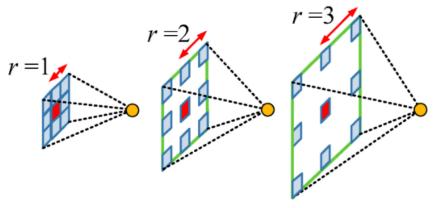
AIB 기업 협업 프로젝트 Final Report

(넥스트랩 - Final)

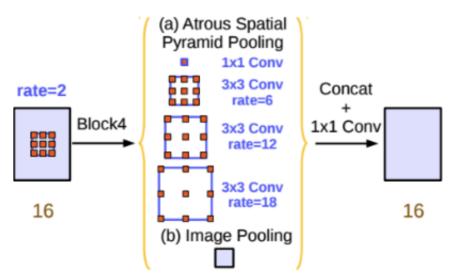
프로젝트 참여자 황 건 하

	보고 내용
프로젝트 제목	- 중고차 외관 손상 인식 알고리즘 구현
프로젝트 개요	 중고차 외관에 대해 4가지 손상 부위 (Crack, Dent, Gap, Scratch) 중 Scratch 손상에 대해 Semantic segmentation 기반의 학습 알고리즘으로 클래스 분류와 위치 인식 수행
팀 구성 및 역할	 넥스트랩에서 제공된 image masking (labeling) 작업 최종 제공된 image - mask dataset을 가지고 개별적으로 Semantic segmentation 을 수행함.
프로젝트 배경 및 목적	 배경: 카셰어링, 중고차, 차량 수리 등의 업체들에서 차량 외관에 대한 손상을 직접 검수해야하는 기존의 업무 프로세스의 불편과 리소스에 대한 부담이 존재함. 목적 : 차량 외관 이미지가 존재함에도 검수 작업을 수기로 진행해야하는 업무 리소스 부담 해결을 위해 사람이 아닌 딥러닝모델을 이용하여 차량 손상 탐지를 자동화하여 주어진 차량 이미지 내의 손상 영역과 손상의 종류를 자동으로 판단하는 딥러닝 모델 구현목적
방법 설명 및 결과	1) 데이터 처리 - 640 x 640, 1080 x 1440, 4000 x 3000 등 다양한 image size가 존재하여 이미지 크기 resize - UNet의 input image size는 32로 나누어져야 했기 때문에 256 x 256 size로 patchify 라이브러리를 사용하여 large size image 를 잘라서 저장 2) 모델 - 사용한 알고리즘과 사용 근거 : Segmentation 알고리즘으로 UNet 알고리즘과 DeepLab v3+ 알고리즘을 사용했습니다. 이 두 모델의 공통점은 encoder-decoder구조이며, 이 구조는 정교한 픽셀 단위의 segmentation 이 요구되는 biomedical image segmentation task의 핵심

요소로 자리잡고 있다는 점에 착안하여 미세한 scratch를 인식하기에 용이하다고 판단했습니다. UNet 알고리즘의 장점은 이전 Patch에서 검증이 끝난 부분을 다음 Patch에서 중복 검증하지 않아 연산의 낭비가 없어 속도가 빠르며, 다층 Layer의 output을 동시에 검증하여, 클래스 분류를 위한 인접 문맥 파악과 객체의 위치 판단의 trad-off 관계를 극복했습니다. DeepLab v3+ 알고리즘의 장점은 Atrous convolution을 활용하여 기존 convolution 과는 다르게 필터 내부에 빈 공간을 둔 채로 작동하며, 이 작동 원리의 이점은 기존 convolution 과동일한 양의 파라미터와 계산량을 유지하면서도 한 픽셀이 볼 수 있는 영역을 크게 가져갈 수 있게 됩니다. 즉, 좀 더 dense한 feature map을 얻을



또한, 최근 Semantic segmentation 의 성능을 높이기 위한 방법 중하나로 자주 활용되고 있는 Spatial pyramid pooling 기법을 base로 한 Atrous Spatial Pyramid Pooling(ASPP) 기법을 기본 모듈로 사용하여 multi-scale context를 모델 구조로 구현하여, 보다 정확한 semantic segmentation을 수행할 수 있습니다.



- Mask OneHotEncoding : 추후에 scratch 데이터가 아닌 다른 손상 이미지 input에 대한 모델 학습을 고려하여 두 모델 모두 mask 데이터를 OneHotEncode 기법으로 처리해주었습니다.

