

---

한양대학교 공학대학 캡스톤 디자인 발표

# 객체 분할 기반 차량 손상 진단 시스템 개발

발표자 : 임준혁

한양대학교 공학대학 산업경영공학과

2025.6.4

팀명: 전과자입니다

2020004457 이환훈

2020052751 임준혁

---

# 목차

---

01

## 프로젝트 개요

1) 주제 선정 배경 및 필요성

2) 프로젝트 목표

02

## 설계 및 구현

1) 데이터 수집

2) 데이터 전처리

3) 모델 구축

4) 모델 튜닝

03

## 학습 결과 및 검증

1) 모델 학습 결과 및 검증

2) 프로토타입

3) 기대효과 및 검증

# 프로젝트 개요

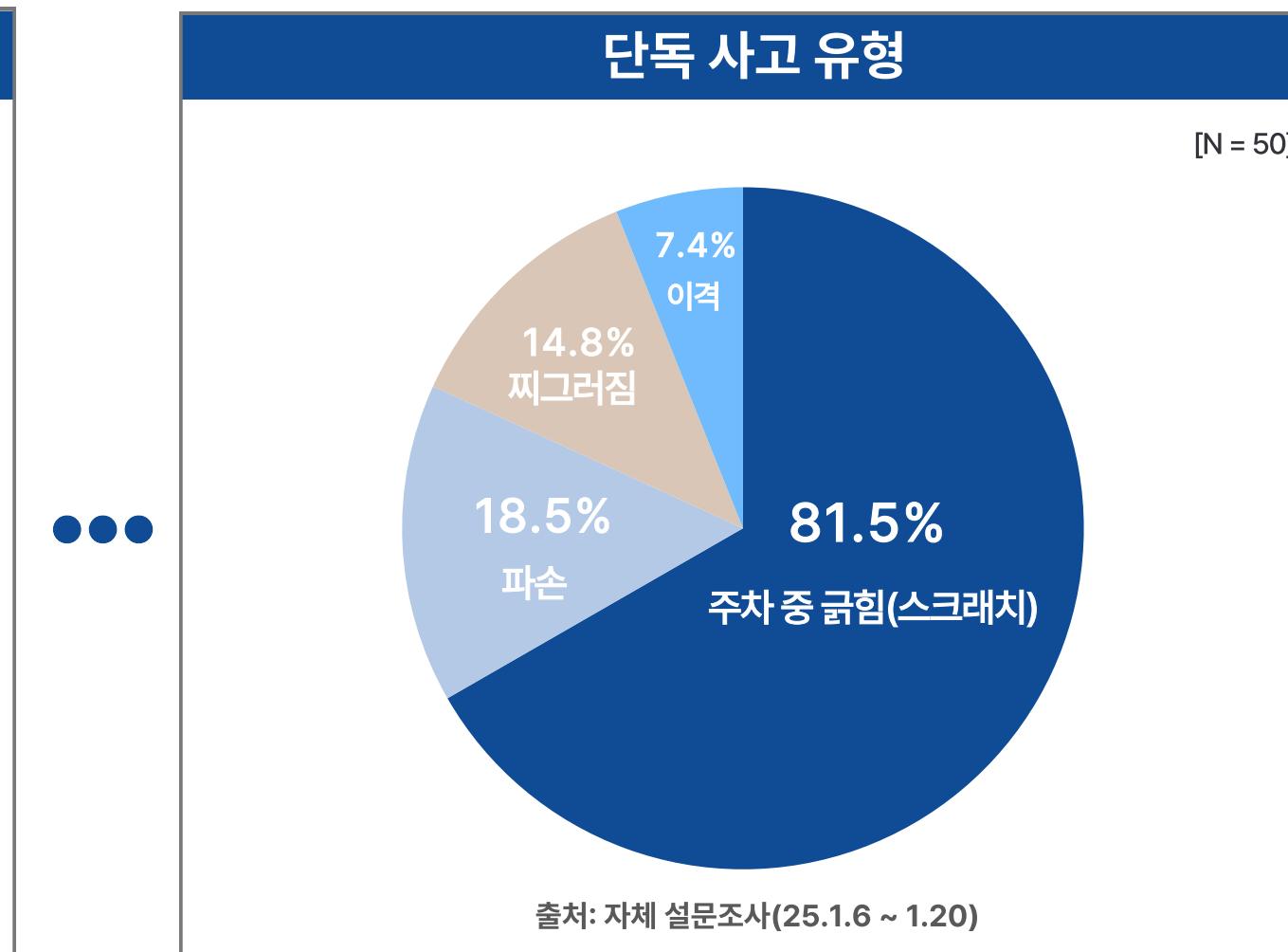
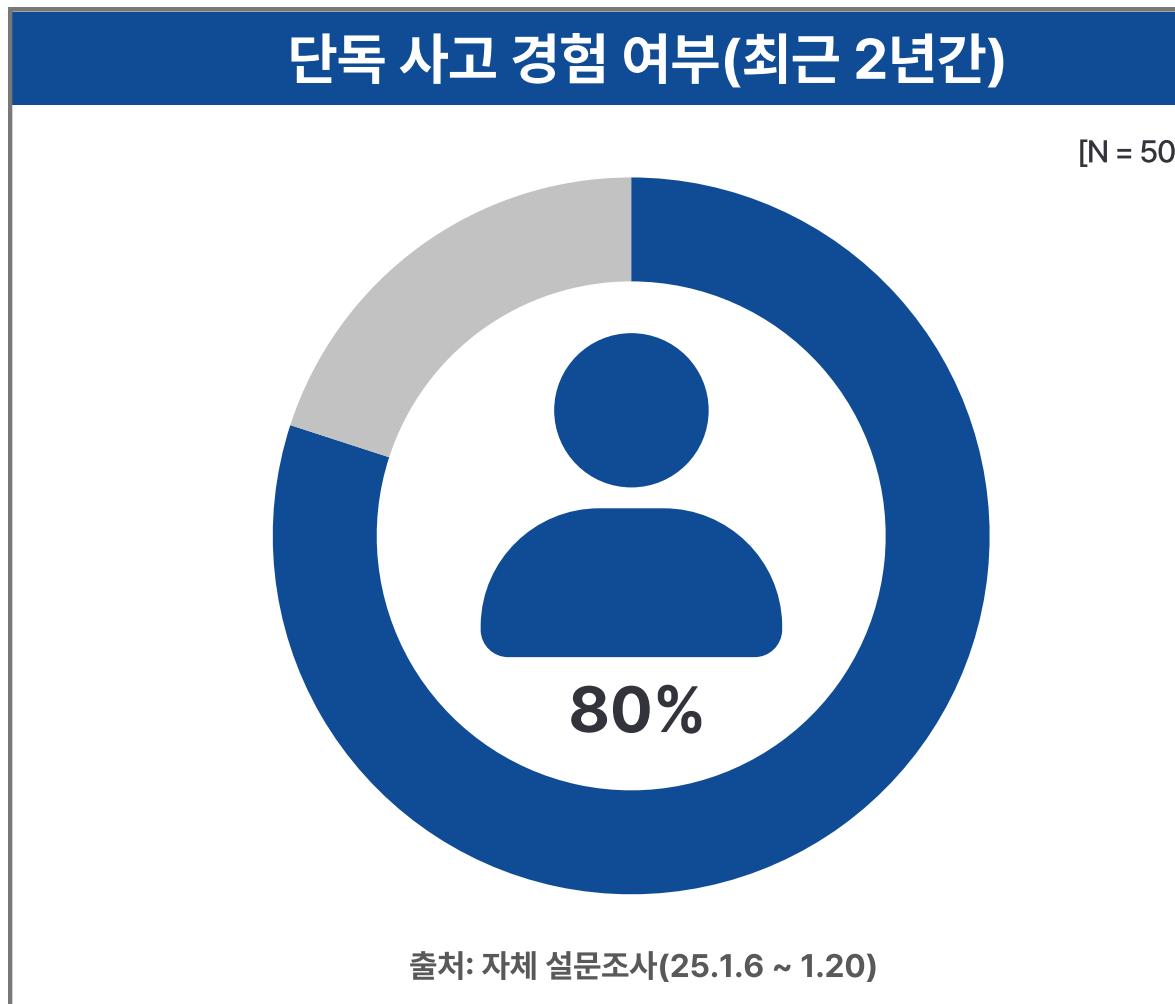
# 프로젝트 개요

