

수탁연구계획서

(과제명)

자동 렌즈 세척 시스템 (ALCS) 개발

Development of an Automatic Lens Clearing System

2022. 04

한국폴리텍대학 대구캠퍼스

연구 개발 요약서

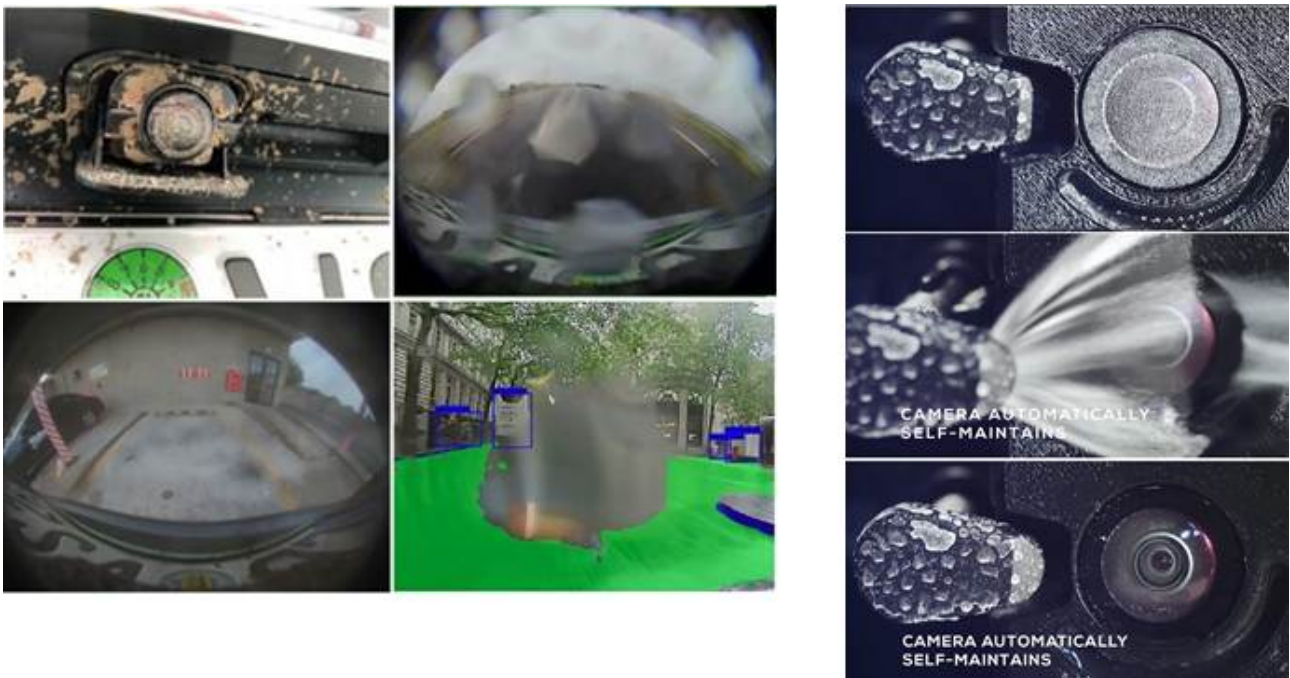
과제명	○ 자동 렌즈 세척 시스템 개발 (中 렌즈 이물질 감지 및 레벨 추정 시스템 개발)					
Target	○ HKMC Robotaxi 양산 차량 탑재 탑재를 위한 선행 개발 ○ 現: HKMC 협력사 모셔널 알고리즘 사용 ○ 알고리즘 국산화 및 자체 기술력 보유					
개발 내용	○ Lens Soiling Dataset 구축 (협의 필요) ○ 오픈/구축 데이터 셋 기반 이물질 Segmentation 딥러닝 모델 설계 및 개발 ○ NVIDIA Xavier NX 임베디드 보드 포팅을 위한 딥러닝 모델 최적화 ○ 렌즈 이물질 오염도 레벨 추정 알고리즘 개발 ○ CANLAB 데이터 취득 Tool과 연동 ○ 성능 평가 및 테스트					
연구개발비 및 연구원 수 (단위: 천원, M/Y)						
개발기간		연구비			참여 연구원 수	
		인건비	연구활동비 등	소계	교수/연구원	학생연구원
22.05	23.04	7,200	7,800	15,000	2	8

