

2025-1학기 DU-도전학기 계획서

과제명	교통사고 과실비율 예측 및 RAG · 파인튜닝 기반 질의응답 시스템 개발			
신청 유형	<input type="checkbox"/> 개인		<input checked="" type="checkbox"/> 팀(팀명: 최강AI)	
도전 영역	<input checked="" type="checkbox"/> 전공(주전공 또는 복수전공)		<input type="checkbox"/> 일반선택	
신청 학점	3학점			
참여자	성명	소속	학번	비고
	김민정	AI학과	22235357	팀원
	김영준	AI학과	22028564	팀원
	박인혜	AI학과	22235137	팀장
지도교수 의견	<p>본 도전학기 프로젝트는 교통사고 과실비율 판단이라는 사회적으로 중요한 문제를 주제로, 관련 법률 및 판례 데이터를 활용하여 설명형 질의응답 시스템을 구축하고자 하는 점에서 실질적 가치와 학문적 깊이를 함께 지닌다.</p> <p>학생들은 Object Detection 및 Video Classification 기술을 활용하여 교통사고 상황을 정량적으로 분석하고 있으며, 이를 질의응답 시스템과 연계함으로써 영상 기반 정보와 법적 텍스트 정보를 효과적으로 연결하는 구조를 설계하고 있다. 이러한 시도는 교통사고 판단의 자동화 및 설명 가능성 확보 측면에서 매우 의미 있는 접근이라 할 수 있다. 또한, 도로교통법 조항과 과실비율 심의사례 데이터를 기반으로 파인튜닝과 RAG(Retrieval-Augmented Generation) 기법을 적용하여, 사용자의 질의에 대해 사고 상황과 관련 법적 근거를 종합적으로 설명할 수 있는 시스템을 구축하고자 한다. 단순한 정답 제공을 넘어, 사고 판단의 맥락과 이유를 함께 제시하는 응답 구조를 구현하려는 점은 기술의 활용도를 크게 높이는 방향이라 평가된다. FastAPI와 Svelte를 활용한 웹 인터페이스 구현은 단순히 분석 결과를 시각화하는 데 그치지 않고, 사용자 질의에 대한 실시간 응답 처리, 백엔드 추론 결과와의 효율적인 연동, 그리고 법률 정보 및 사고 영상 분석 결과의 직관적 전달을 가능하게 한다. 이러한 프론트엔드-백엔드 통합 설계는 사용자 중심의 시스템 구축 측면에서 중요한 역할을 하며, 프로젝트의 기술적 완성도와 실용적 가치 모두를 높이는 요소로 작용한다.</p> <p>본 프로젝트는 AI 기술을 학습하고 실질 문제 해결에 적용하는 전 과정을 자율적으로 수행한다는 점에서, 학생들의 문제해결력, 데이터 활용 역량, 응용 기술력을 심화시킬 수 있는 매우 우수한 사례로 판단된다.</p> <p style="text-align: right;">(소속) AI학과 (성명) 차경애 (서명 또는 날인)</p>			

1. 도전 배경

교통사고는 일상에서 빈번하게 발생하며, 사고 이후 과실비율을 판단하는 과정은 책임을 명확히 하고 공정한 보상을 제공하기 위해 매우 중요한 단계이다. 최근 몇 년간 차량 증가와 교통량 확대에 따라 교통사고 발생 건수는 꾸준히 증가하고 있으며, 이에 따른 과실비율 분쟁 또한 지속적으로 늘어나고 있다. 2021년 자동차사고 과실비율 분쟁심의위원회에 접수된 심의 청구 건수는 113,804건으로, 2017년 대비 85.3% 증가하며, 교통사고로 인한 갈등과 분쟁이 심화되고 있음을 보여준다.

