

리포트_level1_이미지분류_5

김민수_T2025, 성진우_T2112,
윤준식_T2144, 이광현_T2148,
이영훈_T2164, 정진원_T2206

개요

주제: 카메라로 비춰진 사람 얼굴 이미지만으로 이 사람이 마스크를 쓰고 있는지, 쓰지 않았는지, 정확히 쓴 것이 맞는지 자동으로 가려내며 성별과 나이 또한 예측하는 시스템

환경: Ubuntu 18.04.5 / Python 3.8.5 / Tesla V100

구조:

```
├── input/data/
│   ├── eval/
│   │   ├── images/
│   │   └── random_bg_imgs/
│   └── train/
│       ├── images/
│       └── random_bg_imgs/
└── code/image-classification-level 1-05
```

기대효과: 카메라로 비춰진 사람 얼굴 이미지만으로 마스크 착용 여부를 정확히 판별하여 적은 인적
자원으로 감염병 예방에 도움을 주며, 협업에 대한 감을 잡고 여러가지 모델과 알고리즘을 시도해본다.

구성 및 역할

김민수_T2025(팀원): Baseline 코드 structure 변경 및 기능 추가

성진우_T2112(팀원): Baseline 코드 앙상블 기능 추가, 다른 모델과 성능비교, Class 별로 따로 학습

윤준식_T2144(팀원): Baseline에 WandB 적용 cutmix추가하였지만 따로 학습x

이광현_T2148(팀원): Baseline에 Dataset 및 hard voting 코드 생성. 조건부 분류 앙상블 모델 생성.

이영훈_T2164(팀원): public dataset 및 age offset을 이용하여 resnet18 단일 모델 학습

정진원_T2206(팀원): Baseline 코드에 기능 추가, 성능 향상을 위한 데이터 증강, 모델 결과를 앙상블
하여 최종 제출 결과를 생성

수행절차 및 방법

사전 기획 및 수행 과정

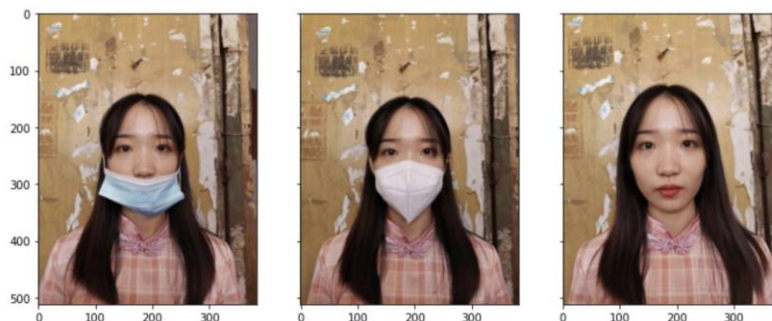
- 18개의 클래스를 예측하는 것이 아닌 성별, 마스크 착용여부, 나이를 예측하는 세개의 모델을 만들어서 결과를 병합
- Class Imbalance 문제가 심각한 것으로 보이는데 이를 Data Augmentation, loss function, Oversampling 등을 이용하여 해결하려고 시도
- 1주차에는 각자 여러가지 시도를 해보고 결과가 잘 나오는 방식을 2주차에 채택
- 역할분담을 하여 중복되는 일을 줄이고 작업의 생산성 향상

결과

1. 탐색적 분석 및 전처리

a. 학습 데이터 소개(Train/Dev)

- 마스크 착용 여부, 나이, 성별을 구분해야하는 이미지와, 이들에 대한 정보를 담고 있는 csv 파일
- 전체 사람 명수: 4500
- 한 사람당 사진의 개수: 7 [마스크 착용 5장, 이상하게 착용(코스크, 턱스크) 1장, 미착용 1장]
- 이미지 크기: (384, 512)
- 총 18개의 클래스로 예측

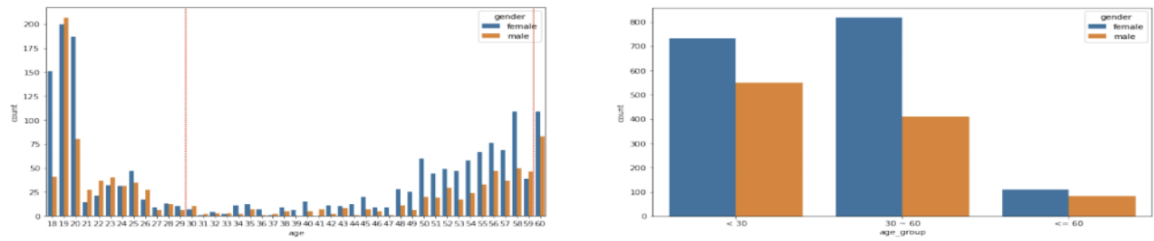


마스크 착용 여부(이상하게 착용, 정상 착용, 미착용)

