# Al Engineer 포트폴리오 - 김상겸

검색 시스템 구축 경험을 바탕으로, LLM과 RAG 기술을 학습하고 응용하는 프로젝트를 수행해 왔습니다. 새로운 기술을 도입하여 서비스의 사용자 경험을 실질적으로 개선하는 일에 보람을 느낍니다. 문제를 분석하고 기술적 해결책을 설계해 개선하는 데 강점을 가지고 있습니다.

Birthday: 1992.10.30

Email: vhf1030@naver.com

Mobile: 010-9212-0252

Address: 서울특별시 관악구 인헌6길 8 GitHub: <a href="https://github.com/vhf1030">https://github.com/vhf1030</a>

# 기술 스택

언어 Python, R, Shell, Go, SQL

ML / DL PyTorch, scikit-learn, LightGBM, XGBoost, YOLO, LLaVA, E5

LLM / RAG LangChain, ChromaDB, FAISS, SBERT, OpenAI, Ollama, Gemma, Llama

데이터 Filebeat, Logstash, Kibana, pandas, numpy, matplotlib, seaborn

백엔드 FastAPI, Django, Elasticsearch, MySQL, Streamlit, WebSocket

운영 / 협업 Docker, Airflow, Grafana, Ray, AWS, Linux, Git, Notion

# 프로젝트 목차

1.	LangChain RAG 기반 건설사고 재발방지 대책 모델	— p.2
	Python, RAG, LangChain, ChromaDB, SBERT, Ollama	
2.	KOMI – pose estimation을 활용한 자세 분석 기반 재활 코칭 서비스	— р.4
	Python, FastAPI, Streamlit, WebSocket, OpenCV, YOLO, OpenAI	
3.	DeepDiary – LLM 기반 감정 일기 생성 챗봇	— p.6
	Python, FastAPI, Streamlit, PyTorch, kobert, LLaVA, E5, Gemini API	
4.	Pisces - ML 기반 수산시장 가격 예측	— p.8
	Python, Django, pandas, scikit-learn, LightGBM	

# LangChain RAG 기반 건설사고 재발방지 대책 모델

GitHub: <a href="https://github.com/vhf1030/construction-accident-prevention">https://github.com/vhf1030/construction-accident-prevention</a>

## 프로젝트 개요

• 한줄설명:

건설 현장 사고 데이터를 기반으로 유사 사고에 대한 재발 방지 대책과 대응 방안을 자동 생성하는 로컬 기반 RAG 질의응답 시스템 개발

● 프로젝트 배경:

건설사고는 반복되는 유형이 많고 사고 발생 시마다 즉각적인 조치가 요구되지만, 상황에 따라 적절한 대응 방안을 수립하는 데 많은 시간과 전문성이 필요합니다. 본 프로젝트는 과거 사고 데이터를 활용하여 AI가 상황별로 재발 방지 대책과 향후 조치 방안을 자동으로 제시할 수 있도록 RAG구조 기반 시스템을 구축하는 것을 목표로 했습니다.

- 유형: 공모전 한솔데코 건설안전 시즌3 (김상겸, 김지민, 이장헌, 이진규, 정재식)
- 역할:
  - 텍스트 기반 사고 분석(EDA) 및 프롬프트 설계
  - 문서 기반 RAG 구조 설계 및 질의응답 시스템 개발
  - 벡터 임베딩 및 검색 파이프라인 구축
  - 문장 단위 검색 및 문맥 복원 로직 설계
  - LLM기반 응답 시스템 설계
  - 로컬 LLM 서빙 환경(Ollama) 설정 및 연동
- 진행 기간: 2025.03.10 ~ 2025.03.28
- 기술 스택: Python, pandas, RAG, LangChain, ChromaDB, SBERT, Ollama