이러한 교통사고는 단순한 물리적 충돌로 끝나는 것이 아니라, 사고 당사자 간 책임 분담, 보험 처리, 보상 범위 결정, 그리고 분쟁 해결에 이르기까지 다양한 사회적 영향을 미친다. 그러나 과실비율 판정은 기존의 사람 중심 조사와 법적 판례 검토 방식에 의존하고 있어, 절차의 복잡성과 주관성으로 인해 신속하고 일관성 있는 처리가 어려운 한계를 드러낸다. 특히 사고의 유형과 상황이 복잡해질수록 보다 효율적이고 객관적인 과실비율 판정 방식의 필요성이 갈수록 커지고 있다.

이러한 문제를 해결하기 위한 현실적인 방안으로, 사고를 자동으로 분석하여 과실비율을 예측하는 AI 모델의 도입 가능성이 주목받고 있다. 특히 AI Hub에서 제공하는 교통사고 영상 데이터를 기반으로 학습된 예측 모델은, 사고 장면 속 차량의 위치나 움직임, 충돌 양상 등의 시각적 정보를 분석하여 정량적인 판단을 가능하게 한다는 점에서 새로운 해법이 될 수 있다.

한편, 단순히 과실비율을 수치로 예측하는 것만으로는 사고에 대한 충분한 정보를 제공하기 어렵다고 판단하였다. 사고 당사자나 일반 사용자가 예측 결과를 이해하고, 관련 법률이나 유사 사례를 참고할 수 있도록 도와주는 기능의 필요성도 함께 인식되었다.

이를 보완하기 위한 방안으로, 외부 문서를 검색하고 생성형 모델과 결합해 자연어 응답을 제공하는 Retrieval-Augmented Generation(RAG) 기술이 주목받고 있다. RAG는 단순히 언어모델이 내부 지식만으로 응답하는 구조를 넘어서, 관련 문서를 검색한 뒤 이를 바탕으로 더 신뢰도 높은 응답을 생성할 수 있다는 점에서 설명력을 높이는 데 강점을 가진다. 또한, 특정 주제나 도메인(예: 도로교통법)에 특화된 데이터를 학습시킨 파인튜닝(Fine-tuning) 기반 언어모델을 활용하면, 보다 전문적인 내용을 안정적으로 응답할 수 있다.

본 프로젝트에서는 이러한 기술들을 활용하여, 사고 영상 기반 과실비율 예측 모델과 질의응답형 언어모델을 기능적으로 분리된 구조로 설계하고자 한다. 이를 통해 정량적 분석과 정성적 정보 제공을 함께 수행할 수 있는 교통사고 분석 시스템을 개발하고, 사고 이해도와 정보 접근성을 모두 향상시키는 것을 목표로 한다.

2. 도전 과제의 목표

팀 목표

: 이번 도전학기 프로젝트의 팀 목표는 교통사고 영상을 프레임 단위 이미지로 전환하여 입력 데이터로 활용하고, 이를 기반으로 과실비율을 예측하는 AI 모델을 직접 학습하여 구성하는 것이다. 또한, 예측 결과와 관련된 법률 정보 및 유사 사례를 자연어로 제공하는 질의응답형 시스템을 함께 구현하고자 한다. 질의응답 시스템은 Retrieval-Augmented Generation(RAG) 또는 파인튜닝 언어모델을 기반으로 구축된다. 이러한 이중 구조를 통해 복잡한 교통사고 상황에 대해 정량적 판단과 정성적 정보 제공을 함께 수행하고, 사고 당사자나 일반 사용자에게 보다 직관적이고 신뢰도 높은 사고 분석 결과를 전달할 수 있는 시스템을 구현하는 것을 목표로 한다.

팀은 다음과 같은 구체적인 목표를 설정하였다:

- AI 기반 과실비율 예측 모델 개발: Object Detection + Video Classification 기반 이중 구조 적용

- Object Detection 단계는 교통사고 영상에서 추출한 정지 프레임을 입력으로 하여, 차량, 보행자, 신호등 등 주요 객체를 탐지하고, 객체 간의 위치 관계나 충돌 직전의 공간 배치를 분석하는 데 활용된다. 이를 위해 DetectoRS(Cascade 구조 기반) 또는 DETR 계열(DETR, Deformable DETR, DINO 등) 모델을 적용할 예정이며, 다양한 사고 상황에서의 객체 탐지 정확도와 구조적 해석 가능성을 고려해 최적의 모델을 선정할 계획이다. 해당 단계는 과실비율 예측에 필요한 객체 중심의 정적 장면 정보를 제공한다.
- Video Classification 단계는 사고 영상 전체의 시간 흐름을 분석하여, 사고 발생 전후의 동작 변화, 차량 간 상호작용, 충돌 시점 등을 종합적으로 파악하는 데 중점을 둔다. 이 과정에서는 VideoMAE(v1/v2), Uniformer(v1/v2), MViT(v1/v2), ViViT 등 대표적인 Video Classification 모델들을 비교 분석한 후, 사고 장면의 시간적 특징을 가장 잘 포착할 수 있는 구조를 선택하여 적용할 예정이다. 해당 단계는 사고의 인과 관계와 시계열적 맥락 정보를 추출하는 데 기여한다.

이 두 단계에서 얻은 시각적 분석 결과는 차량 수, 차종, 진행 방향 등의 정형 사고 정보와 함께 통합되어, 교통사고 과실비율(예: 7:3, 5:5 등)을 수치 형태로 예측하는 모델로 연결된다. 실제 사고 사례 기반의 학습과 평가를 통해 다양한 사고 유형에 대한 예측 정확도를 높이는 것을 목표로 한다.

- 질의응답 시스템 설계 (Retrieval-Augmented Generation (RAG)) + 파인튜닝(fine-tuning)

- 과실비율 관련 질의에 대한 응답 시스템은 Retrieval-Augmented Generation(RAG) 방식과 파인튜닝(fine-tuning) 방식을 병행하여 설계할 계획이다. RAG 방식은 외부 문서를 검색한 후, 검색된 내용을 바탕으로 언어모델이 응답을 생성하는 구조로, 사전학습 데이터에 포함되지 않은 정보까지 활용할 수 있으며, 잘못된 정보를 생성하는 hallucination 현상을 줄이는 데에도 효과적인 기법 중 하나이다. 특히 출처 기반의 응답 생성이나 문맥 확장이 필요한 경우에 적합하다.
- 파인튜닝은 대규모 언어모델(LLM)을 특정 목적과 도메인에 맞추어 재학습시키는 과정으로, 사전 학습된 일반 언어 능력 위에 도메인 특화된 질의응답 패턴과 응답 포맷을 학습시킴으로써 보다 정확한 답변을 할 수 있다. 이 방식은 RAG에 비해 검색 과정이 없기 때문에 처리 속도가 빠르며, 모델 자체가 응답 구조를 학습하고 있어 정형화된 질문에 대한 안정적인 응답 생성에 강점을 가진다.

본 시스템은 질문의 복잡도와 정보 요구 수준, 정형화 여부, 설명력 요구 정도 등을 기준으로 두 기법을 유기적으로 조합하여 적용할 예정이다. 이를 통해 정보의 최신성, 근거 기반 응답, 처리 효율성을 모두 고려한 고도화된 질의응답 시스템을 구축하고자 한다.

팀원별 목표

- **김민정 팀원:** Svelte와 FastAPI를 활용하여 웹 애플리케이션 UI를 설계 및 구현한다. 예측 모델과 질의응답 시스템의 결과를 시각적으로 효과적으로 전달하고, 사용자 중심의 인터페이스를 통해 시스템의 활용성과 접근성을 극대화하는 것을 목표로 한다.
- **김영준 팀원:** 교통사고 영상 데이터를 프레임 단위 이미지로 가공하고, 과실비율 예측을 위한 딥러닝 모델을 직접 학습 및 구현한다. 이미지 인식 모델과 정형화된 사고 입력 데이터를 결합하여 수치적 예측이 가능한 구조를 설계하며, 다양한 사고 유형에 대한 적용 실험을 통해 모델 성능을

분석하고 최적화하는 것을 목표로 한다.

