

1. 프로젝트 개요

▼ 개요

COVID-19의 확산으로 우리나라는 물론 전 세계 사람들은 경제적, 생산적인 활동에 많은 제약을 가지게 되었습니다. 우리나라는 COVID-19 확산 방지를 위해 사회적 거리 두기를 단계적으로 시행하는 등의 많은 노력을 하고 있습니다. 과거 높은 사망률을 가진 사스(SARS)나 에볼라(Ebola)와는 달리 COVID-19의 치사율은 오히려 비교적 낮은 편에 속합니다. 그럼에도 불구하고, 이렇게 오랜 기간 동안 우리를 괴롭히고 있는 근본적인 이유는 바로 COVID-19의 강력한 전염력 때문입니다.

감염자의 입, 호흡기로부터 나오는 비말, 침 등으로 인해 다른 사람에게 쉽게 전파될 수 있기 때문에 감염 확산 방지를 위해 무엇보다 중요한 것은 모든 사람이 마스크를 쓰고 입을 가려서 혹시 모를 감염자로부터의 전파 경로를 원천 차단하는 것입니다. 이를 위해 공공 장소에 있는 사람들은 반드시 마스크를 착용해야 할 필요가 있으며, 무엇보다도 코와 입을 완전히 가릴 수 있도록 올바르게 착용하는 것이 중요합니다. 하지만 넓은 공공 장소에서 모든 사람들의 올바른 마스크 착용 상태를 검사하기 위해서는 추가적인 인적 자원이 필요할 것입니다.

따라서, 우리는 카메라로 비춰진 사람 얼굴 이미지만으로 이 사람이 마스크를 쓰고 있는지, 쓰지 않았는지, 정확히 쓴 것이 맞는지 자동으로 가려낼 수 있는 시스템이 필요합니다. 이 시스템이 공공 장소 입구에 갖춰져 있다면 적은 인적 자원으로도 충분히 검사가 가능할 것입니다.

▼ 데이터 분포

- ◆ 전체 사람 명 수 : 4500
- ◆ 한 사람당 사진의 개수 : 7 (마스크 착용 5장, 이상하게 착용(코스크, 턱스크) 1장, 미착용 1장)
- ◆ 이미지 크기 : [384, 512]
- ◆ Class Distribution : 마스크 착용 여부, 성별, 나이를 기준으로 총 18개의 클래스가 있습니다.

▼ Problem Definition

- ◆ 우리가 풀어야 할 문제는?
 - Input이 주어졌을 때 성별, 나이, 마스크 착용 여부에 따른 클래스를 정의하여 반환해야 합니다.
- ◆ Input / Output
 - Input: 이미지, Output: 성별, 나이, 마스크 착용 여부에 따른 18개의 클래스
- ◆ 우리가 문제를 풀 방식
 - 전체적으로 한번에 분류해주는 방법
 - 마스크, 성별, 나이로 각각의 task를 나누어 분류하는 방법