## - 주제 선정 배경 및 필요성

자동차 사고는 일상적으로 발생하지만, 사고 처리 과정은 여전히 복잡하고 비효율적인 측면이 많다.

특히 주차 중 발생하는 경미한 사고(긁힘, 파손, 찍힘 등)의 경우에도 수리 견적 과정이 불투명하고, 과도한 비용이 청구되는 경우가 잦아 소비자들의 불만이 높다.

본 프로젝트는 이러한 현실을 진단하고자 설문조사를 실시하였으며,  
그 결과를 통해 사용자들이 겪는 구체적인 문제점을 파악할 수 있었다.



# 프로젝트 개요

## - 주제 선정 배경 및 필요성

단독 사고 시, 76.7%가 정비소 방문을 선택하나, 그 중 과도한 수리비 청구 우려(56.7%)와 견적 소요 시간(40%)에 대한 불편함이 크다는 걸 확인했다.

또한 대다수 사용자가 정비소를 이용하지만, 수리비 과다 청구와 견적 시간 지연에 대해 불신과 불편함이 매우 높았다.

### 단독 사고 발생 시 처리 방식 & 불편한 점

정비소 방문

76.7%

수리비가 과도하게 청구된 것 같다

\*복수 응답 기준

56.7%

수리비 견적을 받는 데 시간이 오래 걸린다

40%

셀프 수리를 하고 싶었으나 방법을 몰랐다

31%

기타\*

13.3%

기타

9.9%



자동화된 수리비 예측 시스템의 필요성 대두

# 프로젝트 개요

## - 프로젝트 목표

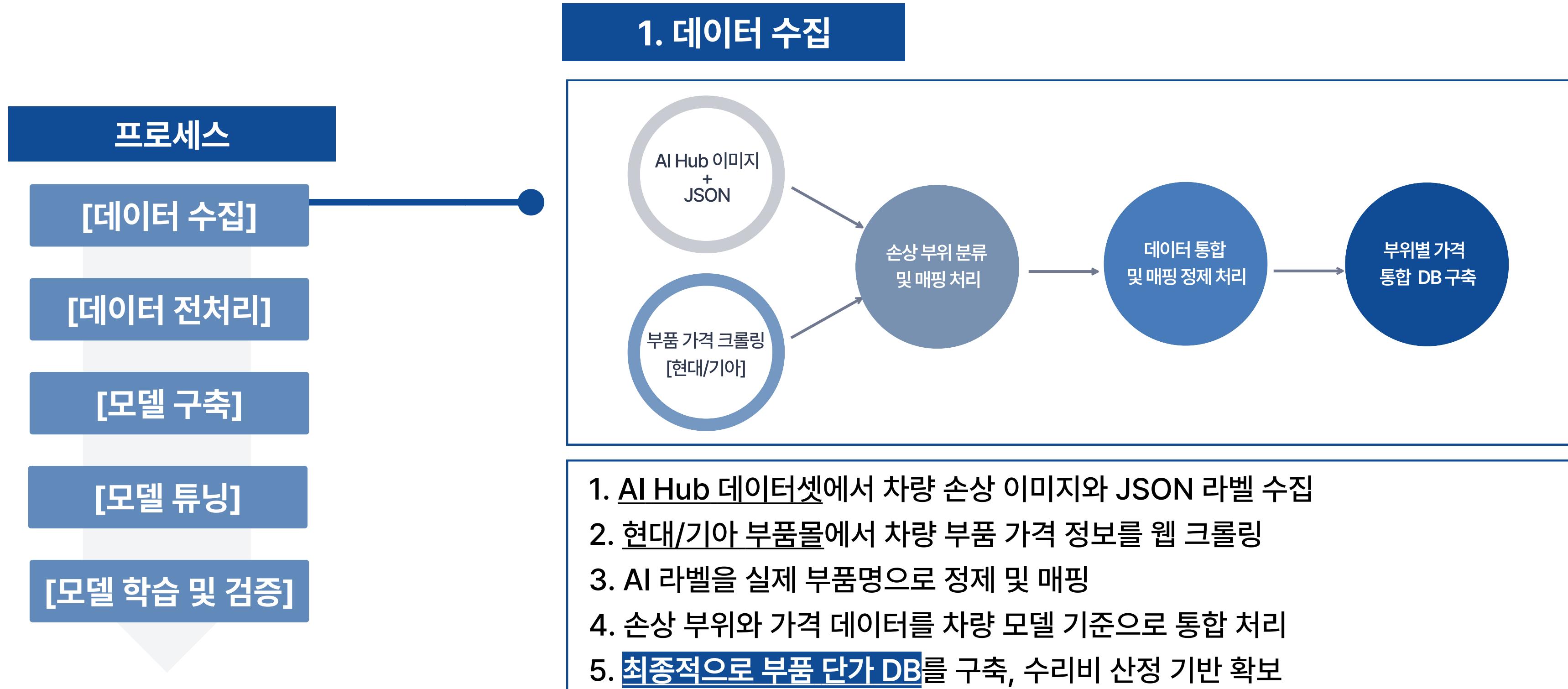
### 프로젝트 목표

AI 이미지 분석 기술을 활용하여 사고 직후 손상 부위와 정도를 판별하고,  
실시간 수리비 견적을 제공함으로써 사고 처리의 효율성을 높이고 소비자의 비용 부담을 줄이는 것을 목표로 한다.

