

**2025-1학기**

**산업시스템공학종합설계 최종 보고서**

**멀티모달 모델 기반**

**자율주행 차량의 구급차 양보 시스템**

**5조**

2020112513 김동준 (조장)

2022110707 강유민

2020112492 김영범

2020112486 정민우

2020112479 한동민

# 목차

## 1장 연구 배경

- 1.1 기존 자율주행차량 현황
- 1.2 긴급차량 인식 및 양보 시스템 구현 현황

## 2장 연구 목적

## 3장 연구 방법론

- 3.1 프레임워크
- 3.2 데이터 수집 및 전처리
- 3.3 긴급차 인식 모델 학습
- 3.4 자율주행차량의 긴급차 양보 알고리즘 설정
- 3.5 시뮬레이션 환경

## 4장 연구 결과

- 4.1 긴급차 양보 시스템 적용 시뮬레이션
- 4.2 멀티모달 모델 기반 긴급차 양보 시스템 적용 전후 결과 비교

## 5장 시사점 및 활용 방안

- 5.1 시사점 및 활용 방안
- 5.2 실제 데이터 수집 및 모델 적용

## 6장 한계점 및 개선 계획

## 참고문헌

## 1장 연구 배경

### 1.1. 기존 자율주행차량 현황

- 자율 주행 기술은 자동화 단계에 따라 LV.1 운전자 지원 → LV.2 부분 자동화 → LV.3 조건부 자동화 → LV.4 고도 자동화 → LV.5 완전 자동화로 구분됨
  - 현재 상용화 단계는 부분 자동화, 조건부 자동화(LV.2 ~ LV.3) 수준임
- 2022년 1,217억 달러였던 자율주행 차량 시장 규모는 약 6,500억 달러를 거쳐 2030년에는 12,000억 달러를 넘을 것으로 예상됨 [1]
- 정부에서는 2027년까지 LV.4를 목표로 1조 974억 원 투자 계획을 밝힘 [2]
- 현재 자율주행 차량의 시스템은 긴급 차량 인식 및 대응 시스템이 미흡하고 실제 긴급차량 인식 실패로 인한 이동 방해, 사고 사례가 빈번히 보고되고 있음
  - Tesla Autopilot 차량의 긴급차량 인식 실패 및 충돌 사고 사례
  - 샌프란시스코에서 로보 택시가 긴급 차량의 이동을 방해한 사례

### 1.2. 긴급차량 인식 및 양보 시스템 구현 현황

- 현재 상용화된 긴급 차량 인식 및 양보 시스템은 아래 [표 1]과 같음
  - 대부분 긴급 차량 인식을 한 뒤 양보 시스템 없이 단순 경고나 수동 운전을 유도하는 등의 간접적인 방식에 머물러 있음
  - 멀티모달 기반으로 긴급 차량을 인식하고 양보하도록 시스템을 통합한다면 긴급차에 대한 적절한 양보 체계를 구축할 수 있을 것으로 기대됨




				멀티모달 기반 양보 시스템
구급차 인식	○	×	○	○
긴급상황 인식	○	○	○	○
구급차 양보	×	×	×	○

표 1. 긴급 차량 인식 및 양보 시스템 구현 현황

## 2장 연구 목적

- 멀티모달 모델과 양보 알고리즘을 통해 자율 주행 차량의 구급차 양보 시스템을 구현하고 CARLA 시뮬레이션을 통해 검증하고자 함
  - 이미지 인식 모델과 오디오 인식 모델을 통해 구급차 이미지와 사이렌 소리를 인식하고 이를 통해 구급차를 탐지함
  - 이를 기반으로 다양한 도로 환경에 적용 가능한 양보 알고리즘을 설계하여 체계적인 양보를 수행하고자 함
  - 개발된 시스템의 성능을 CARLA 환경에서 검증하며, 구급차의 평균 이동 시간을 분석함으로써 효과를 입증하는 것을 목표로 함
- 이 연구를 통해 <그림 1>과 같은 3가지 문제점을 해결하고자 함
  - 자율 주행 차량이 긴급 상황의 구급차를 인식하지 못함 → 멀티모달 모델을 이용하여 구급차를 인식한다면 긴급 상황에 놓인 구급차만 인식할 수 있음
  - 자율 주행 차량의 구급차 양보 기능 부재 → 양보 알고리즘을 적용하여 인식에만 그치지 않고 구급차 양보 시스템을 구축함