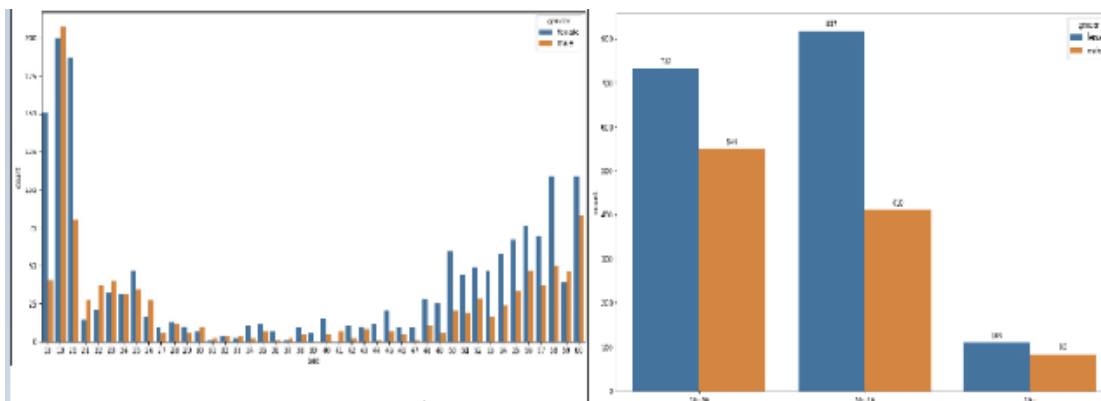
2. 프로젝트 팀 구성 및 역할

- 박시형 : 나이 분류
- 정혁기 : 마스크 분류
- 김형석 : 성별 분류
- 노순빈 : 전체적으로 분류
- 장국빈 : 전체적으로 분류

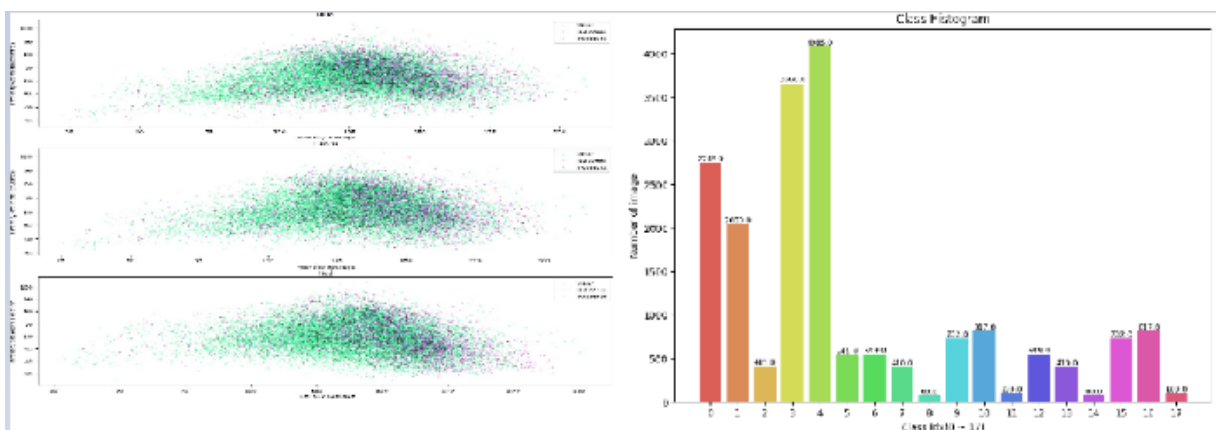
3. 프로젝트 수행 절차 및 방법

3-1. EDA

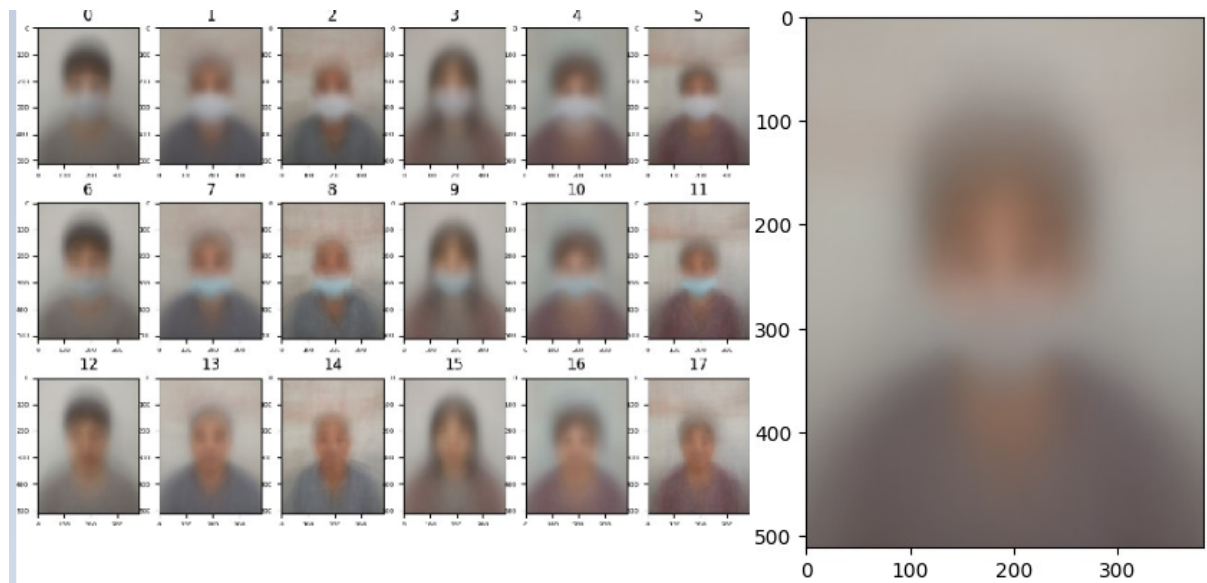
- 나이 분포 시각화



- Image RGB 분포 시각화, 최종 class 분포 시각화



- class별 평균 이미지 시각화, 전체 평균 이미지 시각화



3-2. Data Pre-processing

- 나이 분류 모델 훈련 시 데이터 샘플링 시도 : 60대 이상의 데이터를 복제하여 분포를 맞춤

3-3. Modeling & Hyper Parameter Tuning

- Mask model
 - FocalLoss
 - pretrained_ResNext50 → Epoch 10
 - F1-score : 0.98++
 - Best model 찾는 기준을 classification_report를 이용, 여러 F1-score 기준으로 고름.
- Age model
 - Data augmentation : 사진에서 보통 사람들이 중앙에 위치하기 때문에 center crop을 통해 얼굴에 집중할 수 있도록 함
 - 나이를 3개의 카테고리로 나눠서 진행
 - resnet101, resnext, regnet_x_16f, efficientnet_b3 → Epoch 10~15
 - F1Loss, CrossEntropyLoss
 - CutMix 적용했으나 성능 저하를 야기
 - SGD, ADAM 사용해서 실험

