간을 할애하였고, 후반에는 모델 학습을 위해 노력하였다.

마주한 한계는 무엇이며, 아쉬웠던 점은 무엇인가?

- 처음부터 기하급수적으로 개선된 모델 성능이나 진행상황 때문에 원래 낮았던 모델에 대한 흥미가 더 떨어졌던 것 같다.
- 모델에 대한 이해가 떨어졌던 상황에서 내가 팀에 할 수 있는 기여가 너무 낮아 대회에 대한 참여도가 낮았다.
- 후반쯤에 멘탈을 잡고 조금이라도 모델을 이해해보려고 하였던 부분이 많이 아쉬웠던 것 같다.

나는 어떤 방식으로 모델을 개선했는가?

- 이번 대회에서는 인프라적으로 모델 개선에 기여하고자 하는 생각에 Kubeflow나 기타 머신러닝 파이프라인의 보조적인 툴들을 적용해보고자 노력하였으나, 환경적인 이유로 모델에 직접적인 기여를 하지 못한 것 같다.
- 대회 후반에는 더 좋은 앙상블을 위해 여러방향으로 탐색을 하고 의견을 냈지만 조금 늦은 감이 있어 제대로 된 기여를 하지 못한 점이 아쉬웠던 것 같다.

한계/교훈을 바탕으로 다음 프로젝트에서 스스로 새롭게 시도해볼 것은 무엇일까?

- 이번 프로젝트에서는 팀보다는 개인적인 활동을 훨씬 많이 하였던 것 같다.
- 특히 모델에 대한 공부보다는 인프라나 파이프라인 전반에 대한 관심 때문에 내가 팀에 기여할 수 있는 부분이 매우 적었다. 하지만 후반에 생긴 모델 개선에 대한 흥미를 바탕으로 다음 프로젝트에서는 내가 온전히 관심있는 분야가 아니더라도 팀을 위한 기여를 하도록 노력해볼 것이다.

내가 한 행동의 결과로 어떤 지점을 달성하고, 어떠한 깨달음을 얻었는가?

- 이번 대회는 대회 태스크에 집중하지 못하고, 개인적으로 인프라적인 공부를 하였다.
- 덕분에 앞으로 할 최종 프로젝트에 기여할만한 기초지식은 확실히 깨달을 것 같다.
- 하지만 대회 자체에는 기여를 하지 못하여 팀의 구성원으로써 부족했다는 아쉬움이 있다.

Recsys5 – 알잘딱깔센 개인 회고

T3025 김동우

나는 내 학습 목표를 달성하기 위해 무엇을 어떻게 했는가?

- 팀의 목표는 프로젝트를 통해서 각자 목표로 한 역량을 기르고, 배운 것을 공유하며 성장하는 것이었습니다.
- 저는 논문을 읽고 필요에 맞게 구현하는 역량을 기르는 것이 목표였고, 다양한 논문을 보면서 모델과 코드를 왜 해당 상황에서 사용하는 지에 대한 근거를 학습하고, 프로젝트에 어떻게 적용하는지 학습하였습니다.

전과 비교해서, 내가 새롭게 시도한 변화는 무엇이고, 어떤 효과가 있었는가?

- 의문이 생기는 부분이나 개선시킬 사항에 완전히 확신이 들지 않더라도 팀원들에게 질문하고 같이 고민해 보았는데, 팀원들과 이야기 하는 과정에서 많이 배울 수 있었습니다. 조금 더 구체적이고 좋은 질문을 남기면 좋을 것 같다고 생각하였습니다.

나는 어떤 방식으로 모델을

개선했는가?

- 논문에서의 실험 결과와 비교해보면서 프로젝트에서 최적의 결과를 내도록 코드를 수정하고 파라미터를 변경해 보는 실험을 하였습니다.
- 모델을 앙상블 하는 과정에서 각 모델이 고른 top-k item중 순위가 우선인 것을 우선해서 고르도록 하는 실험을 진행해 보았습니다.

마주한 한계는 무엇이며, 아쉬웠던 점은 무엇인가?