AS IS	구분	TO BE
차량 단독 사고 발생 시 육안으로 파손 부위를 판단해 정확성이 낮고, 시간&비용 소모가 많다	사고 진단 정확성 및 효율성	AI 기반 이미지 분석을 통해 손상 부위 및 정도를 즉각적으로 진단할 수 있도록 한다
정비소 중심의 견적 프로세스 내 불투명성으로 소비자가 비용 과다 청구에 대한 불안이 지속된다	견적 프로세스의 투명성	객관적이고 표준화된 부품 데이터를 기반으로 실시간으로 신뢰할 수 있는 견적을 제공할 수 있도록 한다
셀프 수리 정보 부족으로 정비소에 의존하고, 이에 따른 불필요한 과정이 발생한다	소비자의 합리적인 수리 선택	정확한 손상 정보 및 수리 방법 안내로 소비자의 수리 여부를 선택 가능할 수 있도록 한다

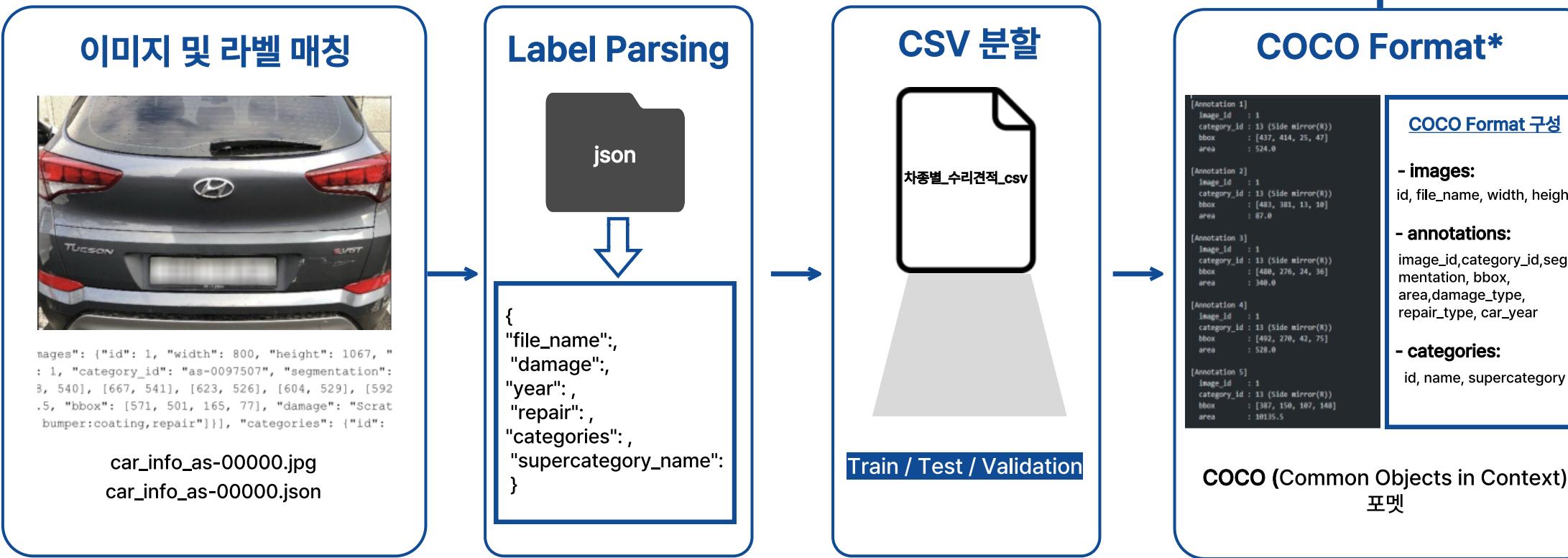
# 설계 및 구현

# 설계 및 구현



# 설계 및 구현

## 2. 데이터 전처리



객체 검출, 세그멘테이션, 키포인트 검출 등에 사용되는 딥러닝 학습용 표준 데이터 구조

### 데이터 전처리 과정

1. 이미지(.jpg) 및 라벨(.json) 매칭 (파일명 기준)
2. JSON 라벨 파싱 (필요한 필드: damage, part 등 추출)
3. CSV 형태로 통합하여 Train/Val/Test 세트로 분리
4. COCO 포맷으로 변환하여 학습 및 평가