- Griddropout 사용하여 머리카락 등 여러 일반화 성능이 낮아질 가능성을 낮추고자 함
- 나이 class를 여러 단위로 바꿔보면서 비교
- ◆ Gender model
 - Pretrained ResNext(224x224),
No Augmentation, BCE Loss, ADAM, lr : 0.001, Epoch20
accuracy : 98%
- ◆ Mask+Age+Gender Model(baseline code)
 - Option 1
Augmentation='BaseAugmentation', batch_size=64,
criterion='cross_entropy', epochs=5, lr=0.001, lr_decay_step=20,
model='ViT', optimizer='SGD', resize=[224, 224], valid_batch_size=1000,
Pretrained=True

f1 score : 0.7231
accuracy : 75.0635%
 - Option 2
augmentation='BaseAugmentation', batch_size=64, criterion='f1',
epochs=10, lr=0.001, lr_decay_step=20, model='ViT', optimizer='SGD',
resize=[224, 224], valid_batch_size=1000,
Pretrained=True

f1 score : 0.5916
accuracy : 71.6825%
- ◆ Mask+Age+Gender Model(baseline code)
 - Option 3
model : Pretrained ViT(224x224)

Criterion : CE, batch_size : 64, optimizer : SGD, Scheduler : StepLR,
Learning rate : 0.001, Dataset : BaseDataset, Augmentation - train,
evaluation 시 다르게 적용

F1 score : 0.6974
Accuracy : 75.3810
- ◆ Mask+Age+Gender Model(custom code)
 - Option 4
Pretrained ViT(384x384), SGD, Crop((50,50),(334,400)) F1
Score : 0.7417
Accuracy : 79.7460%

- ◆ ensemble
 - Hard voting 방식으로 제출 한 결과값들을 합쳐서 어셈블
 - 같은 결과값이면 최고 점수 결과 반영

4. 프로젝트 수행 결과

- ◆ Public - f1 score : 0.7417, accuracy : 79.7460 (12위)
- ◆ private - f1 score : 0.7227, accuracy : 78.2857 (14위)

5. 자체 평가 의견

결과적으로 나이,성별,마스크 착용 여부 각각의 task로 나누어 분류하고 결과를 도출하면 더 좋은 성능이 나올 것이라고 기대했는데 그렇지 못했습니다. 력을 위한 코드 자동화와 실험 로그 추적의 필요성을 느꼈습니다. 실험 전 사전 계획에서 변인통제와 독립변수를 미리 정해야함을 깨달았고, 좀 더 체계적이고 지속적으로 결과 및 hyper parameters를 기록해야 되겠다고 생각합니다. 전체적으로 데이터 분석을 세밀하게 하지 못했던 점과 데이터 불균형을 해결하지 못해 아쉬웠습니다.

- 전체 피드백

전체 피드백 전반적으로 개요, 문제 정의, 데이터 포맷 및 설명 부분을 명확하게 잘 적어주셨습니다. 문제 정의 부분 중 문제를 푼 방식에서는 `Multi-Class` or `Multi-Label` Classification 으로 작성했다면 더 좋았을 것 같네요. 팀원 역할 부분에서도 접근 방식 별로 균형있게 팀원 분배를 잘하신 것 같습니다. 추가적으로 역할 부분은 접근 방식 관점으로 적기 보다는 베이스라인 작성, 백본 작성, 실험 관리, 시각화 및 EDA 담당 등과 같이 태스크 별로 적었으면 더 좋겠습니다. EDA 부분은 각 클래스 별 분포와 이미지 자체의 픽셀 값에 대한 시각화 등이 좋았습니다. 특히 전체 평균 이미지 시각화가 눈에 띄네요. 실제로 팀 내에서 시도해본 전처리, 모델링, 파라미터 튜닝 방법 등에 대해 상세히 적어준 부분이 좋았습니다. 사용하신 백본, 로스, 이미지 사이즈 등의 조합에 따라 성능을 한눈에 확인할 수 있어서 좋았습니다. 하지만, 적용해본 기법에서 단순히 성능 저하와 같이 기재하신 부분은 조금 아쉽습니다. 명확한 원인을 파악하기는 어렵지만, 대략적으로 유추해보거나 사후 분석을 통해 이러이러해서 잘 안됐던 것 같다와 같은 의견을 적어주면 좋겠습니다. 자체적으로 아쉽다고 남겨주신 부분은 제가 레포트를 읽으면서 잘했다고 생각한 부분도 많았지만, 아쉽다고 생각했던 부분도 많이 겹쳐있습니다. 하지만 아쉬운게 많을 수록 좋습니다. 캠퍼님들이 개선하고 더 나아갈 수 있는 피드백이 될 수 있는 것들이니 너무 마음쓰지 마시고 다음 대회에서 잘 개선하시면 좋겠습니다. 마지막으로 포트 폴리오와 레포트의 기본은 디테일 입니다. 제출해주신 문서에서 포맷이 일관성 없다거나(영어 대문자 소문자), 폰트가 다르다거나, 폰트의 크기가 맞지 않는다거나, 오타, 띄어쓰기 등 부분이 매우 아쉽습니다. 저희에게 제출하는 보고서는 상관이 없지만, 추후에 사용하실 포트폴리오는 깔끔하게 잘 정리하시면 좋겠습니다.