1. 추진 배경 및 목적

- 자동차 부품 회사 (주)캐랩에서 HKMC의 Robotaxi에 장착 예정인 카메라 렌즈 오염물질 측 레벨 추정 알고리즘 및 데이터셋 구축을 위한 데이터 수집 장치 납품 계약 체결
- 캐랩: 데이터셋 구축을 위한 데이터 수집 장치 개발
- 폴리텍: 렌즈 오염물질 레벨 추정 알고리즘 개발
- 현재는 HKMC 협력사인 모셔널의 렌즈 이물질 감지 SW를 사용하고 있으나, SW는 블랙박스 형태로 제공하고 있음. 따라서 SW 국산화 및 자체 기술력 보유를 위해 기술 용역 발주
- 목적: 렌즈 이물질 레벨 추정 알고리즘 개발 및 데이터 셋 구축 (SW 개발 및 공급)

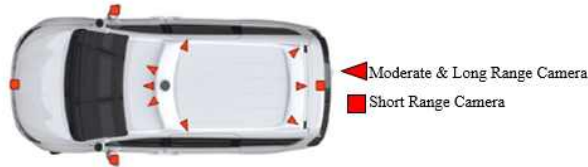
가. ALCS(Automatic Lens Cleaning System) 정의

- 1) 도입배경: 자율주행 레벨 4 이상인 차량의 경우, 운전자의 개입이 없어도 지정된 목적지까지 운행을 해야한다. 서라운드 뷰, 주차보조 시스템 등을 포함한 다양한 기능을 하기 위한 차량 외부에 부착된 카메라 센서의 경우, 차량 내부 윈드실드에 부착된 전방 카메라보다 오염물질, 물방울 등이 묻을 수 있는 환경에 노출되어 있어, 여러 운전 보조 시스템이 오작동 할 수 있다. 따라서 이러한 기능들이 제대로 작동하려면 카메라 렌즈 클리닝 시스템이 반드시 필요하다.
- 2) ALCS: 카메라 렌즈에 이물질(진흙, 빗방울, 등)이 묻은 것을 검출하고, 오염도 레벨을 추정한 후, 레벨에 따른 세척액의 양과 Air의 양을 최적화하여 오염물을 제거하는 시스템



나. 시스템 구성

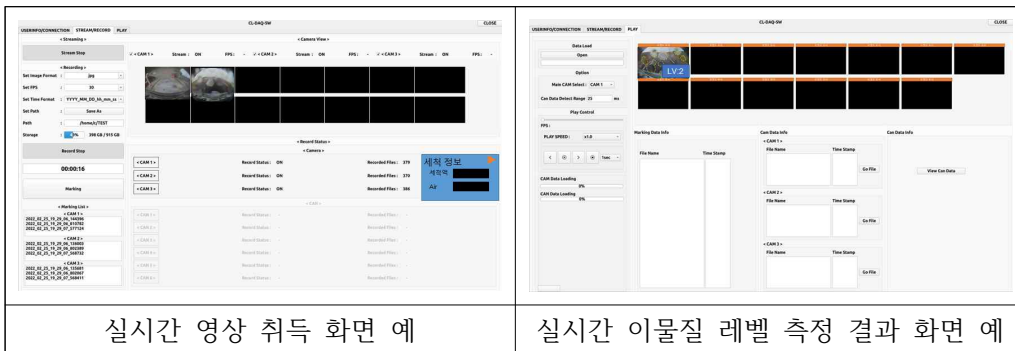
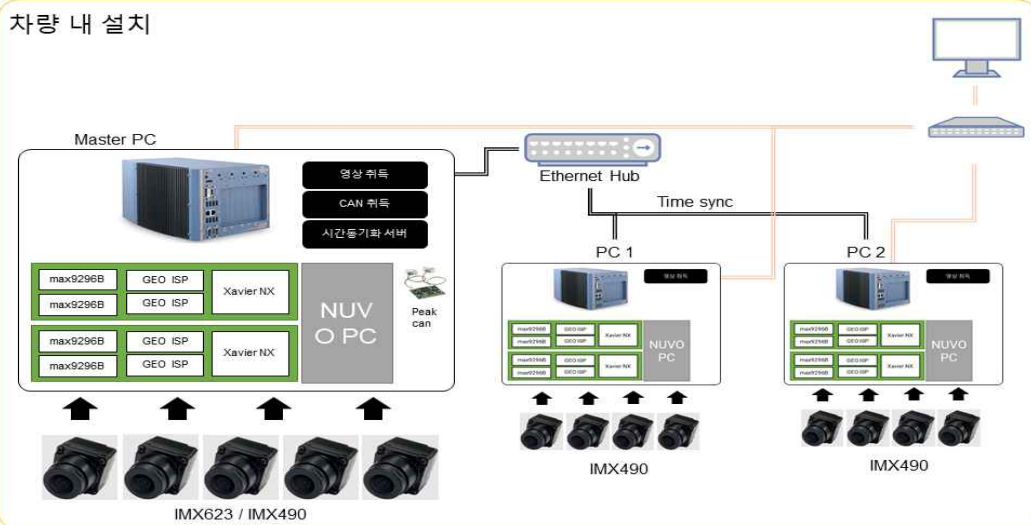
- 1) Robotaxi : Windshield Camera 1EA, Short Range Camera: 4EA, Moderate & Long Range Camera: 8EA



