



2024-하계 집중이수제 주간학습보고서 (5주차)

창의과제	Unsupervised domain adaption 이미지 Segmentation 알고리즘 연구				
이름	노성현	학습기간	2024.07.22 ~ 2024.07.28		
학번	20011619	학습주차	5주차	학습시간	12
학과(전공)	컴퓨터공학과	과목명	자기주도창의전공 I	수강학점	3

※ 수강학점에 따른 회차별 학습시간 및 10회차 이상 학습 준수

금주 학습목표

(논문)survey - 2 가설 설정
: text feature에 노이즈를 준다면 좀 더 다양한 domain을 표현할수 있을 것이다.

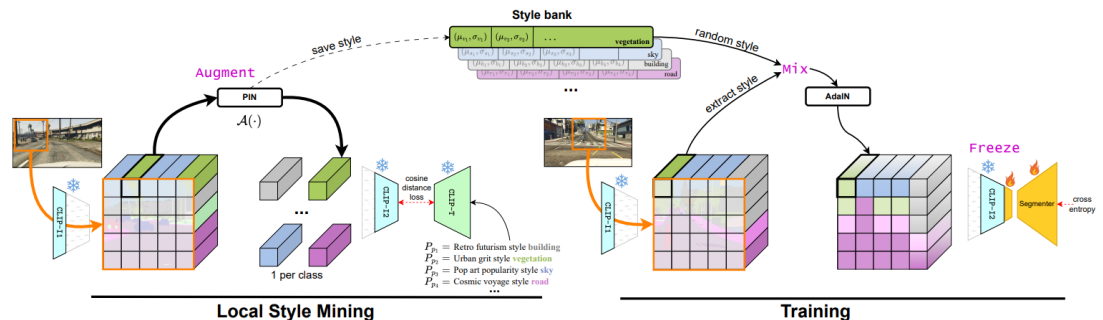
학습내용

텍스트 피처에 노이즈를 추가함으로써 모델이 특정 텍스트 패턴에 지나치게 의존하지 않고, 도메인 간 차이를 줄일 수 있다는 가설을 세웠다. 기본적으로 torch.randn_like를 사용해 간단하게 노이즈를 추가할 수 있지만, 아래 논문을 참고하여 언어 정보를 활용한 Style bank를 구성하는 방법을 시도했다. 이 접근 방식은 Adaptation 대신 Generalization Task에 초점을 맞추고 있지만, Feature Alignment와 Data Augmentation을 활용할 수 있는 가능성이 있다.

[A Simple Recipe for Language-guided Domain Generalized Segmentation]

본 논문은 FAMix(Freeze, Augment, Mix) 기법을 정의하여 PODA의 몇 가지 측면을 개선하고 더 나은 도메인 일반화 성능을 목표로 한다.

본 논문의 주요 방법은 Language-Driven Local Style Augmentation, 즉 텍스트 프롬프트를 사용하여 로컬 패치 단위로 스타일을 증강하는 것이 주요 기법이다.



이를 위한 PODA와 비교되는 논문의 방법론은 아래와 같다.

1. Minimal Fine-Tuning:

- PODA: 전체 백본을 동결한 상태에서 일부 레이어만 조정
- FAMix: 백본의 상당 부분을 동결하고 마지막 레이어만 미세 조정하여 CLIP의 원래 표현력을 최대한 유지하면서 필요한 적응을 가능

2. Language-Driven Local Style Augmentation:

- PODA: 전역적인 스타일 변환을 사용하여 특정 도메인으로 피처를 정렬
- FAMix: 로컬 패치 단위로 스타일을 증강하여 각 패치의 주요 클래스에 따라 스타일을 미



	<p>세하게 조정</p> <p>3. Random Style Mixing:</p> <ul style="list-style-type: none"> - PODA: 고정된 스타일 프롬프트를 사용하여 전역적으로 스타일을 변환합니다. - FAMix: 랜덤 스타일 프롬프트를 사용하여 원본 스타일과 증강된 스타일을 혼합 <p>4. Class-Specific Style Mining:</p> <ul style="list-style-type: none"> - PODA: 전역 스타일 마이닝을 사용하여 특정 도메인으로 피처를 정렬합니다. - FAMix: 각 클래스별로 스타일을 마이닝하고, 이를 기반으로 스타일 뱅크를 구축. 이러한 클래스별 로컬 스타일 마이닝은 패치 간의 대비를 높여 더 풍부한 스타일 변화를 유도 <p>정리하자면, FAMix는 PODA의 전역적인 스타일 변환 방식을 탈피하고 있다. 로컬 스타일 증강과 혼합을 통해 더 다양한 스타일 변화를 유도하고, 최소한의 백본 미세 조정을 통해 CLIP의 표현력을 최대한 유지하면서도 도메인 일반화 성능을 크게 향상시키는 데에 중점을 두었다.</p> <p>하지만 실험 결과는 기대에 미치지 못했다. 그 원인에 대해 팀원들과 다음과 같은 논의를 진행했다.</p> <p>1. Class 설정</p> <p>FAMix는 Class-Specific Style Mining를 수행하는 Task로, 미리 Class를 정의해야한다. 그러나 랜덤 스타일 프롬프트에 Class를 적용할 때, 해당 도메인에 맞지 않는 형태로 적용이 될 수도 있는 문제점이 있다.</p> <p>2. CLIP Fine-Tuning</p> <p>FAMix는 CLIP을 마지막 레이어를 미세 조정한다는 장점이 있으나, 한정된 GPU 메모리 상 이를 생략하였다.</p> <p>PODA의 선행 연구로 패치 단위로 증강하는 기법이 있어서 이를 적용해보고 싶었고, 새로운 방법을 시도해본것에 의의를 두었다.</p>
학습방법	<p>[개별 논문 리뷰 및 노션 공유 페이지를 통한 정리]</p> <p>개별 학습을 통하여 FAMix를 이해하는 시간을 가졌다. 이때, 공유 노션 페이지에 정리하여 협업 및 스터디에 도움이 되도록 하였다.</p> <p>[모델 학습 및 실험]</p> <p>논문을 통해 배운 방법론 들을 개별적으로 모델에 적용하였다. Cityscape 데이터로 학습을 진행한 후 ACDC data 셋으로 테스트를 진행하며 각자의 실험 결과들을 공유하였다. 성능 개선 방안을 검토해보고, 실패 원인을 토의 시간에 분석하였다.</p>
학습성과 및 목표달성도	<p>100%</p> <p>FAMix 논문을 리뷰하며 로컬 스타일 증강과 혼합을 통해 더 다양한 스타일 변화를 유도하였다. 이를 PODA 코드에 적용하여 Cityscape->ACDC 로 실험 결과를 확인하였다.</p> <p>비록 Task의 목적이 달라 성능 개선에 실패하였지만, 실패 원인을 함께 분석하고 zero-shot adaptation에 class-specific 로컬 패치 증강의 새로운 방법을 시도해본 것에 의</p>



	의를 두었다.
참고자료 및 문헌	https://arxiv.org/abs/2311.17922 https://github.com/astra-vision/PODA
내주 계획	(논문)survey - 3 가설 설정 : PODA optimization시 noise를 추가한 synthesis image feature를 사용한다.

2024 년 7 월 28 일

지도교수

김세원

(인)