6. 개인 회고

▼ 정혁기

나는 내 학습목표를 달성하기 위해 무엇을 어떻게 했는가?

- 전부터 프로젝트에 들어가면 어떻게 시작해야 하는지 막막했었다.
- 이를 고치기 위해 만들어진 코드가 아닌 **직접 코드를 짜면서** 구조를 익히려했다.

나는 어떤 방식으로 모델을 개선했는가?

- 성별, 나이 분류에서는 머리카락의 길이 등 특정 요인에 의한 **일반화**가 문제가 있었다.
 - 머리카락과 성별의 일반화를 고치기 위해 GridDropout 사용하여 f1 0.04정도의 향상
- 나이를 10개의 클래스로 나누어 좀 더 세분화 하여 예측하였다.

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

- 3개의 분류가 독립적이기 때문에 3개의 모델로 **각각 분할정복**하면 성능이 좋을 줄 알았다.
어떤 분류가 성능이 잘 안 나오는지 확인은 가능했지만
이 방식은 모델 3개를 만들어야하고 성능이 모두 잘 나와야했다.

전과 비교해서, 내가 새롭게 시도한 변화는 무엇이고, 어떤 효과가 있었 는가?

- 전에는 구조를 이해하기보다 성능 올리는데만 급급했는데 이번에는 흐름과 협업에 좀 더 중점을 둔 것 같다.
깃사용이 두렵지 않아졌고 프로젝트의 시작지점에서 해야 할 일을 찾은 것 같다.

마주한 한계는 무엇이며, 아쉬웠던 점은 무엇인가?

- 데이터를 좀 더 자세히 살펴볼 능력이 있었으면 일반화 성능을 좀 더 올릴 수 있었을 텐데 아쉬웠다.
- WandB 같은 데이터를 정리 해 줄 툴들을 사용하였다면 효율적으로 실험 설계가 가능했을 텐데 아쉽다.

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

- 로깅이나 WandB를 사용하여 팀원들간의 실험 상태 공유 더
- 세분화 된 데이터 분석

- 개인 피드백

정혁기 캠퍼님 스스로 본인의 베이스라인 코드를 만드셨다니 대단하십니다. 저도 대회 경험이 얼마 없을 때 어떻게 시작해야 할지 막막한 경험이 있다보니 공개된 베이스라인을 뜯어보고 파악해보며 저만의 베이스라인을 만드는 방법을 연습했던 기억이 있습니다. 모델 개선 부분에서도 스스로 가설을 세우고 그 가설을 검증하는 방식이 좋았습니다. Git 사용법이 두렵지 않아졌다는 부분은 개인적으로 뿌듯함을 느끼는 부분이네요. 아주 중요한 기본기 중 하나이니 다른 멘토님과 다른 캠퍼님을 만나시더라도 꼭 전파하셔서 유지하시길 바라겠습니다. 항상 저도 대회를 하다보면 데이터 EDA 부분에서 아쉬움을 느낍니다. 우리는 데이터를 만지고 데이터에서 인사이트를 뽑는 사람들이니 EDA를 가볍게 여기지 않도록 습관을 들이시면 좋겠습니다. 이번 대회에서 아쉽다고 생각하셨던 부분은 반드시 다음 대회나 다음 프로젝트에서는 개선해보셨으면 좋겠습니다. 아쉽지 않은 대회나 프로젝트는 없을 겁니다. 하지만 그런 아쉬움 속에서 계속 개선할 부분을 찾아내고 셀프 피드백을 통해 더 나은 AI 엔지니어가 되셨으면 좋겠습니다.

▼ 김형석

이번 프로젝트에서 나의 목표는 무엇이었는가?

- 리더보드 상위권, 직접 코드짜기, 팀원들과 협업, 더 효율적인 훈련

나는 내 학습목표를 달성하기 위해 무엇을 어떻게 했는가?

- GitHub Repos 구성 및 팀원들과 공유

지속적으로 Utility Function Update

EDA 결과 지속적 공유

훈련 결과 지속적 공유

Gender 단일 분류 모델 학습 및 결과 공유

Age/Gender/Mask 전체 분류 모델 학습 및 결과 공유

Baseline code 참조, Train 및 Inference용 python script 제작 및 공유

나는 어떤 방식으로 모델을 개선했는가?