### 최종 데이터 구조

**파일 정보:** 이미지 파일명, 라벨(JSON) ID

**손상 정보:** 손상 유형 (Scratched, Crushed 등), 손상 부위 (Front bumper, Side mirror 등)

**차량 정보:** 제조사, 차종, 연식, 색상

**수리 이력:** 부위별 수리 방식(도색, 교체 등)

**부품 단가 정보:** 각 부품(도어, 램프, 펜더 등)에 대한 가격 정보

**최종 수리비:** 손상 부위 및 수리방식에 기반한 자동 계산 금액 (Final price)

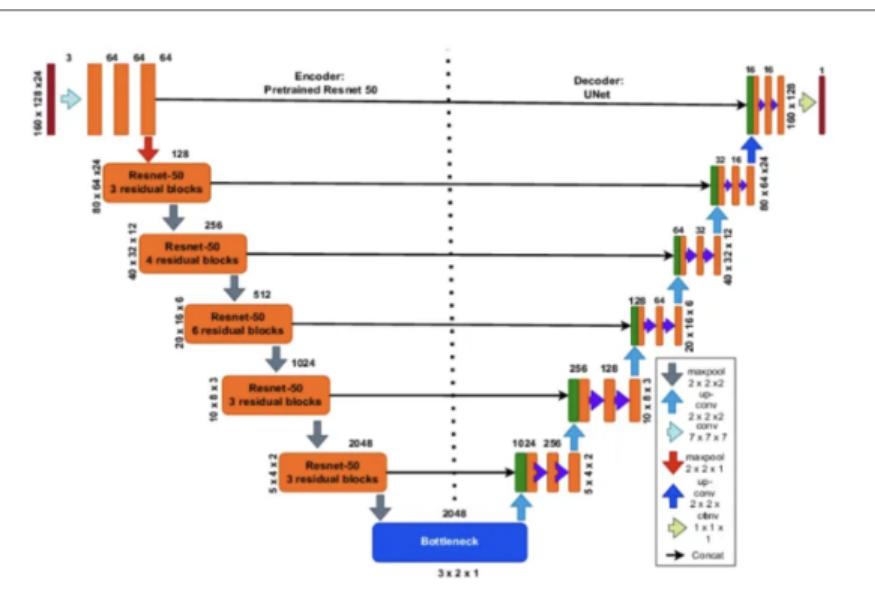
json_file	image_file_name	annotation_category_id	damage	year	color	repair	categories	supercategory_name	Car	Door	Front door	Rear door	Lamp	Front lamp	Rear lamp	Roof	Mir
0090263_as-0094842.json	0090263_as-0094842.jpg	as-0094842	Breakage	2015	Black	Rear bum	as-009484	Mid-size car	싼타페	130658	123200	112000	414700	44440	154440	1826000	
0228613_as-0062902.json	0228613_as-0062902.jpg	as-0062902	Breakage	2017	Black	Rear bum	as-00629	Full-size car	모하비	154367	200200	184800	211615	34760	108900	521400	306
0027450_as-0063574.json	0027450_as-0063574.jpg	as-0063574	Scratched	2016	White	Front bum	as-006357	Mid-size car	K5	28050	336490	330000	493900	41250	100100	1142900	9
0405046_as-0094498.json	0405046_as-0094498.jpg	as-0094498	Separated	2012	Black	Front bum	as-009449	Mid-size car	아반떼	31035	236500	209000	188100	30470	69190	490600	
0127227_as-0094499.json	0127227_as-0094499.jpg	as-0094499	Breakage	2019	Gray tone	Side mirr	as-009449	Mid-size car	별로스터	35640	259270	242770	337700	41470	55770	1089000	
0134600_as-0094520.json	0134600_as-0094520.jpg	as-0094520	Breakage	2014	Black	Bumper:cc	as-009452	Full-size car	제네시스	33000	363330	319770	652300	138600	196900	1474000	
0289059_as-0094625.json	0289059_as-0094625.jpg	as-0094625	Scratched	2013	Black	Front bum	as-009462	Full-size car	모하비	12320	385330	368830	152900	34320	47960	521400	3123
0169923_as-0094630.json	0169923_as-0094630.jpg	as-0094630	Crushed	2014	Others	Bumper:cc	as-009463	CityCar	모닝	1100	67870	50270	15400	26730	25410	283250	1769
0395616_as-0094638.json	0395616_as-0094638.jpg	as-0094638	Scratched	2020	Others	Front bum	as-009463	Mid-size car	코나	8030	327470	313170	179300	37620	78430	443300	
0326224_as-0094663.json	0326224_as-0094663.jpg	as-0094663	Crushed	2012	Red tone	Front Whe	as-009466	Compact car	액센트	8250	261470	312070	242000	42900	56430	431200	
0264210_as-0094740.json	0264210_as-0094740.jpg	as-0094740	Scratched	2016	Blue tone	Rear bum	as-009474	Mid-size car	쏘나타 하	17710	131560	123420	246400	30360	59400	42680	
0090263_as-0094842.json	0090263_as-0094842.jpg	as-0094842	Breakage	2015	Black	Rear bum	as-009484	Mid-size car	싼타페	130658	123200	112000	414700	44440	154440	1826000	
0078773_as-0094855.json	0078773_as-0094855.jpg	as-0094855	Scratched	2016	Red tone	Rear bum	as-009485	Mid-size car	아반떼	12320	330000	312070	286000	43560	60720	441100	

# 설계 및 구현

## 3. 모델 구축

### <Base Model>

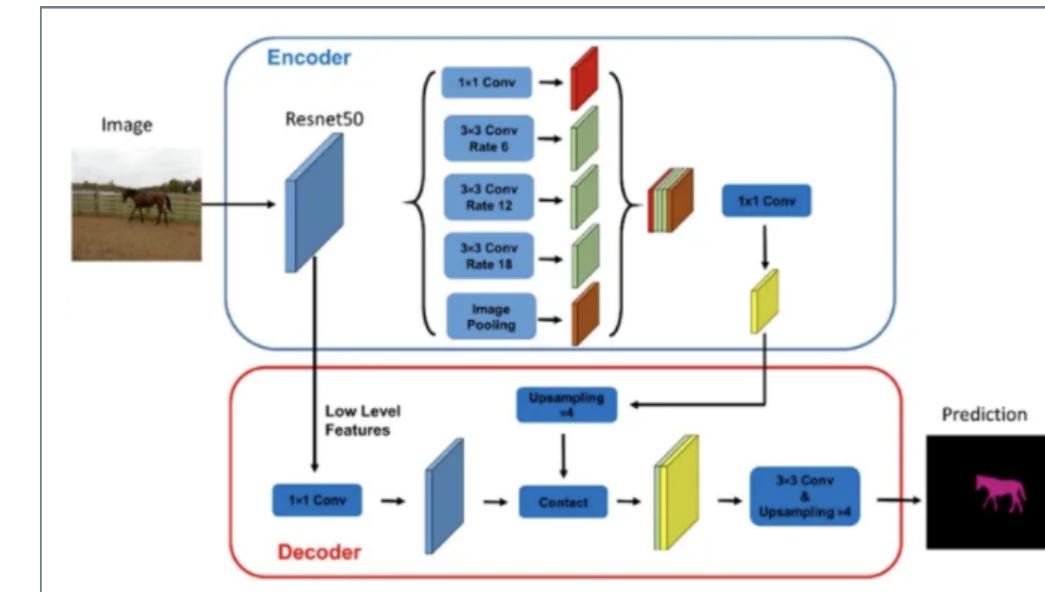
#### U-Net + ResNet50(encoder)



차량 이미지에서 손상 부위를 분할하기 위해 U-Net 기반 구조를 사용했으나, 다양한 크기와 모양의 손상이 혼재된 상황에서의 표현 한계가 존재한다.

### <모델 아키텍처 개선>

#### ResNet50 (DeepLabV3+)



Atrous Convolution을 통해 넓은 영역을 한 번에 인식할 수 있어, 다양한 크기와 형태의 차량 손상을 효과적으로 파악할 수 있다. 실제 실험에서 U-Net 대비 더 높은 mIoU 성능을 기록했다.

# 설계 및 구현

## 4. 모델 튜닝

### 1. 학습 효율을 고려한 최적 데이터셋 선정

AI-HUB에서 수집한 이미지 데이터의 개수는 대략 40만장. 하지만, 40만장은 현실적으로 장비 제약으로 학습하기 힘들다.

그래서 효율적으로 성능을 높이기 위해 적절한 데이터 개수를 고려를 진행했다.

1만장일 때는 성능이 낮지만 3만장, 10만장에서는 성능이 큰 차이가 없기 때문에 효율적으로 3만장만 데이터로 활용하기로 결정했다.