b. EDA

- 데이터 라벨링이 되어있지 않아서 직접 라벨링

- Class Imbalance가 심각 - Focal Loss, Data Augmentation, Over Sampling, 외부 데이터 이용



나이대별, 클래스별 데이터 분포

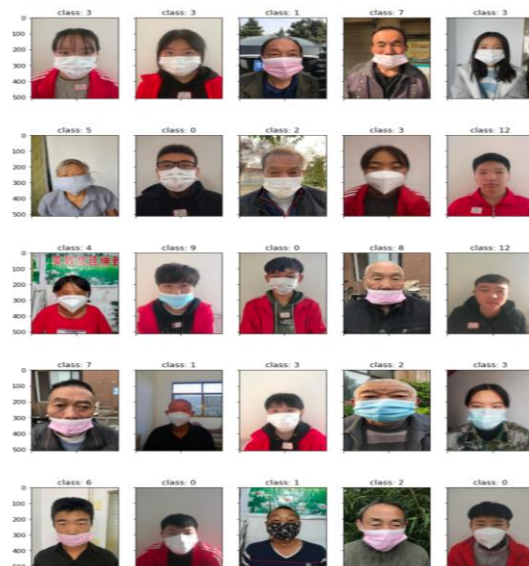
2. 모델 개요

- CNN (Convolutional Neural Network)
 - Convolution 연산을 이용한 neural network
- ResNet
 - 신경망이 깊어질수록 심해지는 gradient vanishing/exploding 문제를 해결하고자 skip connection을 추가한 모델.

3. 모델 선정 및 분석

- 단일 모델 : resnet18 마지막 fc레이어 output dim을 18로 수정
 - LB 점수: 0.744
 - pretrained 모델에서 resnet18의 layer 1, layer 2 freeze
 - public data를 이용하여 60세 이상 dataset을 추가
 - age offset을 통해 애매한 age 경계에 있는 data를 제거
 - trainig time augmentation : None
 - img_size = 512 x 384
- 앙상블 모델 : mask, gender, age 모델을 각각 resnet18을 이용
 - LB 점수 : 0.745(f1_score), 78.937(accuracy)
 - Training Time Augmentation
 - Resize((512, 384)), CenterCrop((300, 200))
 - img_size : 512 X 384
 - Hyper Parameter: Optm - Adam, lr - 0.001, criterion - MultiLabelSoftLoss
 - Offset (Age model)
 - $30 < \text{age} < 60 \rightarrow 40 < \text{age} < 50$
- 앙상블 모델 2 : mask 착용여부 별로 나눠서 각각 gender, age모델을 만듦
 - LB 점수 : 0.757(f1_score), 80.413(accuracy)
 - 데이터셋 및 모델 설정 - b. 앙상블 모델 1(이하 모델b)과 동일

- iii. Mask 착용/미착용 각각에 대해 Age 분류 모델 생성(모델 c-1, c-2)
 - Offset 적용하지 않음.
 - iv. 모델 b의 Mask 판별 값에 따라 모델 c-1, c-2 적용.
 - d. 검증(Validation) 전략
 - i. Train 데이터의 20%를 Validation Set으로 이용하였습니다.
 - ii. 한 인물의 사진이 train과 val에 둘다 들어가서 data leak가 생기는 것을 방지하기 위해 인물 별로 train set과 validation set을 구성하였습니다.
 - iii. 각 set의 클래스 분포가 전체 데이터셋과 동일하도록 했습니다.
 - e. 최종 앙상블 방법
 - i. 리더보드 score가 좋았던 5개 모델의 결과를 hard-voting을 이용
4. 모델 평가 및 개선
- a. 단일 모델 : mask unwaer 데이터셋 중 age ≥ 60 과 $30 \leq \text{age} < 60$ 의 classification 정확도를 개선. 단일 모델로 가장 좋은 성능을 낸
 - b. 앙상블 모델 : 각자의 모델은 val_set 기준 성능은 잘 나오나 합쳤을 때 최종 제출 시 성능이 많이 떨어짐, 각자의 모델에 맞는 transform과 모델들을 정의할 필요
 - c. 앙상블 모델 2 : age 분류 정확도 개선
5. 시연 결과(사진, 동영상 등)



자체 평가 및 의견

모델을 세개로 나누어 마스크 착용 여부, 성별, 나이를 예측해본 결과 마스크 착용 여부와 성별은 98% 이상의 정확도로 맞추는 것을 확인할 수 있었습니다. 감염병 예방을 위해 중요한 것은 나이나 성별보다는 마스크 착용 여부이고, ResNet-18 모델을 이용하여 학습과 분석에 시간이 얼마 걸리지

않았던 것을 생각하면 (10 epoch 이내로 학습 가능) 실무에서도 충분히 활용이 가능하며, 인적 자원을 효율적으로 사용하는데 큰 도움이 될 것이라고 소견됩니다.

- **잘한점들**

- Baseline 코드를 토대로 활발히 commit하는 등 협업이 잘 이루어진 점.
- 피어세션 시간을 활용해 각자 한 부분이 무엇인지 공유가 잘 된 점.
- w & b를 이용해 서로의 모델의 학습 정도와 성능을 손쉽게 확인 가능하도록 한 것.
- 모델을 다양한 아이디어로 구현하고 그 결과를 공유할 수 있어서 좋았습니다.
- 데이터 관점에서 고민을 많이 할 수 있어서 좋았습니다.
- 잘 못따라갈 때 팀원 분들이 친절하게 도움 많이 주셔서 좋았습니다.
- 각자 모두 최선을 다해서 좋은 결과를 낼 수 있었던 것 같습니다.
- 협업 프로세스를 정해놓고 진행해서 GitHub을 통한 협업에서 많이 성장할 수 있었습니다.
- BLACK을 통해 기본적인 코드 틀을 설정하고 공유했던 부분이 효율적이었습니다.

- **시도했으나 잘되지 않았던 것들**

- 시도해본 많은 것들이 효과가 없거나 적었던 경우가 많았습니다.

- **아쉬웠던 점들**

- 보다 다양한 시도를 해보지 못한 점.