- 전체 이미지에 대한 RGB 평균 및 표준편차 시각화

전체 이미지에 대한 class별 분포 시각화

전체 이미지에 대한 class별 평균 이미지 시각화 및 전체 이미지의 평균 이미지 시각화 데이터

불균형을 해소하기 위해 FocalLoss 추가

SGD와 Adam optimizer의 성능 비교

ViT 사용, 여러 Case(input size, model size, argmentation, ..etc)들에 대하여 훈련 및 결과 비교

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

- Gender, Age, Mask를 각각 분류하는 모델을 만들고 결과를 합치는 방식이 좋은 결과를 도출할 것이라고 생각했다. 개별적으로 훈련을 진행한 뒤, 잘 예측하는 항목은 고정 하고 잘 예측하지 못하는 항목에 집중하면 더 좋을 것이라고 생각했기 때문이다. 하지만 결과는 좋지 않았다. 한번에 예측하는 모델이라면 제출해서 정량적으로 판단할 수 있다. 그러나 개별 모델로 나누고 이를 합쳐서 제출하면 어떤 모델을 수정해야하는지 알 수 없게 되어버렸다. 어떤 계획을 세웠을 때, 실제로 실현이 가능한지 면밀히 검토가 필요하다고 느꼈다. 또한 개별 분류 방식에서 한번에 분류하는 방식으로 넘어갔을 때, 기록의 중요성을 느꼈 다. 개별 분류 방식에서 했던 많은 시행착오를 기록해놓지 않았기 때문에, 0부터 다시 시작하는 기분이었다. 그래서 한번에 분류하는 방식으로 훈련할 때는 지속적으로 기록했다.

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

- 성별 분류 모델은 기본적으로 성능이 잘 나와서 크게 새로운 것은 없었다. 한번에 분류 하는 모델의 경우, 처음으로 ViT를 사용해서 분류해보았다. ViT는 Res-net, Efficient-net등과는 구조가 조금 다르다. 그래서 처음에는 어떻게 끝단을 수정해야 할지 알 수 없

어서 직접 모델 내부를 분석해 보았다. 결과, timm 라이브러리를 사용하지 않고

torchvision에 있는 ViT의 Head를 직접 수정해서 사용할 수 있었다.

ViT를 사용해 HyperParameter와 ViT Model Type 및 Argmentation을 변경해가며 실 험했고, 이전과 같은 실수를 반복하지 않기 위하여 모두 기록으로 남겼다. 결과, 실험적 으로 성능이 올라가는 조건들을 하나씩 찾을 수 있었고, 단일 제출로는 가장 높은 점수 를 얻을 수 있었다.

마주한 한계는 무엇이며, 아쉬웠던 점은 무엇인가?

- ViT만 사용해서 실험을 진행한 점이 아쉬웠다. 앞서 성별 분류를 하면서 여러 모델을 사 용해보았고, 시간을 많이 소모했다. 따라서 다른 모델을 사용해볼 여유가 없다고 판단했 기 때문이다.

모델의 훈련과정을 WandB등으로 시각화하고 기록하지 않은것이 아쉽다.

데이터를 직접 확인하지 않은 것이 아쉽다. 데이터 항상 올바르게 라벨링 되어있을 것이 라고 생각해서는 안된다.

Confusion Matrix로 결과를 시각화해보지 못한 것이 아쉽다.

한계/교훈을 바탕으로 다음 프로젝트에서 스스로 새롭게 시도해 볼 것은 무엇일까?

- 가장 기본이 되는 모델로 훈련하여 기본이 될 정보들을 만들어놓겠다. 그리고 그 정보들 을 기반으로 여러가지 모델을 실험해보고 성능을 평가하겠다.

WandB나 Tensorboard를 사용해 파라미터를 기록하고 훈련과정을 시각화해보고 싶 다. 또한 여러 파라미터에 대해 자동으로 입력 및 훈련하고, 이를 기록하는 시퀀스를 만들어보겠다.

데이터 분석을 더 면밀히 하겠다.

- 개인 피드백

김형석 캠퍼님 첫 대회이긴 하지만 목표가 상당히 도전적인 부분이 좋습니다. 목표를 달성하기 위해 실제로 노력하신 부분이 인상 깊습니다. 팀원들과 더 많은 정보를 공유하고, 한 두번으로 끝나는 것이 아니라 지속적으로 하려고 하셨던 부분이 눈에 띄네요. 레포트에서 제가 맘에 들었던 부분 중 하나가 시각화 부분이었는데, 형석 캠퍼님께서 작업하신 부분이셨군요. 다른 캠퍼님께도 피드백 드렸지만, 데이터 EDA 시각화는 우리가 자주 중요성을 잊게되는 부분입니다. 특히 이미지와 같은 데이터는 어떻게 해야할지 더 막막한 부분이 있죠. 대회를 진행함에 있어 가설을 세우고 실제로 접근하셨다는 부분은 아주 잘하셨습니다. 비록 결과는 좋지 않을 수 있지만, 이런식으로 파고들고 계속 도전해서 나만의 노하우를 쌓는 기회라고 생각하시면 좋겠습니다. 직접 모델을 뜯어고쳐보며 사용해보신 부분 좋았습니다. 주어진 모델을 그대로 사용하는 것도 좋지만 상황에 맞게 커스터마이징 할 수 있는 능력도 AI 엔지니어에게 필요한 역량 중 하나입니다. 실험 기록 부분에서 아쉬움을 많이 느끼신 것 같습니다. 사후 분석을 위해서라도 실험 기록과 관리는 매우 중요합니다. 이번 대회에서 아쉽다고 생각하셨던 부분은 반드시 다음 대회나 다음