- GNN을 추가적으로 공부하면서, 이번 프로젝트에 적용해서 성능을 올리면 좋겠다고 생각하였지만, 전체 GNN에서 프로젝트에 적용할 수 있는 부분이 적고, GNN기반 모델의 성능이 좋지 않게 나온 점이 아쉬웠습니다.
- 실험 하고 싶던 내용에 대해서 파이썬 코드 구현력이 부족해서 빠르게 시도하거나 도전해 보지 못했던 점이 아쉬웠습니다.
- 일 단위나 주간 단위에서 목표를 두고 공유하는 부분에서 목표를 명확하게 설정하지 않았을 때 부족함이 많았습니다.

내가 한 행동의 결과로 어떤 지점을 달성하고, 어떠한 깨달음을 얻었는가?

- 논문의 내용을 이해하는 것과 실제로 적용하는 것의 갭이 크다고 느꼈습니다. 논문을 볼 때 코드를 같이 보면서 코드 상에서 어떻게 동작하는지를 이해하는 것이 중요하다고 느꼈습니다.

한계/교훈을 바탕으로 다음 프로젝트에서 스스로 새롭게 시도해볼 것은 무엇일까?

- 공유와 기록을 통해 성장하는 팀의 분위기가 너무 좋고,제가 부족했던 부분을 채워서 기여하고 싶습니다. 그날 그날 배운 것과 한 것을 기록으로 남기고, 막히는 부분에 있어서는 질문을 통해 주어진 그날의 과제를 해결하도록 하겠습니다.
- 전반적인 모델에 대해서 학습을 하고, 특정한 부분에 대해서 더 파고들어서 성능을 향상시키기 위한 다양한 실험을 해서 원하는 모델을 사용하는 구현력을 기를 것입니다.

Recsys5 – 알잘딱깔센 개인 회고

T3084 박기정

나는 내 학습 목표를 달성하기 위해 무엇을 어떻게 했는가?

- 지난 대회에서 부족했던 모델 역량 부분과 더 발전된 MLops 및 데이터 엔지니어링 부분 역량을 기를 수 있는 것을 목표로 삼았고, 대회의 결과 보다는 과정을 중심으로 생각하며 학습이라는 생각으로 대회에 임하였다.
- 혼자가 아닌 함께 성장을 목표로 삼고 기존에 알고 있는 Github을 이용한 협업툴 사용법, 객체지향적 설계 원칙 등을 최대한 공유하여 협업에 익숙치 않은 팀원들과 함께 성장하려고 노력하였다.
- 조금 부족하더라도 쉬운 모델부터 논문, 기술블로그, 팀원들의 코드를 참고하여 모델에 대한 역량을 쌓으려 노력하였다.

마주한 한계는 무엇이며, 아쉬웠던 점은 무엇인가?

- 지난번 대회와 달리 모델을 완벽하게 이해해야 대회를 진행할 수 있게 되어 모델 역량 부족이 절실하게 느껴졌다.
- 대회라는 프로젝트가 모델 역량을 중점으로 진행하게 되어 데이터 엔지니어링 및 MLops 역량을 기를 수 있는 기회가 거의 없었다.
- 아직도 어려운 모델에 대하여 완벽히 이해를 못하여 추후에 개인적으로 학습을 진행해야 할 것 같다.

나는 어떤 방식으로 모델을

개선했는가?

- 새로운 모델을 구현하고 실험하는 부분은 다른 캠퍼분들이 너무나 잘해주어 그 분들의 역량을 따라가는 것을 중점으로 학습하였다.
- 대신 기존 주어진 베이스라인 코드의 구성이 다양한 모델들을 이용함에 적합하지 않아 베이스라인 코드를 객체지향적으로 모듈화, 추상화하여 다양한 데이터 전처리, 모델 구조에 유연하고 mlflow, nni 등 다양한 실험 툴들을 이용할 수 있도록 제작하였다.

한계/교훈을 바탕으로 다음 프로젝트에서 스스로 새롭게 시도해볼 것은 무엇일까?

- 시간이 걸리더라도 초반에 기초적인 모델에 대한 이해도를 높이고 새로운 모델에 대한 아이디어 및 실험을 진행해 보고 싶다.
- 개인적으로 시간을 투자하여 mlops 쪽을 깊게 공부할 기회를 가지고 싶다.