#### 프로젝트 진행 단계

- 1. 문제 정의 및 사고 구조 분석
- 2. PDF 파싱 및 텍스트 전처리
- 3. 텍스트 기반 사고 유형 EDA
- 4. 문장 단위 분할 및 메타데이터 설계
- 5. 임베딩 생성 및 ChromaDB 저장
- 6. Retriever 및 RAG 질의응답 시스템 개발
- 7. LLM 모델 연동 및 테스트

#### 프로젝트 세부 과정

• 데이터 파싱 및 전처리

- PDF는 문단 단위로 분리 후 문장 단위로 재구성하고, 각 문장에 문단 정보를 포함하는 메타데이터 부여
- CSV는 사고 유형, 사고 객체, 사고 원인 등 주요 항목을 활용해 질문-답변 형태로 전환
- 최종적으로 RAG 응답에 최적화된 형태로 데이터 가공

## • 텍스트 기반 EDA

- 사고 원인, 공정, 사고 객체 간 관계 분석
- 자주 발생하는 사고 패턴과 사고-공종 매핑 파악
- 분석 결과를 바탕으로 프롬프트 구성에 필요한 표현 방식 및 키워드 추출

#### • RAG 시스템 구성

- 문장 단위 임베딩을 생성하고, 검색 시 문장 유사도를 기준으로 상위 문단을 복원하는 방식의 계층적 검색 구조 설계
- 벡터 임베딩 결과는 ChromaDB에 저장
- LangChain을 통해 검색된 문맥을 LLM 입력으로 활용하여 응답 생성
- LLM은 Gemma-3b 및 Llama-VARCO-8B-Instruct를 선택적으로 연동하며, Ollama 기반 로컬 서빙을 통해 모델 추론

# 프로젝트 결과

- 문장 단위 검색 기반 RAG 구조를 직접 설계하고, 실제 적용 가능한 응답 시스템으로 구현
- 로컬 LLM(Gemma-3b, Llama-VARCO)과의 안정적인 연동을 통해 외부 API 없이 독립 실행
- 사고 데이터 기반의 프롬프트 템플릿 설계 및 QA 시스템으로 확장 가능성 확인

# 프로젝트 회고

#### ● 잘한 점

- 문장 단위 유사도 계산과 문단 복원을 결합한 계층적 검색 로직을 직접 설계하여 검색 정확도 및 응답 품질 향상
- Ollama 기반 로컬 LLM 서빙을 통해 외부 API에 의존없이 독립 실행 가능한 구조 구현
- 도메인 특화 텍스트 구조에 맞춘 프롬프트 설계 방식을 고안하여 실제 LLM 응답 품질 개선에 기여

#### ● 개선할점

- 계층적 검색 로직 구현 과정에서 메타데이터 설계와 매핑 기준 정립에 많은 시간이 소요됨
  → 자체 구현 진행 전 검증된 컴포넌트(ParentDocumentRetriever) 유무 확인
- 전처리 포맷 의존성과 복잡한 실행 환경으로 인해 팀 내 로직 재사용성과 협업 효율성이 낮았음 → 구조 단순화 및 정형화 필요
- 향후에는 데이터 처리 자동화 및 파이프라인 모듈화를 통해 유지보수성과 생산성을 높일 필요 있음

# KOMI - pose estimation을 활용한 자세 분석 기반 재활 코칭 서비스

GitHub: https://github.com/vhf1030/KOMI

# 프로젝트 개요

• 한줄설명:

YOLO 기반 관절 분석과 의료 특화 LLM을 활용하여 원격 진단과 맞춤형 재활 운동을 실시간으로 제공하는 AI 재활 코칭 시스템

● 프로젝트 배경:

고령화와 운동 부족으로 인한 근골격계 질환 증가에 따라 병원 방문 없이 자가 운동을 할 수 있는 원격 재활 수요가 확대되고 있습니다. KOMI는 웹캠 기반 실시간 포즈 분석과 LLM 기반 의료 지식을 결합해, 사용자에게 개인 맞춤형 운동 자세 교정과 전문적인 피드백을 제공합니다. 이를 통해 언제 어디서나 지속 가능한 재활 운동 관리를 지원하고자 합니다.