- 실제 도로에서의 효과 검증이 어려움 → 현실과 유사한 환경의 시뮬레이터를 이용하여 검증함 [3]

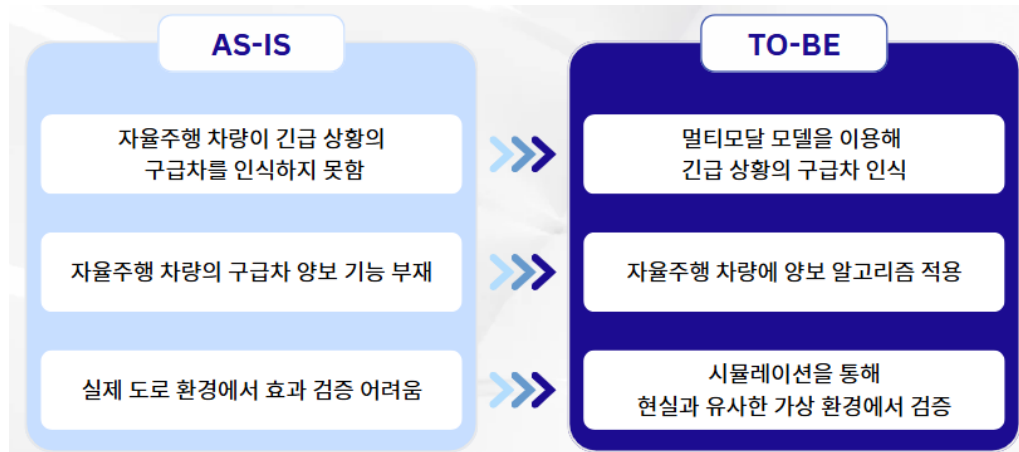


그림 1. AS-IS TO-BE

### 3장 연구 방법론

#### 3.1. 프레임워크

- 본 연구의 전반적인 프레임워크는 <그림 2>와 같음

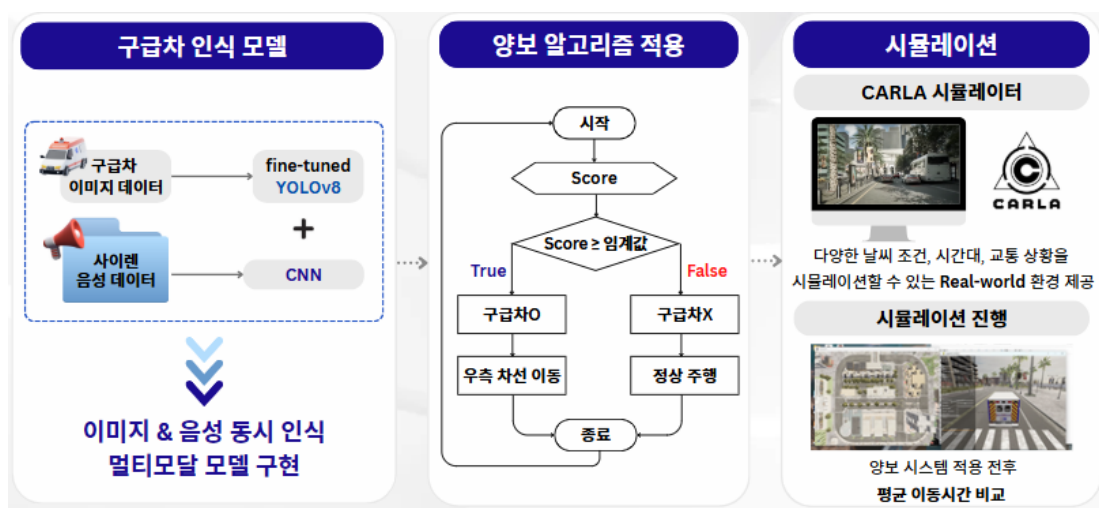


그림 2. 프레임워크

- 자율주행 차량이 다른 차량을 인식하는 방식으로는 크게 V2X 기반 방식과 센서 기반 방식 두 가지가 있음
  - V2X 기반 방식의 문제점 [4]
    - 터널, 날씨에 따른 통신 지연 발생
    - 통신에 의한 개인정보 유출과 해킹 위험 존재
    - 기지국 건설 등 초기 인프라 구축에 높은 비용이 소모
  - 센서 기반 방식을 통해 V2X의 문제점을 해결함 [5]
    - 차량 내장 센서를 활용하여 무선 통신이 불필요함
    - 따라서 통신 지연 문제가 없고, 보안/프라이버시에 대한 안전이 보장됨
    - 기지국 건설 등 인프라가 불필요함
- 센서 기반 방식은 유니모달 모델과 멀티모달 모델로 나눌 수 있음
  - 유니모달 모델의 경우 이미지로만 구급차를 인식하면 긴급 출동 중인 구급차와 비 긴급 상황에서 단순 이동 중인 구급차를 구분할 수 없고, 사이렌 소리만 이용한다면 구급차의 정확한 위치를 파악할 수 없음