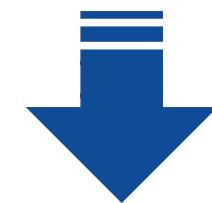
데이터 수	mIoU
1만장	0.2967
3만장	0.3792
10만장	0.3780

# 설계 및 구현

## 4. 모델 튜닝

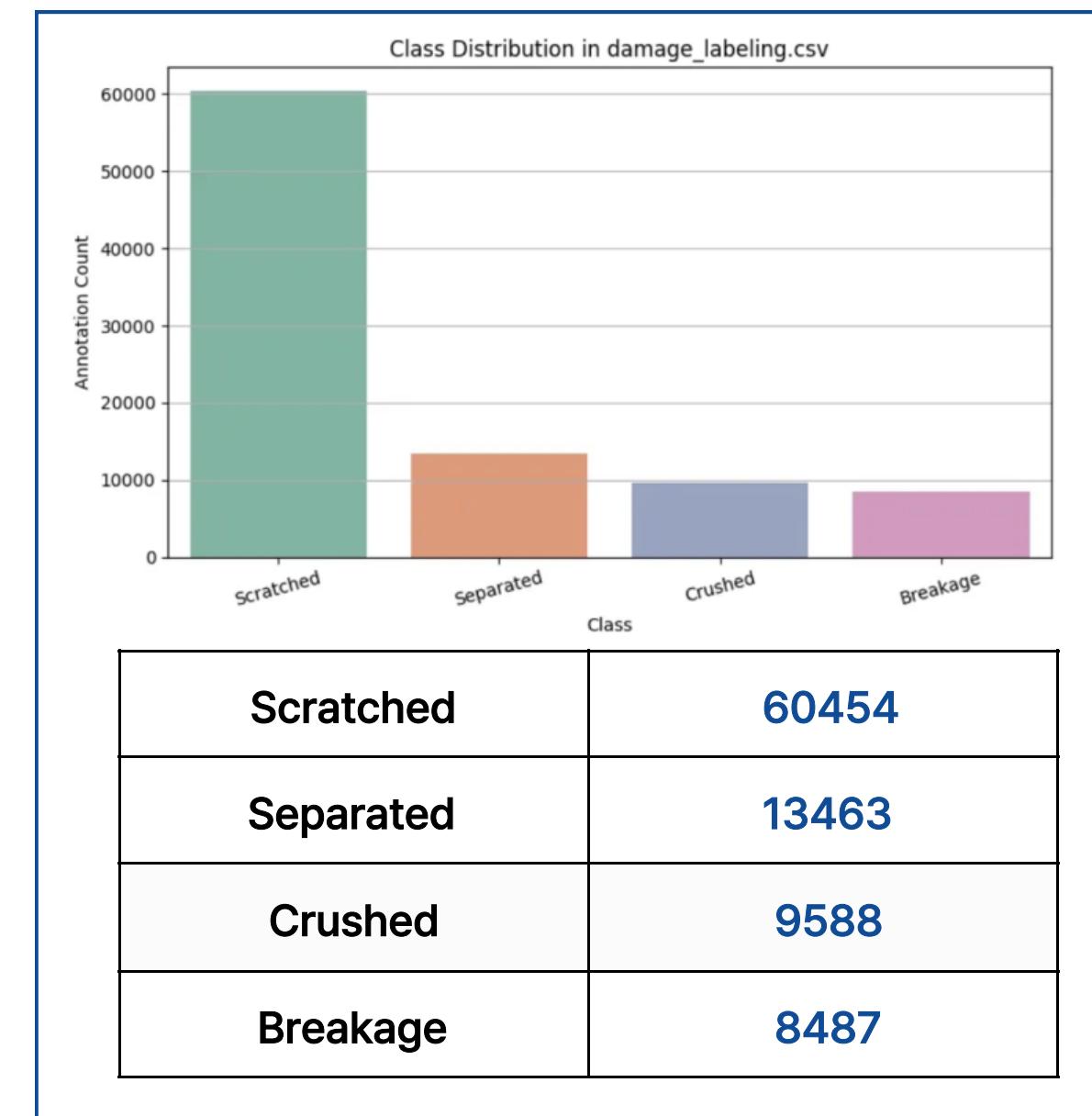
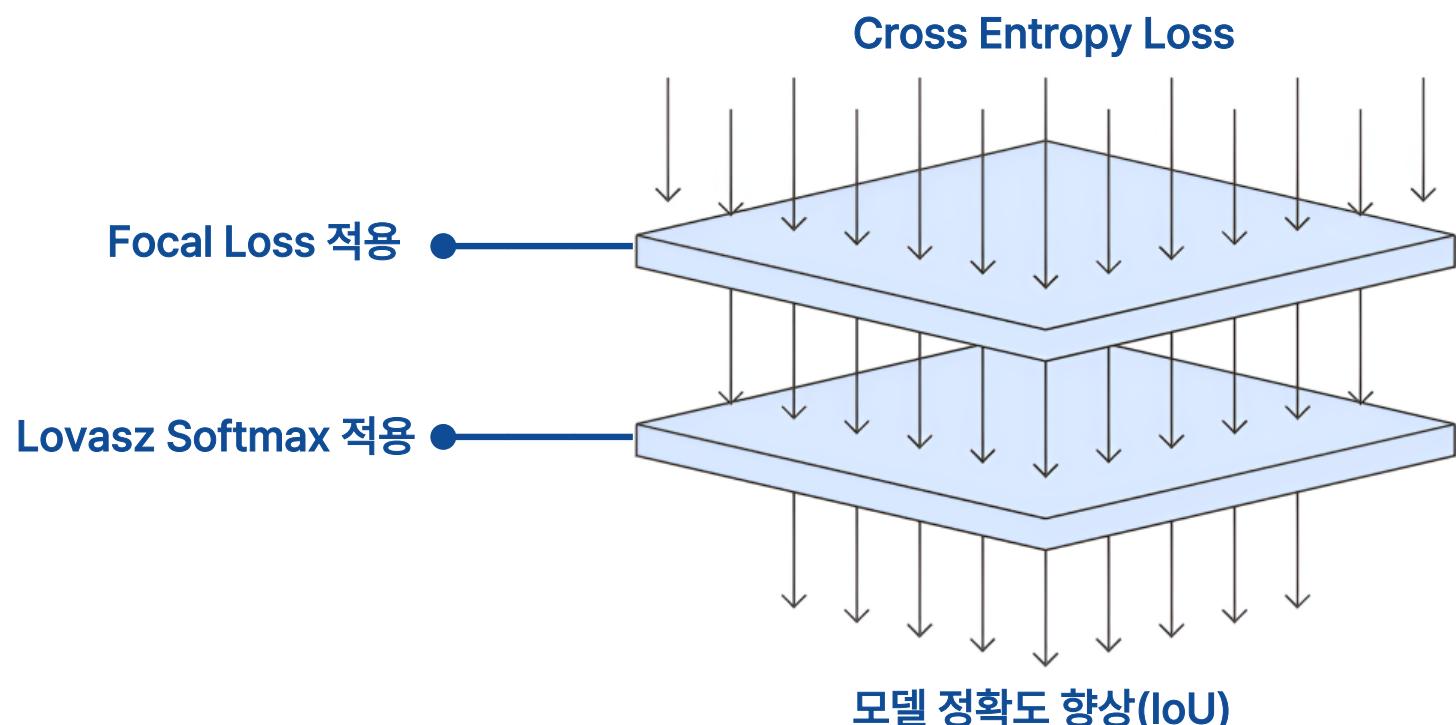
### 2. 학습에 사용할 데이터 annotation 개수 불균형 해소

손상 클래스 별 annotation 개수 차이가 커 학습 시, 특정 클래스 (Scratched)에 과도하게 집중되는 문제가 발생했다.