- 유형: 팀 프로젝트 (김상겸, 김형섭, 이장헌)
- 역할:
  - FastAPI 기반 서버 개발 및 WebSocket 통신 인프라 구축
  - 포즈 인식 모델(YOLO) 및 LLM 응답 모듈 통합
  - 클라이언트 WebCam 제어 모듈 및 스트리밍 처리 구현
  - Streamlit 기반 UI 구성 및 실시간 분석 결과 시각화
- 진행 기간: 2025.03.10 ~ 2025.04.02
- 소속: 프로그래밍 기반 얼라인 프로젝트 데이터/AI 트랙
- 기술 스택: Python, FastAPI, Streamlit, WebSocket, OpenCV, YOLO, OpenAI

# 프로젝트 진행 단계

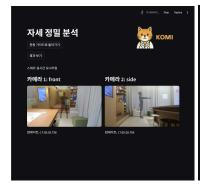
- 1. 문제 정의 및 서비스 요구사항 분석
- 2. 데이터 수집 및 처리 (운동 영상 및 텍스트 문서 기반)
- 3. 포즈 인식 모델 통합 및 실시간 추론 로직 구현
- 4. LLM 기반 피드백 생성 시스템 연동
- 5. 프론트엔드 및 UI 구성
- 6. 서버-클라이언트 통합 및 테스트

## 프로젝트 세부 과정

- 서버 및 통신 인프라 구축
  - FastAPI 기반 API 서버 구축
  - 다양한 API 엔드포인트 구현: 상태 확인, 운동 종류 요청 등
  - WebSocket 기반 스트리밍 구조 설계 → 클라이언트에서 전송되는 이미지 프레임 처리
  - YOLO를 통한 관절 좌표 추출 → 비교/계산 → LLM으로 피드백 생성 및 전달
- 클라이언트 모듈 개발 및 통합
  - OpenCV로 WebCam 제어 및 프레임 캡처
  - 포즈 분석 결과를 오버레이 처리하여 사용자에게 시각적으로 피드백 제공
  - 분석 모드/가이드 모드/녹화 모드 등 다양한 모드 전환 기능 포함
- UI 및 시각화 구성
  - Streamlit 기반 인터페이스 설계
  - 운동 선택 → 분석 → 결과 제공 → 피드백 흐름으로 구성
  - 자세 점수, 문제 부위, 텍스트 피드백 등의 결과를 직관적으로 제공
  - 세션 상태 및 이벤트 루프 처리를 통해 사용자 간 충돌 방지

#### 프로젝트 결과

- Streamlit + WebSocket 기반 MVP 완성
- 실시간 자세 인식 및 LLM 기반 피드백 서비스 연동 완료







# 프로젝트 회고

- 잘한점
  - YOLO 기반 자세 인식 모델을 실시간 서비스에 안정적으로 통합
  - LLM을 활용한 개인 맞춤 피드백 시스템 설계 및 구현
  - WebSocket 기반 스트리밍 처리와 시각화 기능 통합으로 실용적인 서비스 MVP 제공
- 개선할점
  - 의료 피드백 검증을 위한 전문가 리뷰 미흡 → 데이터 정제 및 외부 자문 필요
  - LLM의 다양성 부족 → 프롬프트 개선 및 온프레미스 대체 모델 고려
  - 사용자 세션 분리 및 인증 미비 → 확장성 있는 구조로의 개선 필요
  - WebSocket 이벤트 처리 로직 정리 및 코드 모듈화 필요 (비동기 처리 안정성 확보)