  - 따라서 본 연구는 멀티모달 모델을 통해 긴급상황의 구급차를 인식하여 필요한 양보만을 수행함
  - CARLA 시뮬레이션을 통해 유니모달 모델과 멀티모달 모델 적용 시 일반 차량 평균 속력을 비교한 결과 멀티모달 모델을 적용했을 때 필요한 양보만 수행하며 유니모달 모델 적용 시 보다 평균 속력이 약 6km/h 증가함

## 3.2. 데이터 수집 및 전처리

### ● 이미지 데이터

- CARLA 시뮬레이터를 통해 구급차 이미지 약 3,000개를 직접 수집함
- Roboflow를 통해 labeling하고 <그림 3>과 같이 전처리를 수행함
  - YOLO 모델의 표준 입력 크기인 640 X 640으로 Resize를 수행함
  - 이미지의 밝기를 원본 대비 -10% 또는 + 10%로 조정, 1 pixel 반경 Gaussian Blur 적용, 전체 중 1%의 픽셀에 Noise를 추가하여 생성한 총 10,636개 Data를 학습에 이용함

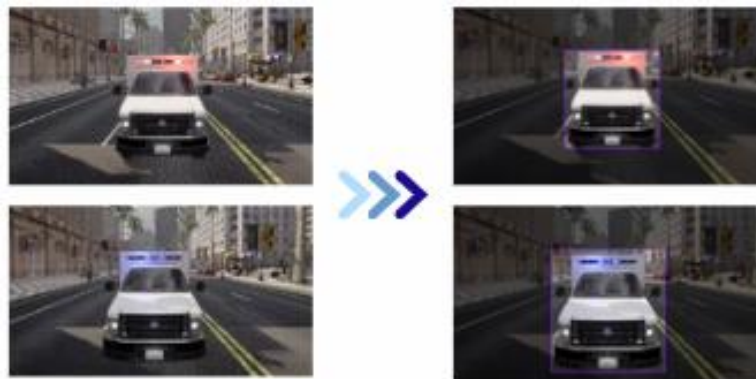


그림 3. 이미지 데이터 수집 및 전처리 예시

### ● 오디오 데이터

- UrbanSound8K에서 오디오 데이터 8,733개를 수집함 (사이렌 데이터: 929개)
- 분석 및 처리 일관성을 위해 wav 파일을 Mono 변환함
- 주파수 정보를 <그림 4>와 같이 Mel-spectrogram으로 변환하여 CNN 모델이 음향 패턴을 효과적으로 학습할 수 있도록 함