- **박인혜 팀원:** RAG(Retrieval-Augmented Generation)와 파인튜닝 기반 언어모델을 활용하여 다양한 문서 유형에 대응 가능한 질의응답 시스템을 설계하고 구현하는 것을 목표로 한다. 문서 임베딩, 프롬프트 설계, 입력 구조 정비 등을 통해 파이프라인 전반을 구성하고, 응답 품질과 안정성을 고려한 구조를 구축할 예정이다. 또한 교통사고 내 객체 탐지를 위한 모델 개발에 함께 참여해 사고 장면의 시각적 정보를 정확히 반영할 수 있도록 모델 구성과 학습 과정에 기여할 계획이다.

3. 도전 과제 내용

1) 교통사고 영상 기반 예측 모델 구현

AI Hub에서 제공하는 교통사고 영상을 프레임 단위로 분할하고, 각 사고에 포함된 부가 정보(JSON 파일)로부터 차량 수, 차종, 진행 방향 등 정형 데이터를 추출한다. 영상 데이터는 Object Detection 모델(DetectoRS 또는 DETR 계열)을 통해 차량, 보행자, 신호등 등 주요 객체 정보를 식별하고, Video Classification 모델(VideoMAE, Uniformer 등)을 통해 사고의 시간적 흐름과 충돌 전후 맥락을 분석한다. 이렇게 추출된 시각적 특징과 사고 관련 정형 데이터를 결합하여 입력 데이터 셋을 구성하고, 이를 기반으로 과실비율(예: 7:3, 6:4 등)을 수치 형태로 예측하는 딥러닝 모델을 학습한다. 모델은 정적 객체 정보와 동적 사고 전개 정보를 함께 고려하도록 설계되며, 지도학습 방식으로 학습한 후 API 형태로 배포되어 사용자의 사고 입력에 대해 실시간 예측 결과를 제공할 수 있도록 구현된다.

2) 사례 문서 처리 및 벡터 기반 검색 시스템 구축

과실비율정보포털에서 제공하는 심의사례집, 분쟁 사례집 등 관련 문서 데이터를 수집하고, PDF 내 텍스트 데이터를 추출하여 의미 단위로 분할(chunking)한 후, 문장 단위 정제 및 메타 정보 보안을 거쳐 벡터 임베딩 가능한 형태로 가공한다. 가공된 문서들은 Chroma 기반 벡터 데이터베이스에 저장 및 인덱싱되어, 사용자의 질의와 의미적으로 유사한 문서를 고속 검색할 수 있도록 구성된다.

3) 법령 데이터 수집 및 파인튜닝 모델 구성

도로교통법 조항 데이터를 수집한 뒤, 각 조문을 기반으로 질의응답 쌍(Q&A)을 구성하여 파인튜닝 학습 데이터 셋을 구축한다. 이후 사전 학습된 언어모델에 대해 Supervised Fine-Tuning을 적용하고, 법률 해석, 책임 기준, 위반 여부 등 구조화된 법적 질의에 직접 응답할 수 있도록 모델을 학습시킨다.

4) 질의응답 시스템 연동 및 처리 구조

사용자의 질의는 입력 후 임베딩 벡터로 변환되어, 사례 문서 벡터와의 유사도 기반으로 관련 문서를 검색한다. 검색된 문서 내용은 질문과 함께 프롬프트에 삽입되어 응답 생성을 위한 언어모델의 입력으로 사용된다. 이 과정에서 문서 검색 기반의 RAG 구조와 파인튜닝 된 언어모델은 상호 보완적으로 작동하며, 한 질의응답 흐름 내에서 함께 활용된다. 법률적 판단이 요구되는 질의는 파인튜닝 모델이, 사례 기반 설명이 필요한 질의는 RAG 구조가 응답 생성을 중심으로 담당한다. 두 모델은 기능적으로 연계되어 있으며, 과실비율 예측 모델과는 독립적으로 구성된다.