# DeepDiary - LLM 기반 감정 일기 생성 서비스

GitHub: https://github.com/vhf1030/DeepDiary

#### 프로젝트 개요

- 한줄설명:
  - 사용자의 사진과 대화를 기반으로 AI가 질문과 일기를 생성하고, 감정 분석을 통해 활동과 음악을 추천하는 대화형 일기 작성 지원 서비스
- 프로젝트 배경: 일기는 감정 관리와 스트레스 완화에 효과적이지만, 많은 사람들이 일기 작성을 어려워합니다. DeepDiary는 일기를 쉽게 작성하기 위해 사진과 대화를 입력으로 활용하고, AI가 감정을 분석하여 사용자가 자연스럽게 감정을 표현하고 콘텐츠를 생성할 수 있도록 유도합니다.
- 유형: 팀 프로젝트 (김상겸, 오인용, 이성복)
- 역할:
  - 전체 프로젝트 매니징 및 일정 관리
  - 이미지 캡셔닝 모델(LLaVA) 및 임베딩 모델(E5) 연동
  - FastAPI 서버 구현 및 AI 모델 서빙 구조 설계
  - Streamlit 기반 사용자 인터페이스 개발 및 입력 흐름 구성
- 진행 기간: 2025.02.20 ~ 2025.03.05
- 소속: 프로그래밍 기반 얼라인 프로젝트 데이터/AI 트랙
- 기술 스택: Python, FastAPI, Streamlit, PyTorch, kobert, LLaVA, E5, Gemini API

# 프로젝트 진행 단계

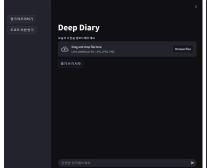
- 1. 문제 정의 및 기획
- 2. 데이터 수집 및 전처리
- 3. 멀티모달 AI 모델 개발
- 4. API 및 백엔드 구축
- 5. 프론트엔드 구현 및 서비스 연동

## 프로젝트 세부 과정

- 문제 정의 및 기획
  - 사람들이 일기 작성을 어렵게 느끼는 원인을 분석
  - 이미지 기반 입력과 자연스러운 대화를 통한 진입 장벽 감소
- AI 모델 개발
  - LLaVA 기반 이미지 캡셔닝 모델 연동: 사진을 입력받아 설명 문장을 생성
  - E5 임베딩 모델 적용: 감정 벡터를 통해 유사한 트로트 가사 추천
  - Gemini API 사용: 사용자 입력 기반 질문 유도 및 일기 요약, 감정 분석
- API 및 백엔드 개발
  - FastAPI 서버 구축
  - AI 모델 호출 및 결과 리턴 구조 설계
  - 사용자 요청 흐름에 맞춘 엔드포인트 설계
- 프론트엔드 개발
  - Streamlit 기반 웹 UI 구성
  - $\circ$  사진 업로드  $\rightarrow$  질문 응답  $\rightarrow$  일기 생성  $\rightarrow$  감정 분석  $\rightarrow$  음악 추천까지의 흐름 설계

# 프로젝트 결과

- FastAPI + Streamlit 구조로 완성된 AI 기반 감정 일기 작성 도우미 MVP 구현
- 이미지와 대화를 결합한 자연스러운 일기 작성 경험을 제공







# 프로젝트 회고

- 잘한점
  - 다양한 멀티모달 모델을 안정적으로 연동하고 실제 사용 가능한 형태로 구성
  - 감정 분석을 활용한 콘텐츠 추천까지 포함하여 기능적 완성도 확보
  - 일정 내 기획, 개발, 배포 완료
- 개선할점
  - LLM 모델을 외부 API에 의존한 점 → 온프레미스 모델 적용 필요
  - 감정 기반 추천 외에도 상품 추천, 회상 기능 등 기능 고도화 여지 있음
  - 사용자 데이터를 저장하고 지속 관리하기 위한 DB 연동 미비 → 운영 최적화를 위한 구조 보완 필요