내가 한 행동의 결과로 어떤 지점을 달성하고, 어떠한 깨달음을 얻었는가?

- 진행하면서 조금 어려운 개념들은 시간을 투자하여 강의형식으로 팀원들과 공유를 한다면 처음에는 느릴지라도 후반에는 오히려 더욱 더 빠르게 진행되어 좋다는 생각을 하게 되었다.

전과 비교해서, 내가 새롭게 시도한 변화는 무엇이고, 어떤 효과가 있었는가?

- 이전과 달리 베이스라인 코드를 직접 만들면서 자연스럽게 모델에 대한 코드를 리딩하게 되어 좋은 공부법이 되었던 것 같다.

Recsys5 – 알잘딱깔센 개인 회고

T3122 심유정

나는 내 학습 목표를 달성하기 위해 무엇을 어떻게 했는가?

- 우리 팀과 나의 학습목표
 - 리더보드 1등보다는 많은 것을 시도해보고, 성장하기
 - 함께 협업하기
- 개인학습 측면
 - 추천 시스템의 다양한 모델들을 이해하며, 어떻게 구현하고 task에 맞출 수 있는지를 알기
 - MLFlow 서버 및 환경 직접 구축하기
 - NNI를 활용해서 모델 성능에 기여하기
 - 코드 리팩토링 작업을 함께 참여하여 코드 이해 및 효율성에 기여하기
- 공동 학습 측면
 - 그라운드 룰을 정해 체계를 갖추기
 - 서로 학습한 내용 공유를 통하여 모두가 이해할 수 있도록 하기
 - 대면 회의 및 주기적인 의사소통으로 방향성 잡기

나는 어떤 방식으로 모델을 개선했는가?

- MLFlow를 적용하여 실험 일지를 따로 쓰지 않고 실험을 관리할 수 있도록 하였다.
- NNI를 적용하여 자동으로 다양한 하이퍼파라미터 조합을 효율적으로 실험하여 최적의 결과를 찾았다.
- 적용한 내용들을 자료로 정리하여 공유함으로써 작업 과정에 대한 이해를 도왔다.

내가 한 행동의 결과로 어떤 지점을 달성하고, 어떠한 깨달음을 얻었는가?

- 하이퍼파라미터 튜닝으로 모델 성능을 올릴 수 있었으며, 그 과정을 백그라운드로 실행해두고 다른 부분을 학습할 수 있도록 하였다.
- 팀원들 각자가 책임을 가져 작업하고 이해하는 것도 중요하지만 무엇보다 그 내용을 공유하는 것의 중요성을 알게되었다.

전과 비교해서, 내가 새롭게 시도한 변화는 무엇이고, 어떤 효과가 있었는가?

- NNI를 이전 프로젝트에서 제대로 활용하지 못해 아쉬웠는데, 이번에는 목표한 목적대로 활용할 수 있었던 것이 좋았으며, 이 과정을 문서로 작성해둔 부분이 유익했다.
- 이전 프로젝트에서는 깃 활용에 대한 미숙함으로 인한 두려움이 있었고, 그로인해 활발한 이용이 어려웠는데, 이번에는 깃 활용이 익숙해져서 코드를 효율적으로 관리 및 공유할 수 있었음. 또한 이를 통한 코드 리뷰 과정이 유익했다.
- 또한, 잘 모르더라도 템플릿 작업에 적극적으로 참여하여 코드 리딩과 리팩토링 작업을 통해 모델이나 객체지향에 대해 많이 학습할 수 있었다.

마주한 한계는 무엇이며,아쉬웠던 점은 무엇인가?

- 추천 시스템의 task를 수행해본 경험이 없었기 때문에 전반적인 모델에 대한 이해나 프로젝트에 대한 적응기간이 필요했다.
- 이로 인해 본인을 비롯한 팀원들이 적응하는 동안 이전에 경험했던 다른 팀원이 많은 부분을 수행해주셔서 감사하면서도 스스로 아쉬웠다.
- 또한, 서로 배우고 작업한 내용들을 후반에 모두가 이해하도록 공유하는 시간을 가졌는데, 이 시간이 프로젝트 초반부터 지속되고 처음부터 R&R을 잘 나눌 수 있었다면 하는 아쉬움이 남았다.