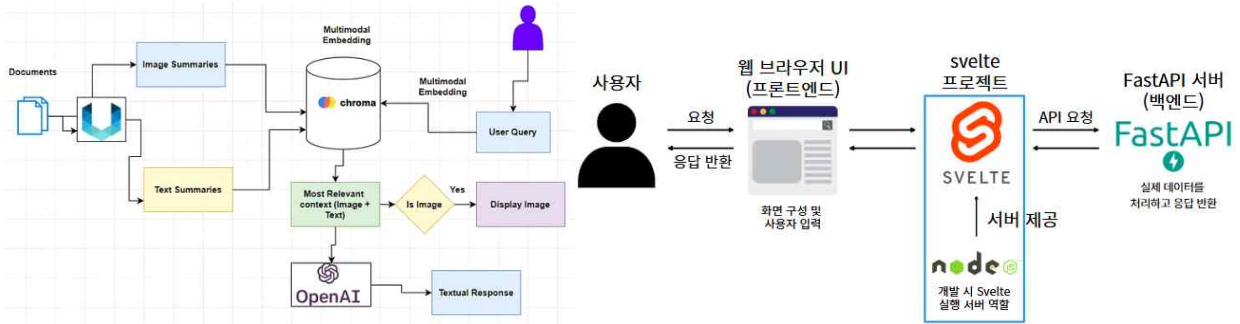
5) API 통합 및 사용자 인터페이스 구현

각 모델은 FastAPI를 통해 개별 API로 구성되며, 질문 유형 및 요청 흐름에 따라 적절한 응답 경로로 분기 처리된다. 프론트엔드는 Svelte를 기반으로 설계되며, 사고 이미지 업로드, 질문 입력, 예측 결과 및 설명 확인까지의 과정을 하나의 웹 인터페이스 상에서 통합적으로 제공할 수 있도록 구현된

다.

6) 연속 대화 흐름 및 데이터 확장 처리

대화형 인터페이스 구현을 위해 Chat History 기반 메모리 구조를 적용하여, 사용자의 연속된 질의에서도 문맥을 고려한 응답 생성을 지원한다. 또한, 새로운 사례 문서나 법령 조항이 추가될 경우를 대비해 문서 수집 → 전처리 → 임베딩 → 벡터 DB 반영까지의 파이프라인을 자동화하여 시스템 유지 보수 및 확장성을 확보한다.



팀원 성명	소속	담당 업무
김민정	AI학과	웹 인터페이스 설계 및 구현(Svelte), FastAPI 연동, 실시간 응답 시스템 개발, 시스템 통합, 보고서 작성
김영준	AI학과	교통사고 영상 데이터 전처리, 예측 모델 입력 구성, 과실비율 예측 모델 설계 및 학습, 성능 검증 및 분석, 파인튜닝 수행 협업, 보고서 작성
박인혜	AI학과	문서 데이터(심의사례집, 교통법 등) 전처리, 과실비율 예측 모델 설계 협업, 질의응답 시스템 설계 및 구현(RAG · 파인튜닝), 벡터 DB 구축, 보고서 작성

4. 도전 과제 추진일정

주차	활동 목표	활동 내용	투입 시간
1주차	프로젝트 기획과 기술스택 및 모델 분석	- Svelte 및 node.js에 대한 개념 공부 - 멀티모달 RAG 구조 분석 및 기술적 한계 검토	5시간
2주차	기술스택 및 모델 분석2	- Svelte 기초 실습 - 과실비율 예측 및 설명형 질의응답 시스템 구조 분석 및 모델 스터디 진행	5시간
3주차	데이터 소스 확보 및 분석	- FastAPI 호출 및 배포 개념 학습 - 교통사고 영상데이터 수집 및 데이터 구조 및 라벨링 형식 확인 - 법령정보센터 및 과실비율 정보포털에서 활용 가능한 사고 사례 및 법률 문서 수집	6시간
4주차	프로젝트 관련 모델 실습	- DB(데이터 베이스) 관리 개념 학습 - Video Classification 모델들 논문 분석 및 구조 이해 후 데모 실습 진행 - 파인튜닝(Fine-tuning) 실습	6시간
5주차	데이터 전처리 및	- 관계형 데이터베이스(SQL)에 대한 실습	5시간