이를 보완하기 위해 손실 함수를

CrossEntropyLoss → Focal Loss + Lovasz Softmax로 변경



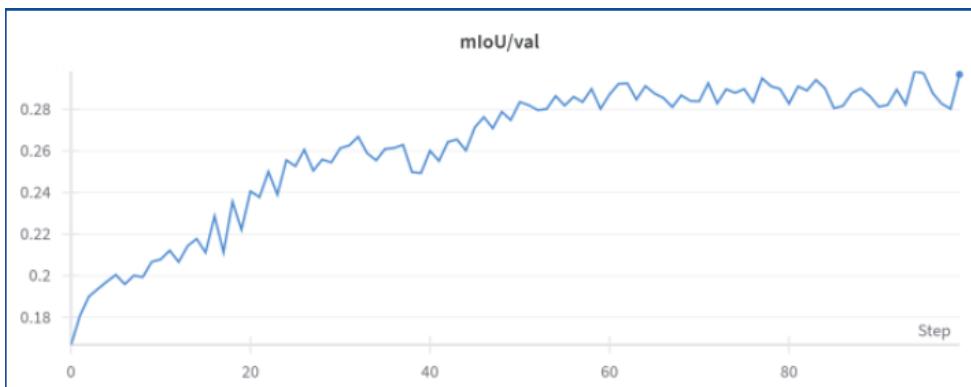
- CrossEntropy : 모든 클래스에 똑같은 비중을 두고 학습
- Focal Loss: 모델이 자주 틀리는 손상 클래스에 더 집중하도록 유도 (잘 맞추는 픽셀은 loss를 줄이고, 못 맞추는 픽셀은 loss를 크게 주어 학습)
- Lovasz Softmax: 손상 부위의 모양을 평가할 때 쓰이는 기준인 IoU 점수를 모델이 직접 최대화하도록 학습시켜서, 경계나 복잡한 손상을 더 정확히 예측

# 학습 결과 및 검증

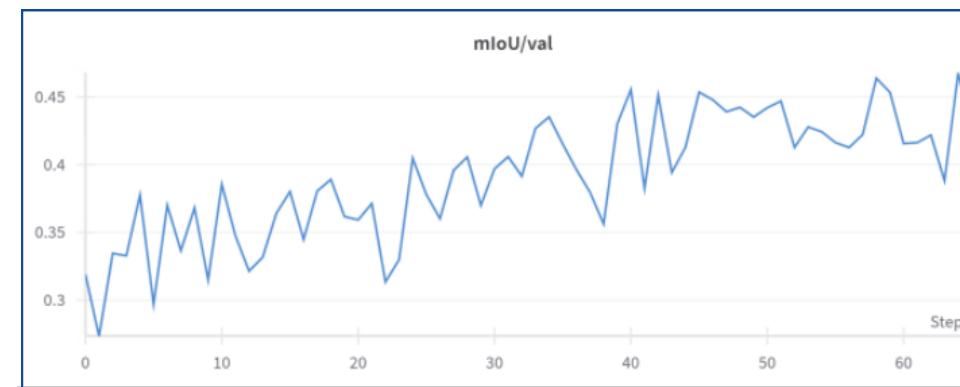
# 학습 결과 및 검증

## 5. 모델 학습 및 검증

### 1. 베이스 모델 → 튜닝 후 모델 성능 비교



베이스 모델



튜닝 후 모델

**mIoU** 0.2971

**mIoU** 0.4679

약 57% 향상됨

차량 손상 부위를 실제 영역(정답)과 예측한 영역이 얼마나 겹치는지를 비율로 나타낸 것

**IoU**: 모델이 얼마나 정확하게 손상 부위를 찾아냈는지  
를 평가하는 지표

$$\text{IoU} = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}} = \frac{\text{Intersection}}{\text{Union}}$$



유사한 구조물 세그멘테이션 분야에서도 mIoU 0.47 수준이  
기존 모델보다 우수한 성능으로 평가된 사례가 있으며,  
실제 현장 적용 가능한 수준으로 간주됨

(출처: Liu et al., 2024, PLOS ONE, "YOLOv5ds-RC")