프로젝트에서는 개선해보셨으면 좋겠습니다. 아쉽지 않은 대회나 프로젝트는 없을겁니다. 하지만 그런 아쉬움 속에서 계속 개선할 부분을 찾아내고 셀프 피드백을 통해 더 나은 AI 엔지니어가 되셨으면 좋겠습니다.

▼ 노순빈

나는 내 학습목표를 달성하기 위해 무엇을 어떻게 했는가?

- 처음엔 ResNet34를 직접 구현했던 과제가 있어 그걸 따라해 보면서 ResNet152 를 만들어 보았습니다. 그러나 직접 구현한 것은 성능이 그리 좋지 못하다는 것을 깨달았습니다.
- timm 이라는 모듈을 다운로드 받아 VIT를 썼더니 성능이 괜찮게 나왔습니다.

나는 어떤 방식으로 모델을 개선했는가?

- lr rate, optimizer, epoch, data augmentation 등 모델의 여러가지 파라미터를 건드려 보았습니다.

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

- 데이터를 건드리지 않고 모델만 건드려본 결과 validation acc 는 최대 75퍼가 한계 었습니다. 이를 통해 데이터가 뭔가 문제가 있다고 짐작하게 되었습니다.

전과 비교해서, 내가 새롭게 시도한 변화는 무엇이고, 어떤 효과가 있었 는가?

- 사실 이 대회를 시작하기 전에는 아무것도 모르는 초짜였으나 그래도 이제는 어느 정도 어떤 흐름으로 흘러가는지 알 수 있게 된 것 같습니다.

마주한 한계는 무엇이며, 아쉬웠던 점은 무엇인가?

- 데이터를 직접 보지 않고 dataset.py에서 custom augmentation만 건드려본게 아쉽습니다.

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

- 이번일로 데이터가 어떤 양상을 띄는지가 중요하다는 것을 깨달았기 때문에 다음 프로젝트에서는 백본 모델을 빠르게 정한 후 데이터를 직접 보면서 튜닝해 볼 것 같습니다.

- 개인 피드백

노순빈 캠퍼님 이전에 직접 모델 구현을 해보았던 경험을 토대로 이어서 도전해보신 것은 아주 좋습니다. 그리고 성능이 좋지 못하다고 하셨는데, 이러한 부분도 추가로 분석해서 왜 좋지 않았을지 고민해보면 더더욱 좋겠습니다. 모델 튜닝은 말씀해주신 작은 파라미터를 건들여보는 것에서부터 시작됩니다. 다음 대회나 추후 프로젝트에서는 모델 파라미터 뿐만 아니라 서로 다른 모델의 아이디어를 차용해서 모델링에 직접 적용해보시는 것은 어떨까요? 이번 이미지 분류 대회와 같이 이런 단순한 태스크는 백본 모델을 선정하고 그 이후에는 Augmentation 싸움 입니다. 어떻게 더 많고 다양한 데이터를 모델에 학습시킬지 고민해보시는 것이 좋습니다. 대회를 하시면서 조금씩 전체적인 그림에 대해 이해하고 있는 과정에 있으신 것 같네요. 이렇게 조금씩 조금씩 꾸준히 나가시면 좋겠습니다. 이번 대회에서 아쉽다고 생각하셨던 부분은 반드시 다음 대회나 다음 프로젝트에서는 개선해보셨으면 좋겠습니다. 아쉽지 않은 대회나 프로젝트는 없을겁니다. 하지만 그런 아쉬움 속에서 계속 개선할 부분을 찾아내고 셀프 피드백을 통해 더 나은 AI 엔지니어가 되셨으면 좋겠습니다.