	DB · 도커 환경 실습	<ul style="list-style-type: none"> - Docker 및 리눅스 환경 기초 학습 - MMDetection / MMAction2 설치 및 실행 환경 준비 - Instruction 기반 파인튜닝을 위한 문서 데이터 셋 전처리 	
6주차	개발 환경 세팅, UI/UX 설계, 파인튜닝 준비	<ul style="list-style-type: none"> - Svelte 실습 내용을 응용한 UI/UX 설계 - PyTorch 개발 환경 세팅 및 도커 컨테이너 구성 - MMDetection 구조 학습 및 기본 예제 실습 - Q&A 파인튜닝 준비를 위한 코드 구조 및 실행 환경 구성 	8시간
7주차	UI 설계 보완, Object Detection 학습 준비, 파인튜닝(1)	<ul style="list-style-type: none"> - UI/UX 수정 및 추가 설계 - Object Detection 학습 파이프라인 구축 - 공식 예제 기반 config 수정 및 데이터 로딩 구조 이해 - 1차 fine-tuning: pretrained model 기반 학습 환경 구성 및 1차 fine-tuning 수행 	8시간
8주차	서버 기본 구현, Video Classification 환경 구성, 파인튜닝(2)	<ul style="list-style-type: none"> - FastAPI 서버 설계 및 기본 기능 구현(API 엔드 포인트) - Video Classification 학습 환경 구성 - MMAction2 구조 학습 및 inference 자동화 스크립트 작성 - 2차 fine-tuning: 지속 학습 및 샘플 질의응답을 통한 출력 결과 확인 	6시간
9주차	DB 및 백엔드 연동 준비, 영상 데이터 전처리 및 구성, RAG 구조 설계	<ul style="list-style-type: none"> - 데이터베이스 설계 및 FastAPI 모델 연동 - 교통사고 영상 프레임 데이터 셋 정제 및 라벨링 구조 설계 1 - Object Detection / Video Classification 학습 포맷 정비 1 - 벡터 검색 기반 RAG 시스템의 전체 아키텍처 설계 및 흐름 정의 	6시간
10주차	API 연동, 데이터 구축 및 파이프라인 구현, 문서 임베딩 수행	<ul style="list-style-type: none"> - FastAPI 서버 설계 및 Svelte API 연동 - 교통사고 영상 프레임 데이터 셋 정제 및 라벨링 구조 설계 2 - Object Detection / Video Classification 학습 포맷 정비 2 - 문서 임베딩 수행 및 벡터 기반 벡터 데이터베이스 구축 	6시간
11주차	예측 모델 학습, 질의응답 시스템 통합 구현	<ul style="list-style-type: none"> - 기능 확장 및 데이터 동기화 구현 - Object Detection 학습 및 전처리 실험 (augmentation, 하이퍼파라미터 등) - Video Classification용 클립 데이터 셋 구성 시작 - 사용자 입력 처리부터 유사 문서 검색 및 응답 생성을 포함한 RAG 파이프라인 구현 	6시간
12주차	API 전체 통합 및 점검,	<ul style="list-style-type: none"> - FastAPI와 Svelte의 전체 기능 점검 및 통합 테스트 	6시간

	데이터 보완 및 응답 품질 개선, 기능 점검	스트 - Video Classification 학습 및 평가 - 실사용 시나리오 기반 응답 품질 점검 및 검색 정확도 향상을 위한 조정	
13주차	앱 성능 개선, 예측모델 통합 설계, RAG+파인튜닝 통합 설계	- Object Detection 및 Video Classification 결과 통합 구조 설계 - 사용자(팀원 및 주변 지인들) 피드백 반영 및 UI/UX 개선 - 파인튜닝 모델과 RAG 시스템의 연동을 통한 통합 응답 구조 구축	6시간
14주차	사용자 피드백 반영 및 UI 개선	- 사용자 테스트를 통한 피드백 반영 - UI/UX 개선 - 기능 개선 및 유지보수	4시간
15주차	프로젝트 완료 및 문서화	- 최종 점검 및 테스트 - 결과 문서화 및 시연 준비	4시간