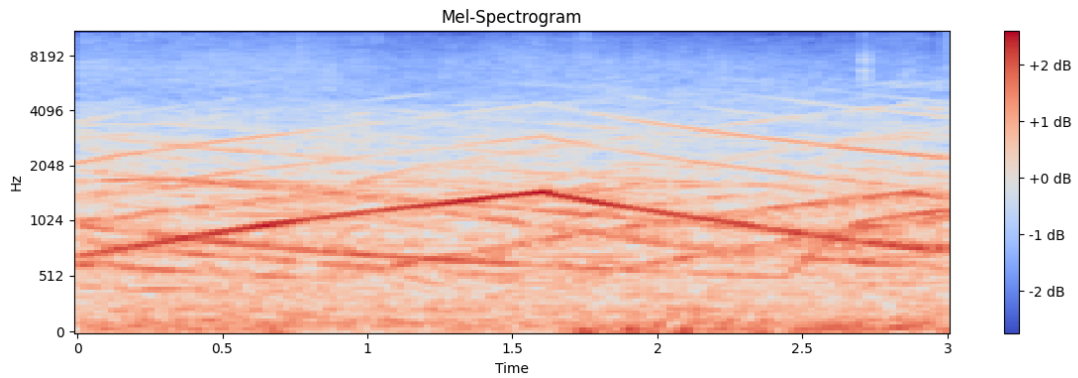


그림 4. Mel-Spectrogram 변환 예시 (Siren-22601-8-0-11)

### 3.3. 구급차 인식 모델 학습

- 이미지 인식 모델

- 실시간 객체 탐지에 주로 쓰이는 YOLOv8s 모델을 사용함
- YOLOv8s 모델을 CARLA 구급차 이미지를 통해 fine-tuning하여 <그림 5>와 같은 성능을 보임
  - best epoch 기준 mAP50 = 0.95, mAP50-95 = 0.75, Precision = 0.92, Recall = 0.92
  - Test 결과 mAP50 = 0.96, mAP50-95 = 0.83, Precision = 0.92, Recall = 0.90

- 오디오 인식 모델

- CNN 모델을 Mel-spectrogram으로 변환한 UrbanSound8K 데이터를 통해 학습한 결과 <그림 6>과 같은 성능을 보임
  - Test 결과 Accuracy = 0.979, F1 Score = 0.91, AUC = 0.99