# 학습 결과 및 검증

## 2. \*Confidence score 비교

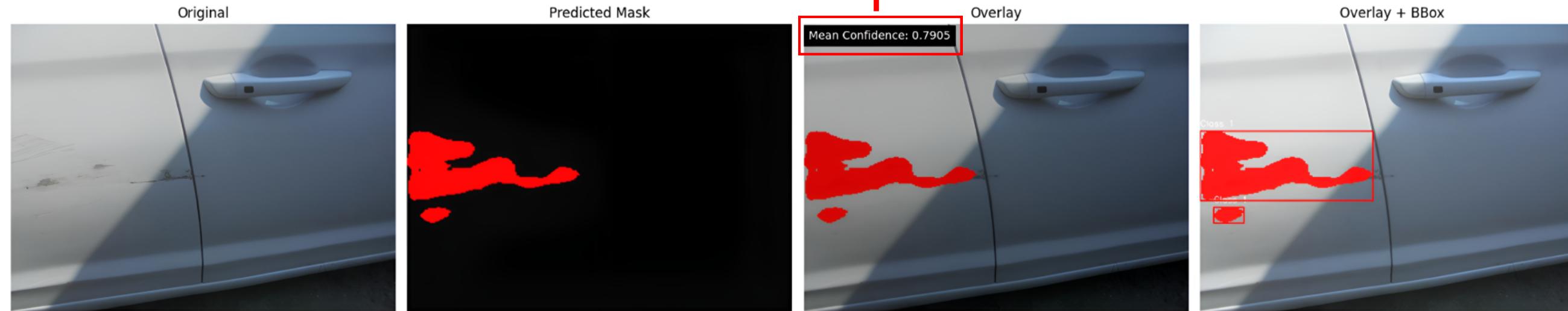
\*모델이 해당 영역이 '진짜 손상이다'라고 확신하는 정도

베이스 모델 Confidence score : 0.4015



예측된 손상 영역에 대한 확신이 낮고 경계가 흐림

튜닝 후 모델 Confidence score : 0.7905



정확하고 신뢰도 높은 예측 결과

실제 k5 20년식 자동차의 손상 부위를 촬영하여 학습한 모델을 통해 손상 부위 분할을 진행

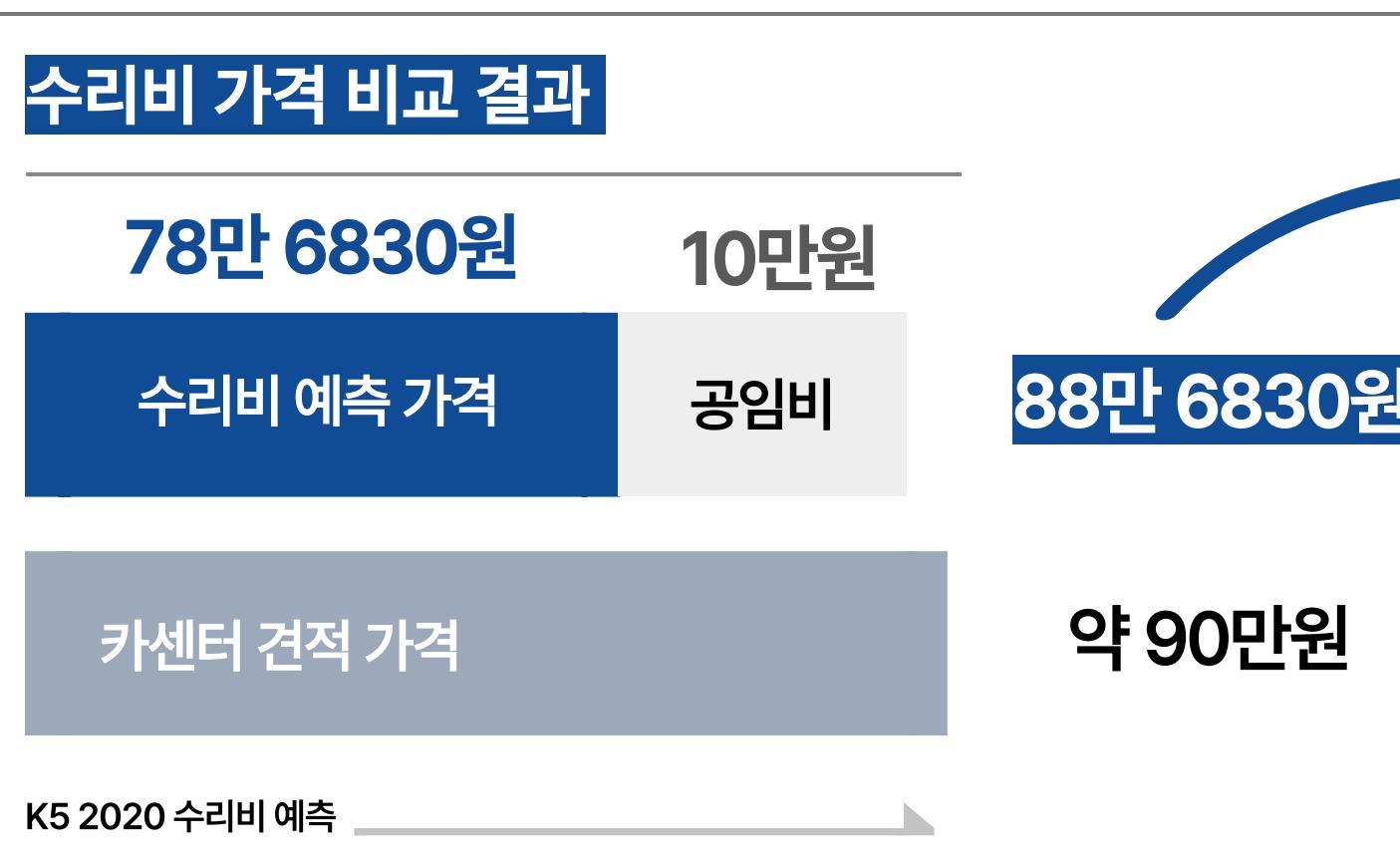
# 학습 결과 및 검증

## 3. 수리비 예측 결과

- 실제 K5 20년식 차량의 손상 부위를 촬영한 후, 학습된 모델을 활용해 손상 영역을 자동으로 분할했다.
- 분할된 손상 이미지를 [실제 카센터에 제시한 결과](#), 프론트 도어와 리어 도어 수리 기준 약 90만원 정도로 견적을 받았다.
- 자체 구축한 수리비 DB 기준으로는 \*약 88만원으로 예측하였다.



확인 결과, 실제 견적과 유사한 수준의 결과를 보여줌



K5	20	도어	도어	G	↑	57420
K5	20	뒷도어	도어			369930
K5	20	앞도어	도어			416900
K5	20	트렁크	판넬 어셈블리 - 트렁크 리드			298980

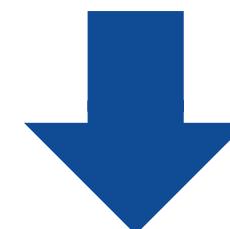
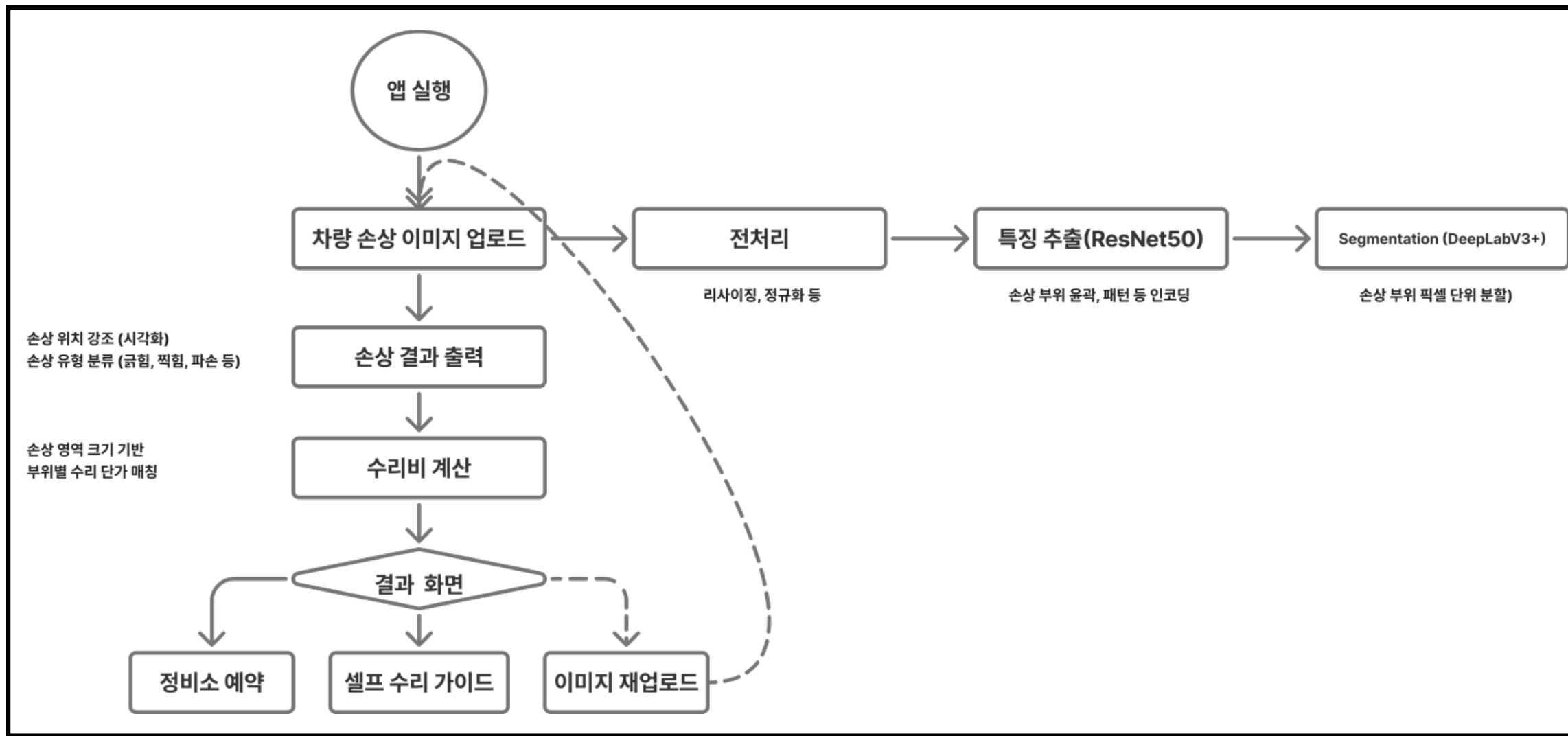
\*예측 가격: 886,830원