Motional Platform Name	Resolution	HFOV
Robotaxi	2880 X 1860	30° (Long Range Camera)
	2880 X 1860	60° (Moderate Range Camera)
	1770 X 1543	202° (Short Range Camera)

2) 데이터 취득 장치 구성도

- 차량 내 데이터 취득 장치
- 목표: 실시간으로 저장되는 영상 및 이물질 레벨 확인



2. 연구내용

○ 과제명 : 자동 렌즈 세척 시스템 개발

○ 개발기간: 2022.05.01 ~ 2023.04.30

○ 과제범위 및 기술개발 내용

가. 개발 범위

1) 13개의 카메라 중 **한 대의 카메라**에 대한 오염도(Level: 0~10) 측정 및 이물질 감지 알고리즘

Feasibility Test

※ 추후 양산 과제에서는 모든 카메라를 대상으로 정량적 성능 지표에 따름

2) 이물질 Segmentation 딥러닝 모델 개발 및 NVIDIA Xavier NX 임베디드 보드에 포팅

3) 이물질 오염도 레벨 추정 알고리즘 개발 및 데이터 취득 Tool과 통합

4) Lens Soiling Dataset 구축 (w/CANLAB) 및 Test Dataset을 통한 성능 평가

※ 데이터셋 구축 관련해서는 협의 필요

나. 개발 항목

1) Lens Soiling Dataset 구축 (w/CANLAB)

2) 오픈 데이터 셋 기반 이물질 Segmentation 딥러닝 모델 개발 (Dataset 구축 전 Segmentation 딥러닝 모델 성능 확인용도)

3) 구축된 Lens Soiling Dataset을 포함한 FCN-ResNet18 기반의 이물질 Segmentation 딥러닝 모델 설계 및 하이퍼 파라미터 튜닝 (성능향상을 위해 Data Augmentation 과정이 추가 될 수 있음)

4) TensorRT를 이용한 딥러닝 모델 최적화 및 NVIDIA Xavier NX 임베디드 보드 포팅

5) 이물질 오염도 레벨 추정 알고리즘 개발 (on NUVO PC)

6) Test Dataset을 통한 성능 평가 (오염도 Level에 대한 성능 평가: Total Level 및 Level 별 RMSE 계산)

※ Feasibility를 위한 데이터 셋은 open Dataset을 이용할 예정임

※ Data set annotation의 품질 문제로 인하여 성능에 영향을 미칠 수 있음

※ NVIDIA Xavier, NUVO PC는 캔랩에서 제공함

※ Data set 및 개발 보드 제공 지연에 따라 개발 일정이 지연되는 부분이 있을 수 있음

※ 고객사의 요구에 따라 시스템 사양이 변경될 수 있으며, 요구사항 변경에 따른 성능 저하 발생할 수도 있음 (성능 이슈와 관련해서는 추후 협의 필요)