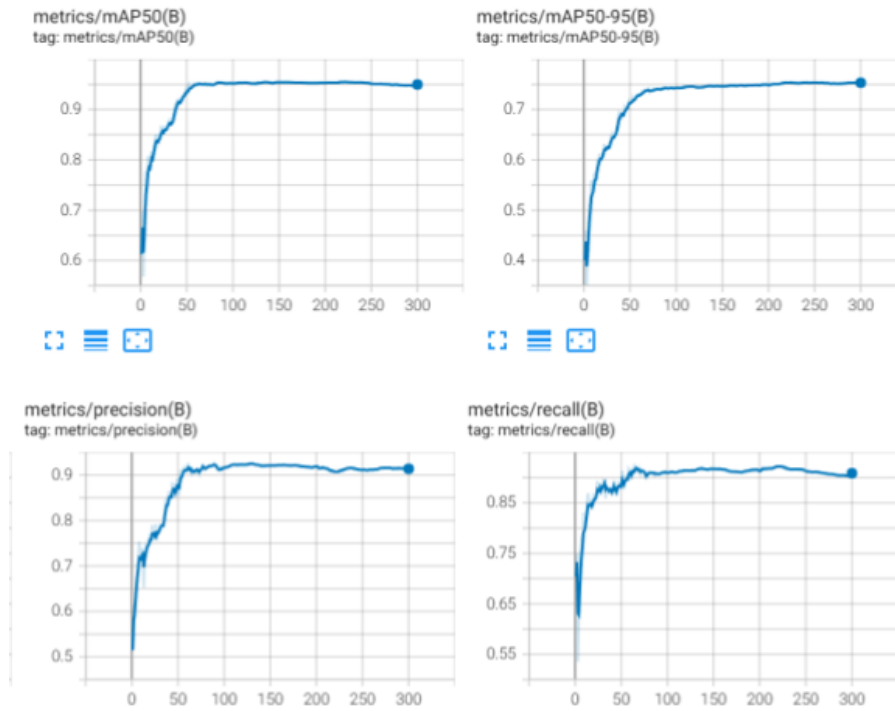


그림 5. YOLOv8s fine-tuning

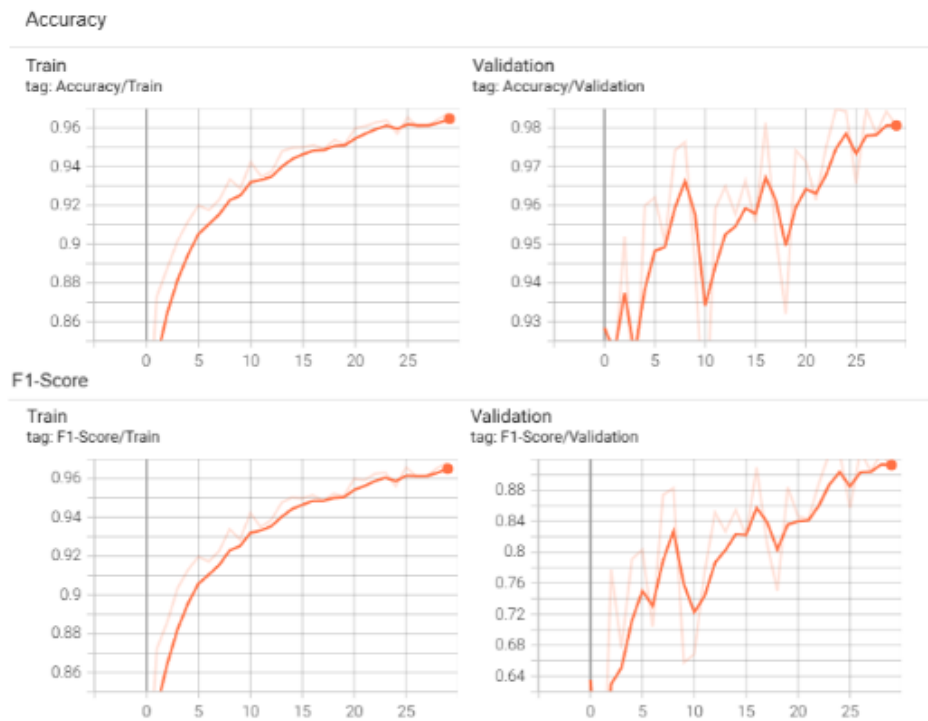


그림 6. CNN Training 결과

### 3.4. 자율 주행 차량의 구급차 양보 알고리즘 설정

- TS한국교통안전공단의 긴급차량 도로 양보 매뉴얼에 따라 모델과 통합하여 <그림 7>과 같은 양보 알고리즘을 설계함 [6]
- 모델이 출력하는 구급차 인식 확률이 임계값을 넘으면 매뉴얼에 따른 양보 알고리즘을 수행함

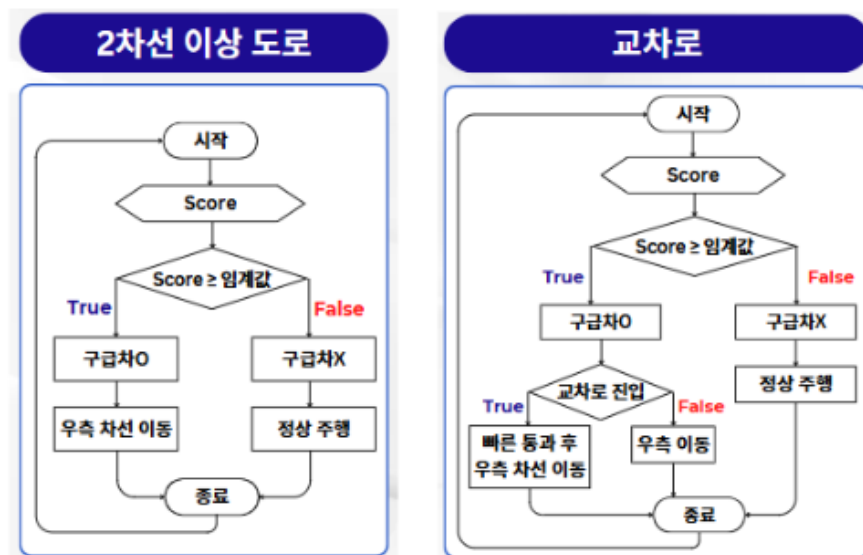


그림 7. 양보 알고리즘

### 3.5 시뮬레이션 환경

본 연구는 Unreal Engine을 기반으로 한 CARLA 시뮬레이터 0.9.15를 활용해 자율주행 시나리오를 아래와 같이 구성하고, 구급차와 일반 차량의 양보 여부에 따른 성능 차이를 시뮬레이션하였음