5. 활동 지원비 상세 내역

활동 지원비 신청내역		
항 목	산출근거	금액(원)
학술대회 참가	학술대회 참가비	300,000
학술대회 항공권	항공권 구매비	400,000
API 구독료	챗 GPT 4o 사용료	300,000
교통비	교통비	100,000
회의비	회의비	300,000
자료구입비	자료구입비	100,000
합계(원)		1,500,000

6. 과제 수행 후 제출할 수 있는 결과물



● 팀 공통 결과물

본 시스템은 교통사고 영상 데이터를 분석하여 과실비율을 수치로 예측하고, 관련 법률 및 유사 사례 정보를 자연어로 제공하는 두 개의 기능으로 구성되어 있다.

예측 모델은 사고 영상을 프레임 단위 이미지로 변환하여 차량 위치, 방향 등의 시각 정보를 분석하고, 이를 바탕으로 과실비율(예: 7:3, 5:5 등)을 산출한다.

질의응답 시스템은 분쟁 사례집, 도로교통법 조항 등 외부 문서를 파인튜닝 및 문서를 기반으로 사용자의 질문과 관련된 문서를 검색하고, 생성형 언어모델을 통해 응답을 생성한다.

두 시스템은 기능적으로 분리되어 있으며, 교통사고 판단 과정에서 정량적 예측과 정성적 해석을 함께 제공함으로써 사용자 이해도와 신뢰도를 높이고자 한다.

● 개인 결과물

- 김민정: Svelte와 FastAPI를 활용하여 사용자 친화적인 웹 애플리케이션을 설계하고, 예측 모델과 질의응답 시스템의 결과를 실시간으로 시각화하는 인터페이스를 구현할 예정이다. API와 연동하여 질의응답 기능을 처리하고, 사용자 피드백을 반영해 UI/UX를 개선한 내용을 보고서로 정리할 예정이다.
- 김영준: AI Hub의 교통사고 영상 데이터를 프레임 단위 이미지로 전처리하고, 사고 정보와 결합하여 과실비율 예측 모델을 설계하고 학습할 예정이다. DetectoRS, VideoMAE v2, UniFormer v2 등의 영상 처리 기반 모델 구조를 분석하고 실험에 적용하며, 다양한 사고 유형에 대한 예측 정확도를 검증하고 개선할 계획이다. 모델 학습 과정과 성능 분석 결과를 보고서로 정리할 예정이다.
- 박인혜: 교통사고 관련 문서(심의 사례집, 교통법 조항 등)를 수집하고 전처리한 후, Chroma 기반 벡터 DB를 구축하여 문서 검색 성능을 개선할 예정이다. 또한 파인튜닝도 함께 활용하여 문서 유형에 따른 응답 방식을 분리 설계하고, 연속 질의 처리를 위한 대화 메모리 구조를 구현하여 질의응답 시스템 전반을 구성할 계획이다. 마지막으로 교통사고 내 객체 탐지를 위한 모델 구조 개발에 함께 참여하여 검토하고 학습을 수행하며, 정확도 향상을 위한 결과를 분석할 예정이다.

https://www.yna.co.kr/view/AKR20220420070100002?utm_source=chatgpt.com

<https://arxiv.org/pdf/2410.02713>

<https://arxiv.org/pdf/2408.03326>

7. 결과물 활용 계획

교통사고 분석 시스템은 실제 교통사고 사례에서 피해자와 가해자 간의 과실비율을 산정하고, 이를 뒷받침하는 근거를 제공하는 데 활용될 수 있습니다. 또한, 변호사와 법률 전문가가 유사 판례와 도로교통법 조항을 효율적으로 검색하여 사건을 보다 체계적이고 정확하게 검토할 수 있도록 지원합니다. 또, 사용자 피드백을 반영하여 시스템을 개선함으로써 상용화 가능한 서비스로 발전시키고, 이를 교통사고 분석 솔루션으로 제공하여 실질적인 문제 해결과 효율적인 사고 분석에 기여할 수 있습니다.