3. 기술 개발 내용

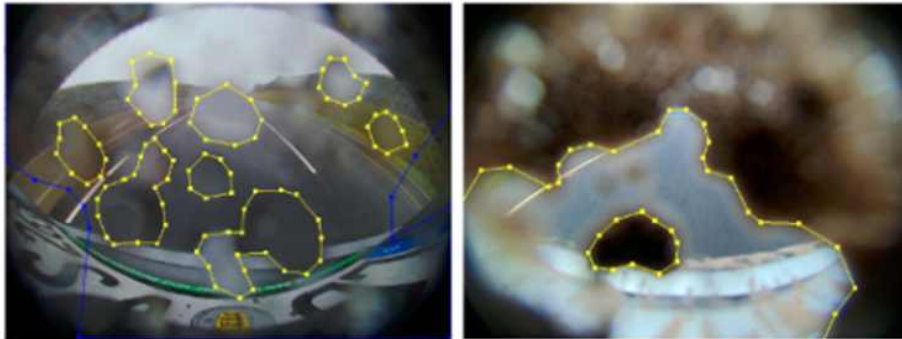
1) Lens Soiling Dataset 구축 (w/CANLAB)

- 오픈 데이터셋 10,000장을 기준으로 9:1로 나누어 학습할 것이다. train data 7,000장, validation data 2,000장, test data 1,000장으로 계획 중이다.

전체 데이터셋	10,000
train dataset	7,000
validation dataset	2,000
test dataset	1,000

- 데이터 하나당 object가 적어도 6개가 필요한데, 데이터가 10,000장이므로 60,000번의 작업이 필요하다. 한 장에 약 2분이 걸린다고 가정하면 10,000장에 20,000분이 걸린다. 연구원 3명이 어노테이션만 진행하더라도 약 10일 이상 작업을 해야 한다. 따라서 어노테이션까지 과제 내용에 포함할 경우, 과제 기한 내에 프로젝트를 완료할 수 없을 수 있으므로 협의가 필요한 사항이다. 또한 프로젝트 일정으로 인해 데이터를 적게 구축하는 경우 성능이 떨어질 수 있기 때문에

CANLAB과의 협업이 필요함.

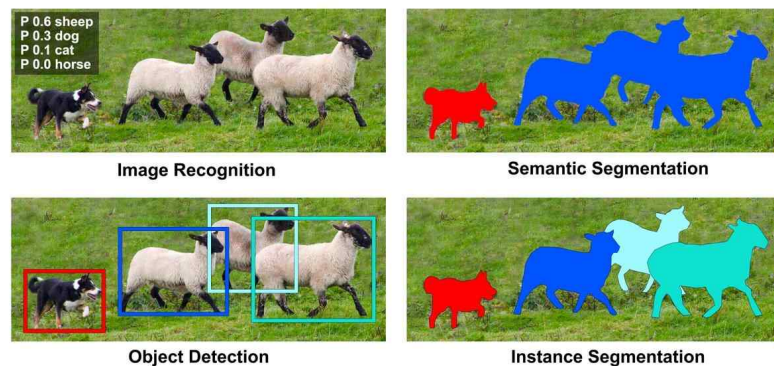


2) 이물질 Segmentation 딥러닝 모델 개발

- 오픈 데이터 셋 기반 이물질 Segmentation 딥러닝 모델 개발 (Dataset 구축 전 Segmentation 딥러닝 모델 성능 확인용도)

- 구축된 Lens Soiling Dataset을 포함한 FCN-ResNet18 기반의 이물질 Segmentation 딥러닝 모델 설계 및 하이퍼 파라미터 튜닝