- CARLA 환경 설정
  - 시뮬레이터 버전: CARLA 0.9.15 (Unreal Engine 4 기반)
  - 개발 환경: Python API를 통한 시뮬레이션 제어

- 차량 위치 추적: *vehicle.get\_location()* 함수를 활용한 차량 위치 수집을 통해 이동 경로 및 시간 추적
  - 경로 이동 제어: *vehicle.set\_autopilot(True)*를 통해 자율 주행 설정 및 Waypoint 기반 경로 지정
  - 시뮬레이션 시간 제어: Synchronous mode를 통해 프레임 정밀 제어
    - *world.tick()* 함수 호출 시 1프레임씩 진행하여 동기화를 진행함
- 시뮬레이션 활용 맵
    - <그림 8>와 같이 왕복 4차선의 폐쇄 루프형 도로
      - 폐쇄 루프형 도로는 시뮬레이터 내에서 반복적 실험 및 경로 추적에 적합하며, 교차로·차선·신호등 요소를 정밀히 포함 [7]
    - 차선 수: 편도 2차선 / 왕복 4차선
    - 도로 특징: 복수 교차로와 직선 + 곡선 구간이 혼합된 도시형 도로



그림 8. 활용한 CARLA 맵 Town10HD

- 시뮬레이션 측정 항목 및 실험 방식
  - 측정 항목
    - 시뮬레이션 내 구급차의 총 이동 시간 (초)
    - 구급차 평균 속도 및 일반 차량 50대의 평균 속도 (km/h)
  - 실험 방식
    - 1. 멀티모달 기반 양보 시스템을 적용하지 않은 경우
    - 2. 멀티모달 기반 양보 시스템을 적용한 경우
    - 위 두 결과를 정량적으로 비교하여 본 양보 시스템의 실효성 검증
- 도로 혼잡도 산출 기준 ( $V/C$  계산)
  - 본 시뮬레이션에서 도로 혼잡도는  $V/C$  (Volume/Capacity) 비율 활용

$$V/C = \frac{Q}{C}$$

- $V$ : 시뮬레이션 맵 내 차량 통행량 (시간당 차량 수)
  - $C$ : 도로 용량 (해당 맵 도로 및 차선 수 기반)
- 도로 용량(Capacity) 산정 기준
  - 왕복 4차선 기준 용량: 약 4,200대/시간 (국토교통부 교통영향평가 지침 및 HCM(Highway Capacity Manual) 기준 인용) [8]
- 교통량 (Volume) 측정 방식
  - 각 차량의 `vehicle.get_location()` 데이터를 1초 간격으로 기록
  - `carla.Map.get_waypoint()`를 이용하여 Road ID 정보 추적
  - 차량이 지나간 Road ID를 누적 산출하여 전체 교통량 도출

- 시뮬레이션 시간을 환산하여 시간당 차량 통과량( $Q$ ) 도출
- V/C 산출 결과
  - 차량 1대당 시간당 평균 통과량: 약 75회
  - 전체 차량 수: 50대 설정 (구급차 제외)
  - 차량 통과량( $Q$ ): 3,380대/시간
  - 도로 용량( $C$ ): 4,200대/시간 (Road ID: 2 기준)
  - $V/C \approx 0.8 \rightarrow$  HCM기준 '약간 혼잡'으로 현실적인 혼잡도 [8]

구분	산출값	산출 방식 요약
차량 수	50대 (구급차 제외)	통과량 기준 역산
차량 통과량( $Q$ )	3,380대/시간	차량당 75회/hour, 50대 기준
도로 용량( $C$ )	4,200대/시간	Town10HD, road_id_2 기준
혼잡도(V/C)	약 <b>0.8</b>	$Q(\text{통과량})/C(\text{교통용량})$