한계/교훈을 바탕으로 다음 프로젝트에서 스스로 새롭게 시도해볼 것은 무엇일까?

- 매일, 매주 팀원들 간 서로 이해한 부분, 학습 및 작업한 내용에 대한 공유를 진행하며 모두가 task를 잘 이해하고, 의논을 통해 아이디어를 도출하고 확대해가는 과정을 가지기

Recsys5 – 알잘딱깔센 개인 회고

T3152 이성범

나는 내 학습 목표를 달성하기 위해 무엇을 어떻게 했는가?

- 우리 팀은 '성능 보다는 성장, 혼자보다는 함께'를 목표로 성장과 협업에 중점을 두고 프로젝트를 진행했고, 개인적으로도 정리와 공유를 목표로 잡았다.
- 나는 다 같이 성장하기 위해서 내가 알고 있는 지식을 최대한 공유할 수 있도록, 팀 노션 페이지에 내가 공부한 내용을 정리했고, 이 내용을 발표함으로써 모두가 같이 성장할 수 있도록 노력했다.
- 깃허브의 commit message, PR, issue 기능을 적극 활용하여 내가 하고 있는 일이 무엇인지 확실하게 팀에 공유함으로써 협업을 제대로 할 수 있도록 노력했다.
- 팀원들이 쉽게 모델을 이해할 수 있도록 1차적으로 주피터 환경을 이용해 모델을 구현하고, 추후에 모델을 모듈화함으로써 조금 더 팀원들이 효과적으로 모델을 이해할 수 있도록 노력했다.

나는 어떤 방식으로 모델을 개선했는가?

- 각 모델의 특성과 목적 함수를 제대로 인지하여, 본 Task에 맞는 모델을 만들고자 노력함
- 실험을 통해 데이터 특성을 제대로 파악하여 효과적인 튜닝과 모델 구현을 진행함
- 아이템 Retrieval 속에서 re-ranking 방법을 구현함으로써 모델의 성능을 개선함
- 모델 신뢰도, 최고 조합 등을 찾는 방법을 구현하여 모델의 성능을 개선함

내가 한 행동의 결과로 어떤 지점을 달성하고, 어떠한 깨달음을 얻었는가?

- 리더보드와 상관성이 높은 validation set을 구축해, 빠른 속도로 다양한 실험을 할 수 있게 되어 초반 리더보드 1위 수성에 많은 기여를 함
- 공부한 내용을 공유함으로써 팀원들에게 공유 문화를 전파할 수 있도록 노력함
- 좋은 validation set은 효율적인 실험을 할 수 있게 만들어주고, 공유 문화는 함께 성장하는 환경에 큰 도움을 준다는 것을 깨달음

전과 비교해서, 내가 새롭게 시도한 변화는 무엇이고, 어떤 효과가 있었는가?

- 전 프로젝트와 달리 내가 공부한 내용을 글로 정리하여 공유하는 활동을 열심히 고, 이 덕분에 팀원 모두가 같이 성장할 수 있었고, 나 또한 제대로 모델을 인지하여 리더보드에 많은 기여를 할 수 있었음
- 깃허브와 노션을 적극적으로 활용함으로써 팀원 간의 협업을 제대로 하고, 효과적인 실험관리를 할 수 있었음

마주한 한계는 무엇이며, 아쉬웠던 점은 무엇인가?

- 프로젝트 종료 시점까지 모델을 이용한 아이템 후보 진단 내의 개인화된 아이템 re-ranking 방법을 고민했지만, 단순한 규칙 기반 보다 더 나은 방법을 찾지 못했음
- 팀원 간의 모델 역량에 차이가 존재해 모델 실험 시에 많은 아이디어를 공유하지 못한 것이 아쉬움

한계/교훈을 바탕으로 다음 프로젝트에서 스스로 새롭게 시도해볼 것은 무엇일까?

- 검증 데이터 셋에서 성능이 좋지 않은 모델이라도, 서로 다른 특성을 가진 모델이라면 다양성 측면에서 같이 Ensemble을 하는 것이 좋다는 것을 배웠고, 다음 부터는 이를 인지하여 성능 보다는 모델의 특성을 고려한 Ensemble을 시도해볼 예정