2-1) segmentation

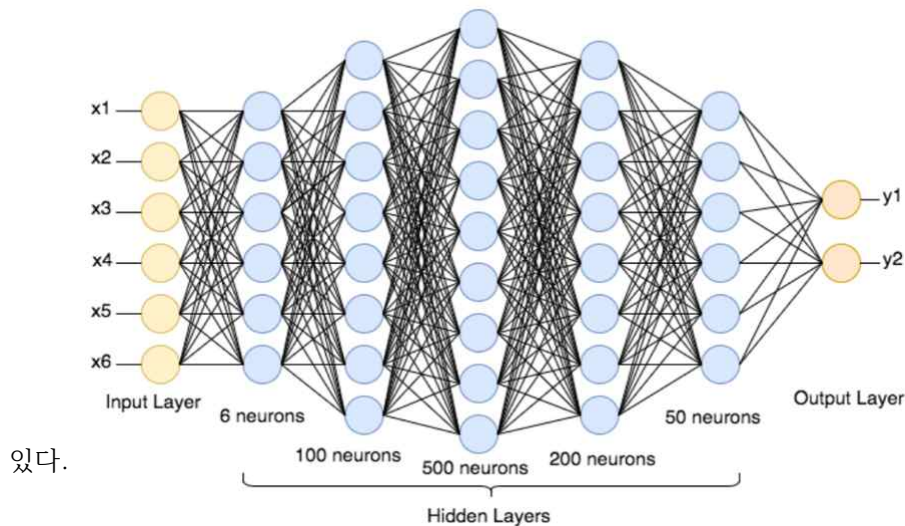


- 세그멘테이션 종류는 크게 Semantic Segmentation, Instance Segmentation이 있다.
 - 1. Semantic Segmentation : 실제로 인식할 수 있는 물리적 의미 단위로 인식하는 세그멘테이션을 Semantic Segmentation이라고 한다. 즉, 이미지에서 픽셀을 사람, 자동차, 나무 등의 물리적 단위로 분류하는 방법이다.
 - 2. Instance Segmentation : 사진에서 '이물질' (객체) 자체를 추출한다. 다른 모양의 이물질이어도 같은 라벨로 인식한다.

우리는 렌즈에 묻은 이물질을 구분하지 않고 이물질 자체로 인식해 10단계로 분류할 것이기 때문에 Semantic Segmentation을 채택하였다.

2-2) Dataset 구축 전 Segmentation 성능 확인용 딥러닝 모델 개발

- Dataset이 구축 되기 전까지 오픈 데이터셋을 기준으로 성능을 확인하고 모델을 채택할 것이다. 현재 FCN-ResNet18, UNet, SegNet 을 염두에 두고 있다.
- 3가지 모델 중 가장 효율적인 방법을 택할 것이다.
- 모델별 특징
 1. FCN-ResNet18 : 딥러닝에서 네트워크가 깊어질수록 성능이 올라가지만 학습이 어려워진다. ResNet은 네트워크의 깊이를 늘리면서도 안정적인 학습을 할 수 있다는 특징이 있다.
 2. UNet : 적은 양의 학습 데이터로도 data augmentation을 사용해 효과적인 학습을 할 수 있다. 다만, 대용량의 이미지를 처리하기엔 속도가 현저히 느리다.
 3. SegNet : 실시간으로 빠르게 segmentation을 할 수 있고 화질 해상도가 떨어지는 것을 방지한다. 자율주행 분야에서 많이 사용되고

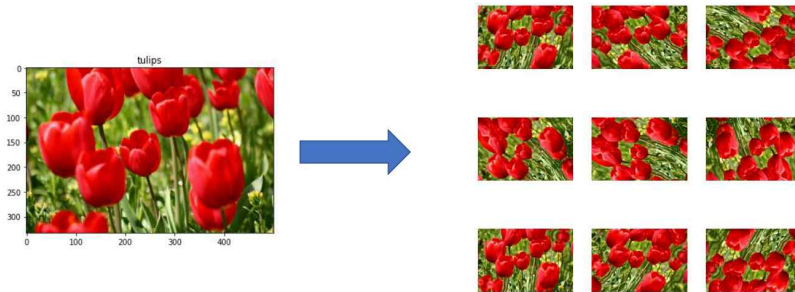


Deep Learning network architecture

2-3) 성능 개선

- sklearn의 GridSearchCV를 활용해 하이퍼 파라미터를 튜닝하고 최적화된 값을 찾아 성능을 개선한다.
- K-Fold 교차 검증을 통해 정확성을 높인다.
- 데이터가 많을 수록 모델 학습이 잘 되기 때문에 데이터를 더 수집하고 데이터 좌우 전환,

상하 반전, 각도 조절 등 augmentation으로 학습 데이터 양을 늘리는 과정이 추가될 수 있다.



