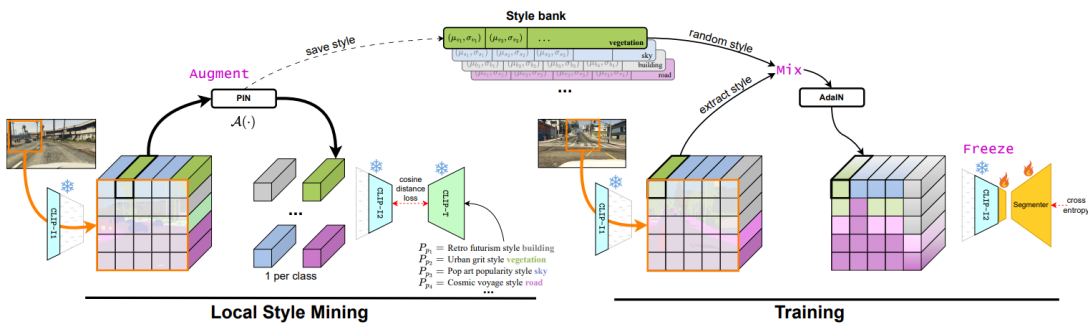




2024-하계 집중이수제 주간학습보고서 (5주차)

창의과제	Unsupervised domain adaption 이미지 Segmentation 알고리즘 연구				
이름	서민정정	학습기간	2024.07.22 ~ 2024.07.28		
학번	21011647	학습주차	5주차	학습시간	12
학과(전공)	컴퓨터공학과	과목명	자기주도창의전공 II	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	<p>텍스트 피처에 노이즈를 추가한다면 특정 텍스트 피처 패턴에 과도하게 의존하지 않도록 하여 도메인 간 차이를 줄이는 데 도움을 줄 수 있다고 가설을 세웠다. torch.randn_like로 노이즈를 간단하게 줄 수도 있지만, 아래의 논문을 참고하여 언어 정보를 활용하여 Style bank를 만드는 접근을 시도했다. 비록 Adaptation와 달리 Generalization Task라서 조금 다른 목적을 두고 있지만, Feature Alignment와 Data Augmentation을 활용할 수 있다.</p> <p>[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.</p>  <p>이를 위한 PODA와 비교되는 논문의 방법론은 아래와 같다.</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Minimal Fine-Tuning: <ul style="list-style-type: none"> - 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: <ul style="list-style-type: none"> - PODA: 전역적인 스타일 변환을 사용하여 특정 도메인으로 피처를 정렬 - FAMix: 로컬 패치 단위로 스타일을 증강하여 각 패치의 주요 클래스에 따라 스타일을 미세하게 조정 				



	<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 बैं크를 구축. 이러한 클래스별 로컬 스타일 마이닝은 패치 간의 대비를 높여 더 풍부한 스타일 변화를 유도 <p>정리하자면, FAMix는 PODA의 전역적인 스타일 변환 방식에서 벗어난다. 로컬 스타일 증강과 혼합을 통해 더 다양한 스타일 변화를 유도하고, 최소한의 백본 미세 조정을 통해 CLIP의 표현력을 최대한 유지하면서도 도메인 일반화 성능을 크게 향상시킨 점에서 개선된다.</p> <p>그러나 실험 결과는 성공적이지 않았다. 그 이유를 다음과 같이 팀원들과 논의했다.</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 상이를 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 의의를 두었다.</p>



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)