



# 연구 노트 1주차

▼ 2팀 : 20191467 이재형

연구 주제 : Adaptive data engineering Learning framework

## 연구 주제 소개

- Face parsing task는 Segmentation을 Face에 적용하여 전경과 배경을 구분하는 행위입니다.
  - 전경에는 눈, 코, 입 등등이 있으며 Semantic Segmentation에서 파생된 Task입니다.
  - 저희는 Face parsing task의 성능을 높이기 위한 방법론에 집중하였습니다.
  - 저희가 제시할 방법론에는 데이터[1, 2], Reward[3], method[4, 5, 12]등등을 사용하여 성능의 향상을 도모할 예정입니다.
1. 단순히 모델 구조나 loss를 바꾸는 것 보다 pre-trained[6]된 모델을 기반으로 **fine-tuning**을 통해 성능을 향상 시킬 것입니다.
  2. Fine-tuning을 통한 성능 향상을 이루는 것도 중요하지만, Reinforce Learning의 개념을 활용한 **Reinforce-tuning[8,9,10]** 또한 적용하여 성능을 올리는 것또한 중요하게 보고 있습니다.



### Reinforce-Tuning이란?

강화 학습은 에이전트가 환경과 상호 작용하며 보상(reward)을 최대화하는 방법을 배우는 학습 방법입니다. Face parsing task에 "Reinforce Tuning"을 적용하는 것의 의미는, 모델이 parsing 작업을 수행하면서 얻은 결과에 따라 '보상'을 받고, 이 보상을 기반으로 모델의 성능을 점진적으로 개선해 나가는 방식을 의미합니다.

### Algorithm 2 Reward optimization step

```
function batch_loss( $\theta$ ,  $\mathbf{x}$ ,  $\mathbf{y}$ ,  $\mathbf{r}$ ):  
    return  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r \log P(y^i | x^i; \theta))$   
end function  
  
function step_reward( $\theta$ ,  $\mathbf{x}$ ,  $\alpha$ ):  
     $\mathbf{y}_{sample} := \text{batch\_sample}(\theta, \mathbf{x})$   
     $\mathbf{y}_{baseline} := \text{batch\_sample}(\theta, \mathbf{x})$   
     $\mathbf{r} := \mathcal{R}(\mathbf{x}, \mathbf{y}_{sample}) - \mathcal{R}(\mathbf{x}, \mathbf{y}_{baseline})$   
     $G_r := \nabla_{\theta} \text{batch\_loss}(\theta, \mathbf{x}, \mathbf{y}_{sample}, \mathbf{r})$   
    return  $\theta + \alpha G_r$   
end function
```

RL\_tune에 활용할 가장 기본적인 알고리즘[4]

3. 데이터 엔지니어링을 추가하여 데이터를 유동적으로 이동, 증강, 전처리를 fine-tuning, reinforce-tuning에 적용할 합리적 결정을 하는 알고리즘을 개발하는 것을 목표로 삼습니다.

- 시간이 된다면 합성, 증강 데이터를 사용할 때 Synthetic\_Data와 Real\_data의 Same\_distribution또한 증명을 해야합니다[12], 이를 위해 필요로 한다면, Ks-test[12]를 활용하여 different distribution의 Null\_hypothesis를 부정할 수 있는 임계점인 0.95미만의 증강 방식을 찾는 것을 추가적인 목표로 삼을 예정입니다.

## 목표

1. Task reward model을 하기에 적절한 베이스라인 모델 설계하기.
2. 데이터가 한정적인 순간에도 잘 작동할 수 있게 한정된 데이터의 적절한 데이터 분배를 통한 기존 단순 학습에 비해 더 좋은 성능 제시.
3. 학습을 추적하고 자동 최적화[7]를 할 수 있는 Mlops형태로 완성하기.

우리의 방법론을 이용하여 기존의 paper\_with\_code에서 제시된 성능과 비슷하거나 더 높은 수준의 성능 Side view에도 강건하게 작용할 수 있는 여부를 따짐(데이터셋 아직 못찾음).

## Reference

- [1] **Developments in Image Processing Using Deep Learning and Reinforcement Learning**, <https://www.mdpi.com/2313-433X/9/10/207>
- [2] Reinforce Data, Multiply Impact: Improved Model Accuracy and Robustness with Dataset Reinforcement, <https://arxiv.org/pdf/2303.08983>
- [3] **ReFT: Reasoning with Reinforced Fine-Tuning**, <https://arxiv.org/abs/2401.08967>
- [4] **Tuning computer vision models with task rewards**, <https://arxiv.org/abs/2302.08242>[5] A Task-Risk Consistency Object Detection Framework Based on Deep Reinforcement Learning
- [6] [https://github.com/zhongyy/Face-Transformer#4-pretrained-models-and-test-models-on-lfw-sllfw-calfw-cplfw-talfw-cfp\\_fp-agedb](https://github.com/zhongyy/Face-Transformer#4-pretrained-models-and-test-models-on-lfw-sllfw-calfw-cplfw-talfw-cfp_fp-agedb), Face\_Transformer
- [7]<https://github.com/kelvins/awesome-mlops>

<https://github.com/kelvins/awesome-mlops>

- [8] <https://github.com/open-mmlab/mmdetection>
- [9]<https://github.com/JoshuaWenHIT/CV-RL>
- [10] <https://github.com/bwconrad/cv-rl>
- [11] SpotTune: Transfer Learning through Adaptive Fine-tuning , <https://arxiv.org/pdf/1811.08737>
- [12][https://www.researchgate.net/figure/Visual-representation-of-the-Kolmogorov-Smirnov-statistic-The-dashed-line-corresponds-to\\_fig11\\_349283782](https://www.researchgate.net/figure/Visual-representation-of-the-Kolmogorov-Smirnov-statistic-The-dashed-line-corresponds-to_fig11_349283782)



연구 노트 1주차 (2).



연구 노트 1주차 (1).