▼ 박시형

- 이번 프로젝트에서 나의 목표는 무엇이었는가?
 - 사진에서 age만 따로 추론하는 모델 제작 및 데이터 분석
 - CAM loss 논문읽고 구현하기 CUTMIX
 - 적용해보기 alumentation 이해하기
- 나는 내 학습목표를 달성하기 위해 무엇을 어떻게 했는가?
 - cam loss, cutmix 논문 읽기
 - 베이스 코드 참조하여 따로 age추측하는 모델 제작
 - 수가 적은 age인 60이상의 데이터를 복제하여 수를 맞춰서 사용 나는
- 어떤 방식으로 모델을 개선했는가?
 - cutmix 적용 → 오히려 성능을 안 좋게 만든다
 - 적은 데이터를 복제해서 사용
 - F1Loss, FocalLoss 적용
- 내가 한 행동의 결과로 어떤 지점을 달성하고, 어떠한 깨달음을 얻었는가?
 - cutmix는 중요한 데이터가 있는 부분을 잘라내는 경우가 있어 오히려 성능을 저하시킴
 - Alumentation의 각 함수들과 파라미터들의 역할을 알게됐다.
- 전과 비교해서, 내가 새롭게 시도한 변화는 무엇이고, 어떤 효과가 있었는가?
 - cam loss → 구현은 했지만 적용을 하지 못했다
 - cutmix → 성능 낮춤
 - 여러개의 백본을 사용했다 - vit_b_32, efficientnet, regnet 등
- 마주한 한계는 무엇이며, 아쉬웠던 점은 무엇인가?
 - cam loss를 다 구현하지 못해서 아쉬웠다.
 - 따로 log를 다 기록했어야 하는데 그러지 못했다
 - 오류 데이터를 따로 구분해서 학습해보지 못했다
 - 모델의 세부내용까지 이해하지 못해 근거없이 백본모델을 사용한 것 같다.
- 한계/교훈을 바탕으로 다음 프로젝트에서 스스로 새롭게 시도해볼 것은 무엇일까?
 - 훈련 자동화
 - pytorch lightning 사용
 - 접근할 때 모델 관련 논문을 조금이라도 읽기
 - 데이터 전처리의 필요성과 자동화의 필요성을 느꼈다.

- 개인 피드백

박시형 캠퍼님 관심 있는 논문을 직접 구현해서 접근해보신 부분이 좋았습니다. 실제로 대회를 진행하다보면 새로운 아이디어가 필요할 때 논문 서치를 많이 하는 편입니다. 접근 방식이 좋았습니다.정하신 학습 목표를 달성하기 위해 시도해보신 부분, 시도했지만 성능이 좋지 않았거나 잘 되지 않았던 부분에 대한 의견도 좋았습니다.사실 대회를 진행하면서 내가 시도한 것 중에 1/3 정도라도 구현했다면 저는 잘했다고 생각합니다. 물론 그 중에 절반도 성능을 향상 시키는 부분에 도움이 되지 않을 수도 있지만요. 그럼에도 이러한 작은 시도와 도전들이 성장을 이끄는 발판이라고 생각합니다.이번 대회를 하시면서 작게작게 배웠던 부분들이 쌓이면 이게 나만의 노하우가 될것이고 이후 대회나 프로젝트에서 좋은 성적을 거둘 수 있게 할 경험들이 될겁니다.대부분의 캠퍼님들이 그러듯이 시형 캠퍼님께서도 실험 관리나 모델 관리에 대해 아쉬움을 많이 느끼시고 계시네요. 이후에는 팀원들과 잘 협업할 수 있는 방법이 무엇이 있을지 고민해보시면 좋겠습니다.이번 대회에서 아쉽다고 생각하셨던 부분은 반드시 다음 대회나 다음 프로젝트에서는 개선해보셨으면 좋겠습니다. 아쉽지 않은 대회나 프로젝트는 없을겁니다. 하지만 그런 아쉬움 속에서 계속 개선할 부분을 찾아내고 셀프 피드백을 통해 더 나은 AI 엔지니어가 되셨으면 좋겠습니다.