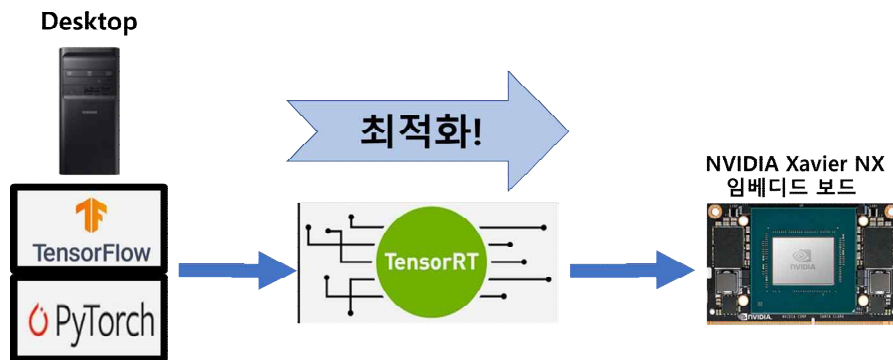
Data Augmentation

2-4) 학습 개발 환경

- OS : Window, Linux
- Python 3.9
- AI Framework: Tensorflow 2.6

3) TensorRT를 이용한 딥러닝 모델 최적화 및 NVIDIA Xavier NX 임베디드 보드 포팅

- Xavier NX 임베디드 보드 포팅
- 개발 구성도



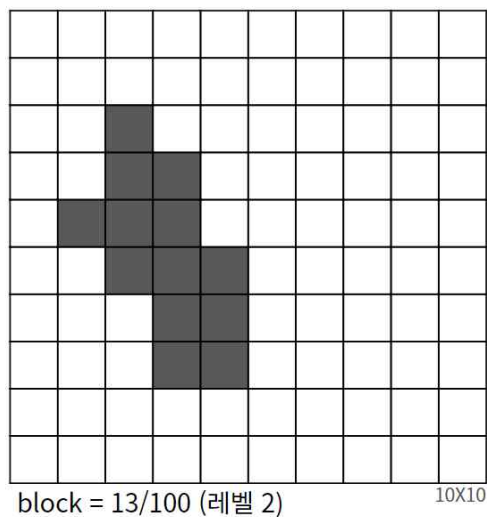
- TensorRT는 학습된 딥러닝 모델을 최적화한다. 모델에서 학습된 weight와 bias를 임베디드(Xavier NX)에 맞게 변환해준다. 최적화된 파라미터로 NVIDIA GPU에서의 inference 속도를 수십 배 향상시켜주는 딥러닝 모델에 최적화된 엔진이다.
- 딥러닝 모델을 학습할 만큼 리소스가 충분하다.
- NVIDIA Xavier NX 개발 환경
 - OS : Linux
 - C++

– Specification

NVIDIA Jetson Xavier NX	
CPU	6-core NVIDIA Carmel 64-bit ARMv8.2 @ 1400MHz* (6MB L2 + 4MB L3)
GPU	384-core NVIDIA Volta @ 1100MHz with 48 Tensor Cores
DL	Dual NVIDIA Deep Learning Accelerator (NVDLA) engines
Memory	8GB 128-bit LPDDR4x @ 1600MHz 51.2GB/s
Storage	16GB eMMC 5.1

4) 이물질 오염도 레벨 추정 알고리즘 개발 (on NUVO PC)

- nuvo pc를 이용해서 아래 단계를 실행한다.
- 렌즈 오염도에 따라 10단계로 레벨을 구분한다.
- segmentation된 데이터로 픽셀 수 대비로 계산한다.
- 오염 물질을 픽셀 단위로 파악 후 10% 단위로 레벨을 나눈다.
- 픽셀수가 커지면 크게 그룹화해서 파악한다.