출처: 자체 제작 차종별 부품 가격 DB

**프로토타입**

# 프로토타입

- 시스템 과정은 사용자가 차량 손상 이미지를 앱에 업로드하면, AI 모델이 이를 자동 분석하여 손상 분위를 분할하고 수리비를 예측하는 전체 과정을 수행할 수 있도록 하였다.
- 분할된 손상 결과는 부품 수리비 DB와 매칭하여 수리비를 계산한다.
- 최종적으로 사용자는 결과 화면을 통해 근처 정비소 추천, 셀프 수리 가이드, 견적을 확인할 수 있다.

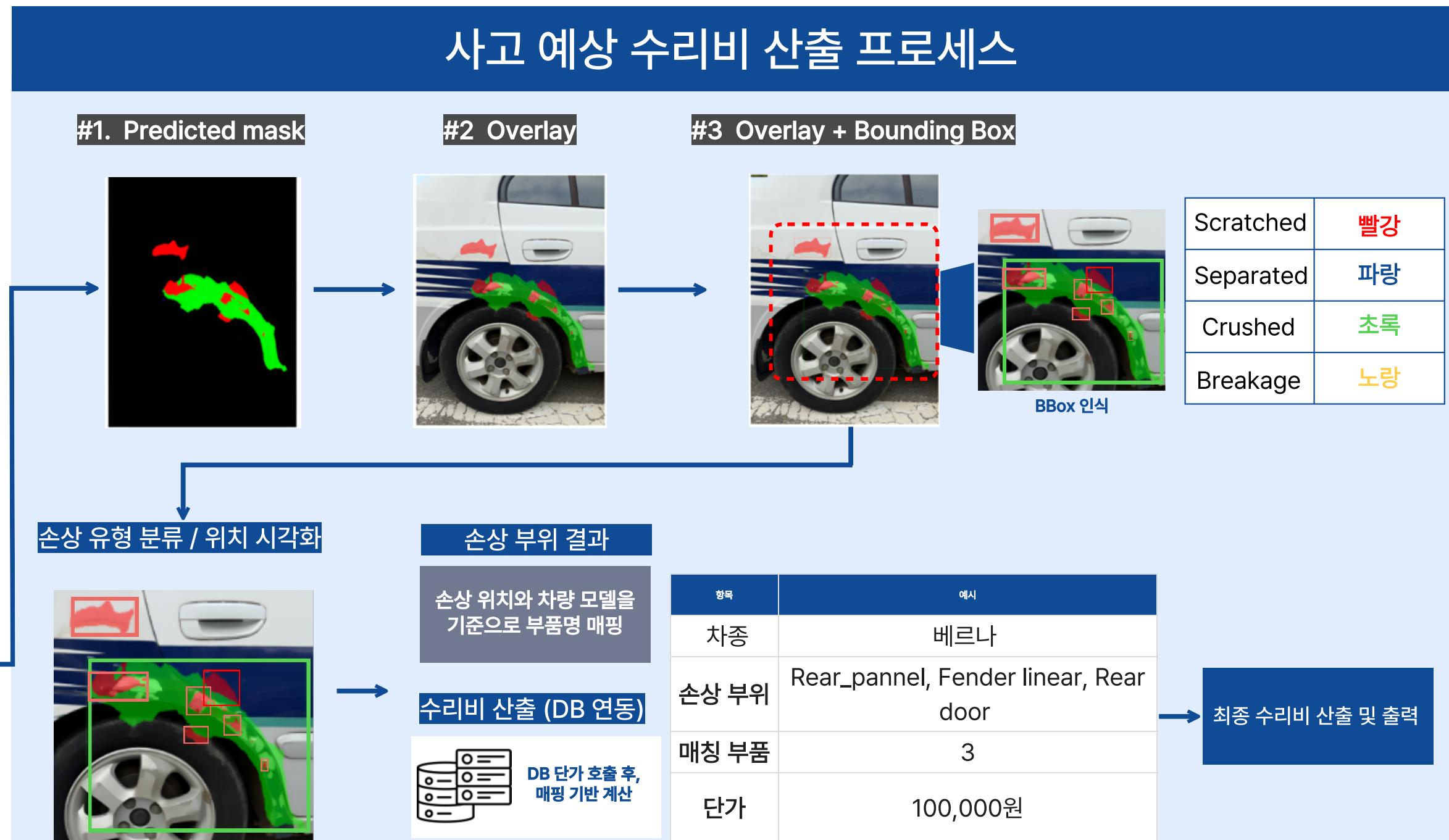


캠퍼스 내 시큐리티 차량을 대상으로 진행

<시스템 워크플로우>

# 프로토타입

앱 프로토타입 실행 화면



---

## 프로토타입

# 기대효과 및 개선방안

## 01 기대효과

### - 육안으로 놓치기 쉬운 미세 손상 감지

AI가 차량 손상 이미지를 분석하여 예측하기 때문에,  
사람이 놓치기 쉬운 흠집이나 작은 손상도 탐지가 가능하다.

### - 정비소 과다 청구 방지

모델이 예측한 합리적인 수리 비용을 기준으로 사용자에게  
제공함으로써, 정비소의 과도한 수리비 청구를 방지한다.

### - 셀프 수리 가능 여부 판단

손상의 부위와 심각도 정부를 시각화하여 셀프 수리가 가능  
한지를 판단 가능하다.

## 02 개선방안

### - 실제 수리비 데이터와 매핑

손상 부위 정보와 수리비 DB를 직접 매핑하는 작업을 진행한다.

### - 모델 경량화 및 모바일 앱 구현

### - 도심 외관/조도 환경에 따른 성능 향상

야간, 비, 그림자 등 방해환경에서도 구현할 수 있게 성능을 유  
지할 수 있도록 한다.

한양대학교 공학대학 캡스톤 디자인 발표

들어주셔서 감사합니다.

---

THANK  
YOU

---

산업경영공학과  
이환훈, 임준혁