# Pisces - ML 기반 수산시장 가격 예측

GitHub: https://github.com/vhf1030/Pisces

# 프로젝트 개요

- 한 줄 설명:
  - 머신러닝을 활용한 시장별 어종별 수산물 가격 예측 시스템
- 프로젝트 배경:
  - 수산물 시장은 계절, 기상, 환율, 수요 변동 등 다양한 외부 요인에 따라 가격 변동성이 매우 큽니다. Pisces는 머신러닝을 활용한 가격 예측 모델을 통해 향후 가격 흐름을 예측함으로써, 소비자와 유통업자에게 보다 합리적인 의사결정을 지원합니다.
- 유형: 팀 프로젝트 (김상겸, 원정환, 지서연)
- 역할:
  - 다양한 출처의 데이터 수집 및 통합
  - 결측치 처리, 원-핫 인코딩 등 전처리 수행
  - LightGBM 기반 가격 예측 모델 설계 및 튜닝
  - Django 기반 API 구축 및 서비스 연동
- 진행 기간: 2025.01.03 ~ 2025.02.04
- 소속: 프로그래밍 기반 얼라인 프로젝트 데이터/AI 트랙
- 기술 스택: Python, Django, pandas, scikit-learn, LightGBM

# 프로젝트 진행 단계

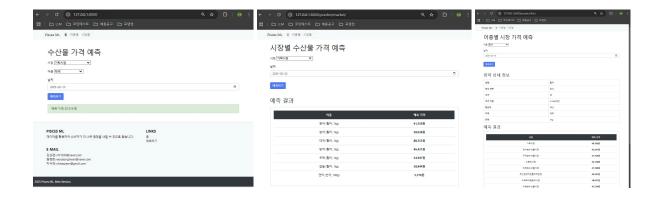
- 1. 문제 정의 및 데이터 수집
- 2. 데이터 전처리 및 탐색적 분석
- 3. 모델 개발 및 성능 검증
- 4. 인사이트 도출
- 5. 웹 서비스 구축

# 프로젝트 세부 과정

- 데이터 수집:
  - 수산물 가격(인어교주해적단), 기상 데이터(기상청), 환율(야후파이낸스), 검색 트렌드(네이버랩)
  - 일자별, 시장별, 어종별 가격 정보를 수집하여 일 단위 기준으로 통합
- 데이터 전처리 및 분석:
  - 결측치는 선형 보간법 및 평균 대체를 통해 보완
  - 범주형 변수(시장명, 어종 등)는 원-핫 인코딩 처리
  - 기온, 환율 등의 외부 변수와 가격 변동 간의 상관관계를 분석
  - Lag Feature 및 시계열 특성 반영
- 모델 개발 및 평가:
  - o Random Forest, XGBoost, LightGBM 등을 비교 실험
  - AutoML을 통해 LightGBM 모델의 하이퍼파라미터 튜닝
  - RMSE, R<sup>2</sup>를 기준으로 모델 성능 비교
  - 최종적으로 LightGBM 모델을 채택하여 시장별 예측
- 서비스 구현:
  - Django를 이용해 웹 API 서버를 구축하고 모델 연동
  - 사용자가 시장 및 어종을 선택하면 해당 날짜의 예측 결과를 응답하는 엔드포인트 구현

## 프로젝트 결과

- 학습 모델을 활용한 가격 예측 결과를 실제 API 형태로 서비스 연동
- MVP 수준의 웹 애플리케이션 구축 완료



# 프로젝트 회고

- 잘한 점:
  - 다양한 데이터 소스를 효과적으로 통합하여 예측 정확도 향상
  - 다양한 머신러닝 모델을 비교하고 AutoML을 도입해 최적의 모델 확보
  - API 형태로 완성하여 실제 서비스 구조로 구현한 점
- 한계 및 개선 방안:
  - 과도한 Lag Feature 생성으로 과적합 발생 → 피처 최적화 필요
  - 사용자 대상 인터페이스 부족 → 대시보드, 알림 기능 향후 보완
  - API 운영 자동화 미비 → 스케줄링 및 DB 연동 기반 구조 개선 필요