표 2. V/C 산출을 위한 주요 변수 및 값

- 시뮬레이션 차량 구성
  - 구급차 1대
    - 총 3.9km를 주행하도록 설정함
  - 일반 자율주행 차량 50대
    - CARLA 내부 Spawn Points를 활용하여 전 구간 균등하게 분포시킴
  - 교통 신호: 구급차 및 양보 차량은 신호 무시하도록 설정함

## 4장 연구 결과

### 4.1 구급차 양보 시스템 적용 시뮬레이션

- 긴급차량 인식 및 양보 시스템의 효과를 보여주기 위해 모델을 적용하지 않은 상태와 모델을 적용한 상태의 자율주행 시나리오를 비교해 봄
  - 모델을 적용한 경우: <그림9>와 같이 일반차량이 구급차를 인식하여 2차선에서 1차선으로 이동하는 모습을 확인할 수 있음



그림 9. 모델 적용한 시나리오의 양보 모습

### 4.2. 멀티모달 모델 기반 구급차 양보 시스템 적용 전후 결과 비교

비교 항목	적용 전	적용 후	비고
구급차 평균 이동 시간 (sec)	670.42	466.62	약 30% 감소
평균 속도 (km/h)	20.94	30.09	약 43% 증가
환자 생존율 * 구급차 도착 시간 1분 증가 시 생존 확률 5% 감소 (Bürger, A et al., 2018)	-	-	16.98% 증가

표 3. 구급차 양보 시스템 적용 전후 결과 비교

- 제안된 멀티모달 기반 양보 시스템의 효과를 검증하기 위해 시뮬레이션을 통해 시스템 적용 전후의 구급차 이동 시간을 비교함
  - 결과의 신뢰성을 위해 총 50회의 실험을 진행하고 평균값을 산출함
- 항목별 분석 결과
  - 구급차 평균 이동 시간은 모델 적용 시 약 30% 단축되어 골든 타임 확보 측면에서 유의미한 개선이 나타남
  - 평균 속력 역시 약 43% 상승했으며 이는 교통 체증 상황에서도 긴급차량의 빠른 통행이 가능함을 의미함
  - 선행 연구에 따르면 도착 1분 지연 시 생존율이 5% 감소하는 것으로 나타났으며 이를 통해 약 17%의 환자 생존율 향상 효과를 기대함 [9]
  - 이러한 결과는 제안된 시스템이 응급 구조 체계 전반의 효율성 향상과 생명 구조 확률 증가에 기여할 수 있음을 의미함

## 5장 시사점 및 활용 방안

### 5.1 시사점 및 활용 방안

- 멀티모달 모델 기반 긴급상황 구급차 인식 시스템 제안
  - 이미지 인식으로 구급차를 인식하고 오디오 인식으로 긴급 상황을 인식하여, 양보가 필요한 긴급 상황의 구급차만을 인식하도록 함
- 자율주행 차량의 긴급차량 양보 시스템 패러다임 제시
  - 앞으로 도래할 완전 자율주행 시대에 필수적인 구급 차량 인식 및 양보 시스템에 대한 패러다임을 제시함
- 구급차 이동 시간 단축에 따른 환자 생존율 향상 가능성을 제시 [9]

## 5.2 실제 데이터 수집 및 모델 적용

- fine-tuned YOLO 모델을 실제 환경의 구급차에 적용해 본 결과 구급차를 제대로 인식하지 못하는 문제가 발생하였고, 이는 시뮬레이션과 실제 환경의 이미지 간 도메인 차이가 존재하기 때문이라고 판단함
- YOLO 모델에 AI-Hub의 실제 환경 구급차 이미지를 추가하여, 다시 fine-tuning하며 <그림>과 같이 실제 환경의 구급차도 감지할 수 있도록 함