▼ 장국빈

- 우리 팀과 나의 학습목표는 무엇이었나?
 - 3명의 팀원이 성별, 나이, 마스크 착용 여부 각각의 task를 맡아 분류를 하였고 저는 한 모델로 전체를 분류하는 실험을 진행했습니다.
- 개인 학습 측면
 - P Stage 강의를 들으며 전체적인 흐름을 찾고, baseline code를 최대한 분석 및 이해하려고 노력했습니다. 또한, baseline을 토대로 여러가지 model과 hyper parameter를 바꾸어가며 실험을 진행하였습니다.
- 공동 학습 측면
 - 전체적인 분류의 성능을 높이는 모델을 찾으려고 노력했습니다.
- 나는 어떤 방식으로 모델을 개선했는가?
 - P Stage에서 학습한 내용으로 성능 개선을 하기 위해 최대한 사용하고 이해 하려고 노력했습니다.
- 사용한 지식과 기술
 - StratifiedFold 방식으로 oof 적용, Gradient Accumulation 사용, albumentaiton 라이브러리 사용, TTA, train 및 validaion 시 다른 augmentation 적용, pre-trained model을 사용하여 transfer-learning 진행, weight freeze도 실험했으나 성능이 좋지 않았습니다.
- 마주한 한계는 무엇이며, 아쉬웠던 점은 무엇인가?
 - 한계점은 EDA가 아쉬웠습니다. 데이터를 분석하고 시각화하는 것이 익숙하지 않아 마음대로 데이터를 가지고 놀지 못했습니다. 또한, EDA 단계에서 데이터 불균형이 있다는 것을 인지했지만 그것을 해결하지 못했습니다. 데이터 불균형을 해결하기 위하여 over sampling 기법 중 하나인 SMOTE 알고리즘을 적용해볼려고 했으나, image 데이터에 대한 지식이 부족하여 구현하지 못하였습니다. 이미지(마스크) 데이터의 특성을 파악하여 CenterCrop Augmentation을 적용했어야 하는데 못했습니다. 실험군과 대조군을 미리 설정하고 기록을 해야되는데 시간이 좀 흐르고 기록한 점이 아쉬웠습니다. tensorboard만 사용을 했고 wandb를 사용하지 않았습니다. scheduler를 적절히 사용하지 않고, StepLR만 사용하였습니다. pre-trained model 사용 시 fine-tuning을 하지 못했습니다. hyper parameter를 찾는 노력을 하지 못했습니다. 가벼운 모델 여러개를 두고 Ensemble을 적용해보고 싶었는데 하지 못했습니다. baseline을 나만의 code로 만들지 못해 아쉬웠습니다. 최종적으로 overfitting을 해결하지 못해 성능이 높지않았다고 생각합니다.

- 한계/교훈을 바탕으로 다음 프로젝트에서 스스로 새롭게 시도해볼 것은 무엇인가?
 - 첫번째로 데이터 분석의 중요성을 몸소 느껴 다음 프로젝트에서는 EDA 단 계에 시간을 많이 투자하고, 전체 데이터들을 파악해 불균형한 데이터를 조정 하고 해당 프로젝트의 이미지 데이터의 특징을 인지하는 과정을 먼저 거쳐야 할 것 같습니다. wandb을 사용하여 모델 학습 결과의 시각화 및 분석을 진행할 것입니다. 분석한 내용을 바탕으로 모델의 fine-tuning을 진행해보고 싶습니다. 마지막으로 여러가지 ensemble 기법을 공부해보고 task에 적용하여 성능을 높이는 실험을해보겠습니다.
- 프로젝트를 마치며..
 - 이번 P stage를 통해 모델 학습 과정에 대한 전반적인 이해를 할 수 있어서 좋았습니다. 그 전까지는 많은 양의 지식이 정리가 안된채로 머릿속에 집어 넣고 있는 느낌이었다면 P stage를 통해 어지럽혀져 있던 내용들이 하나씩 정리가 되는 느낌이었습니다. 하지만 정리가 되면 될수록 모르는것이 더 많고 알아야 할 것이 더 많다는 것을 느꼈습니다. 다음 프로젝트 때에는 P stage에서 못 했던 것을 중심으로 적용해보고, 팀원들과 더 협업하는 느낌으로 프로젝트를 진행했으면 좋겠다는 생각이 들었습니다. 그리고 baseline을 스스로 코딩 해보고 분석하여 전체적인 과정을 이해할 수 있도록 노력하겠습니다.

- 개인 피드백

장국빈 캠퍼님 강의를 토대로 전체적인 흐름과 주어진 베이스라인을 잘 분석해보셨다는 부분이 좋았습니다. 물론 본인이 모델링 역량이 좋아서 직접 본인의 베이스라인을 만드는 것도 좋겠지만, 다른 사람의 코드를 공부하고 뜯어보며 내것으로 만든다면 그것도 좋은 공부 방법이라고 생각합니다. 사용해보신 부분을 보니 확실히 강의에서 제안해주었던 아이디어들을 많이 차용하셨네요. 어떻게보면 다른 캠퍼님들과 다르게 강의를 아주 잘 흡수하셨을 것 같습니다. EDA 부분은 항상 중요합니다. 데이터 속에서 인사이트를 모델이 잘 찾아주는 것도 맞지만, 잘 찾을 수 있도록 우리가 좋은 정보를 제공하는 것도 잘 해주어야 합니다. 그 부분은 사람의 손이 어느정도는 필요한 영역이네요. 실험 설계 부분과 관리 부분은 아쉬움이 많으셨을 것 같습니다. 첫 대회이기도 하고, 아직 AI 프로젝트를 하는 방식이 익숙하지 않다 보니 더욱 그랬을 것 같네요. 이번 대회에서 아쉽다고 생각하셨던 부분은 반드시 다음 대회나 다음 프로젝트에서는 개선해보셨으면 좋겠습니다. 아쉽지 않은 대회나 프로젝트는 없을겁니다. 하지만 그런 아쉬움 속에서 계속 개선할 부분을 찾아내고 셀프 피드백을 통해 더 나은 AI 엔지니어가 되셨으면 좋겠습니다.