레벨	오염도
10	90 ~ 100 %
9	80 ~ 90 %
8	70 ~ 80 %
7	60 ~ 70 %
6	50 ~ 60 %
5	40 ~ 50 %
4	30 ~ 40 %
3	20 ~ 30 %
2	10 ~ 20 %
1	0 ~ 10 %

5) Test Dataset을 통한 성능 평가

- 딥러닝 모델: Segmentation 모델의 성능 평가를 위해서는 모델의 예측(precision) 결과를 정답 데이터(Ground Truth)와 픽셀별로 비교하여 얼마나 정확한지를 계산
 - 일반적으로 IoU(Intersection of Union) 점수를 기준으로 평가
 - IOU: 60% 내외(0.73: 구글, Fine-Grained Visual Categorization), 협의 필요
- 오염도 Level에 대한 성능 평가는 RMSE 사용
- RMSE(Root Mean Square Error, 평균 제곱근 오차)는 모델이 예측한 값과 실제 값과의 차이를 다룰 때 사용한다. 큰 오류값 차이에 대해 크게 패널티를 주는 이점이 있는데, 이는 특이값에 휘둘리지 않는다는 의미로 학습과 성능 테스트에서 중요한 부분이다.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

- test dataset은 다양한 형태로 수집한다.
 - 물방울, 꽃가루와 같은 미세한 가루, 진흙, 나뭇잎 등으로 다양한 이물질 형태를 구현한다.
 - 테스트는 다양한 환경에서 실행한다.
 - lab에 환경 설정 후 실내에서 테스트를 진행한다.
 - 실제 자동차에 카메라를 부착 후 실시간으로 데이터를 수집하고 오염도 레벨을 측정한다.



- ※ Test Dataset Sampling: 캔랩과 협의를 통하여 결정
- ※ 인식률 및 정확도는 데이터에 매우 민감하게 변하기 때문에 과제 수행 중 상호 협의하여 조정
- ※ 처리속도 과제 수행 중 상호 협의하여 조정
- ※ 테스트는 캔랩에서 Support

4. 수행 일정

수행내용	수행일정(월)																비고
	5				6				7				8				
LensSoiling Dataset 구축	<div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div></div>																
데 이 터 셋 segmentation 딥러닝 모델 개발	<div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div></div>																
이 물 질 segmentation 딥러닝 모델 개발 및 하이퍼파라미터 튜닝	<div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div></div>																
모델 최적화 및 NVIDIA Xavier NX 임베디드 보드 포팅	<div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div></div>																
이물질 오염도 레벨 추정 알고리즘 개발	<div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div></div>																
성능 평가	<div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div><div></div></div>																

※ 참여 연구원인 학생의 경우, 취업을 고려하여 2022년 10월까지 과제 참여

※ 2022년 11월~2023년4월까지 6개월은 성능의 최적화 및 보고서 작성이므로 과제 책임자가 수행

5. 예산

(단위 : 천원)

비 목	금 액	산 출 내 역
연구비 합계	15,000	직접비+간접비(내부 인건비 제외)
직 접 비	12,820	
1. 인건비	7,200	내부 인건비 제외
가. 내부 인건비	12,245	미지급
나. 학생 인건비	7,200	
2. 재료비 및 시제품 제작비		
가. 재료비	-	테스트 보드, 카메라 등 CANLAB 제공
나. 시제품제작비		
3. 경비		
가. 연구활동비	3,000	-여비 -수용비 및 수수료(과제관련 복사, 인쇄, 공과금, 회계감사비용 등)
나. 연구과제운영비	620	(직접비 5%이내) 회의비, 다과비, 사무용품비 등
4. 연구수당	2,000	총 인건비의 20% 이내
간 접 비	2,180	(직접비의 17%) -산단 담당자 인건비, 회의비, 수용비 등
부 가 세	1,500	부가세 별도 10%

*필요시 항목 추가 가능