그림 10. 실제 환경 구급차 모델 적용 예시

- 구급차의 특성은 이미 학습되어 있기 때문에 시뮬레이션과 실제 환경 간 도메인 차이만 학습하면 됨
- 따라서 실제 환경의 구급차 이미지 500장만 학습시켜도 좋은 성능을 보임
  - Precision = 0.916, Recall = 0.93, F1-Score = 0.923
- 또한 이 모델을 이용하여 시뮬레이션 구급차 이미지로 다시 test한 결과 성능이 소폭 감소하였지만, 여전히 높은 성능을 보이며 이는 모델이 기존 지식을 보존하면서 새로운 환경에 적응했기 때문임
  - Precision = 0.88, Recall = 0.82, F1-Score = 0.85



- 시뮬레이션 이미지를 통한 pre-training이 현실에 적용 가능한 기초 학습 환경으로 적절함을 알 수 있고, 이는 fine-tuning 데이터를 최소화하여 라벨링 비용 절감할 수 있음
- TTS 등 더 발전된 Domain Adaptation 방법론을 적용한다면 더 높은 성능을 기대할 수 있음

## 6장 한계점 및 개선 계획

- 컴퓨팅 자원의 한계
  - CARLA 시뮬레이터는 고성능 GPU를 요구하기 때문에 다수 차량 제어 등에 제약이 발생함
  - GPU를 확보하여 시스템을 안정적으로 운영할 수 있도록 개선할 수 있음
- 센서 기반 인식의 제약
  - 센서 기반 인식만으로는 날씨 등 제약에 따른 한계가 있어 구급차를 제대로 탐지하지 못할 가능성이 있음
  - V2X와 함께 결합하여 상호 보완적인 역할을 하며 구급차 인식을 할 수 있도록 개선할 수 있음
- 사이렌 인식 거리 반영 미흡
  - CARLA 시뮬레이터 환경에서는 거리 변화에 따른 사이렌 감지 또는 공간적 반향 특성이 충분히 재현되지 않아 오디오 기반 인식의 신뢰성을 확보하기 어려움

- 오디오 인식 모듈에 적용 가능한 시뮬레이터 환경을 구축하여 거리 변화에 따른 음향 변화를 반영하고 이를 기반으로 실제 환경과 유사한 조건에서 사이렌 인식 성능을 효과적으로 평가할 수 있도록 함

## 참고문헌

- [1] Precedence Research (2024), *Autonomous Vehicle Market Size, Share, Trends, Growth, Industry Analysis Report 2024–2033*, Precedence Research,  
<https://www.precedenceresearch.com/autonomous-vehicle-market>
- [2] 대한민국 정책브리핑(2021), "1조원 규모 범부처 자율주행사업 착수..."2027년 레벨4 목표"",  
대한민국 정책브리핑, <https://www.korea.kr/news/policyNewsView.do?newsId=148882662>
- [3] Dosovitskiy, A., Ros, G., Codevilla, F., Lopez, A., & Koltun, V. (2017), *CARLA: An open urban driving simulator*, In: Conference on Robot Learning, PMLR, pp. 1-16.
- [4] Yoshizawa, T., Kakuta, Y., Shiraishi, T., & Nakagawa, M. (2023), "A survey of security and privacy issues in V2X communication systems", *ACM Computing Surveys*, Vol. 55, No. 9, pp. 1–36.
- [5] Schweppe, H., & Roudier, Y. (2012), *Security and privacy for in-vehicle networks*, In: 2012 IEEE 1st International Workshop on Vehicular Communications, Sensing, and Computing (VCSC), IEEE, pp. 12–17.
- [6] TS한국교통안전공단. (2022). 긴급차량 도로 양보 매뉴얼.
- [7] 오세찬, (2023), 「긴급차량 발생 시나리오에서 가상 환경 차량 내외부 센서 데이터 융합을 통한 효율적 차량 유도 연구」, Doctoral dissertation, 한양대학교, pp. 99-110.
- [8] National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine (2022), *Highway Capacity Manual 7th Edition: A Guide for Multimodal Mobility Analysis*, Transportation Research Board, National Academies Press.
- [9] Bürger, Andreas, et al(2018). "The effect of ambulance response time on survival following out-of-hospital cardiac arrest: an analysis from the German resuscitation registry." *Deutsches Ärzteblatt International*, Vol. 115, No. 33–34, pp. 541.