서비스명: Re:sort-분리배출 도우미 챗봇

서비스 개요: 일상 속에서 많은 사람들이 쓰레기를 버릴 때, 어떤 품목인지 헷갈리거나 분리배출이 애매한 경우가 많습니다. 현재까지 국내에는 쓰레기 사진을 인식해 분리배출 방법을 안내해주는 서비스가 전무하며, 대부분의 정보는 정적인 웹페이지, 플래카드 또는 PDF 자료에 의존하고 있어 사용자가실제 상황에서 겪는 복잡한 예외 상황이나 질문에 즉각적으로 대응하기 어렵습니다.

Re:sort 는 이러한 한계를 극복하고자 기획된 AI 기반 분리배출 도우미 챗봇입니다. 사용자가 버리려는 쓰레기를 사진으로 찍거나 간단한 질문을 입력하면, 이미지를 분석하여 품목을 분류하거나, 자연어 질문을 이해해 환경부 가이드라인에 따라 정확한 분리배출 방법을 안내해주는 서비스입니다.

서비스 명 및 개요

이미지 인식 기술과 한국어 자연어 처리 모델을 결합하여 보다 직관적이고 실용적인 분리배출 안내를 제공합니다. 환경부에서 제공하는 공식 분리배출 지침 PDF를 기반으로 한국 상황에 맞는 정확하고 신뢰할 수 있는 안내가 가능합니다.

- 텍스트만 입력: "깨진 유리는 어떻게 버려?"
- → 자연어 처리 기반으로 질문을 이해하고, 분리배출 가이드 문서에서 해당 품목 관련 지침을 검색한 뒤 응답 생성
- 사진만 입력: 사진 업로드 (캔)
- → 이미지 분류 모델이 해당 품목을 추론하고, 이에 해당하는 품목명을 기반으로 분리배출 지침 안내
- 텍스트 + 사진 동시 입력: 사진 업로드 (종이컵) + "이건 어떻게 버려?" → 이미지에서 품목 분류 후, 해당하는 품목명을 기반으로 분리배출 지침 안내

타겟 사용자:

- 일반 시민 (쓰레기 분리배출에 어려움을 겪는 개인)
- 지자체 환경 담당자 (민원 처리 효율화를 위한 도구 필요)
- 공동주택 관리 사무소 (거주민 대상 분리배출 안내 용도)

타겟 사용자 및 시장 분석

주요 요구사항 및 사용 목적:

- **및 시장 분석 │ •** 잘못된 분리배출로 인한 민원 및 비용 절감을 원함
 - 일반 시민 누구나 쉽게 사용할 수 있는 직관적이고 간단한 UX 요구
 - 사진 또는 짧은 설명만으로 빠르게 정확한 응답을 받고 싶음
 - 반복적인 민원 대응에 소모되는 인력 자원을 최소화하고 싶음

시장 분석 및 경쟁력:

기존 분리배출 정보는 대부분 사진 기반 분석 기능이 없고, 정적 웹페이지/PDF 또는 플래카드에 의존하고 있어 상황별 예외 처리나 사용자 질문 대응이 불가능함. 또한 기존 LLM 은 한국의 공식 분리배출 지침 PDF를 참고하지 않아 모호한 부분이 있음. 본 서비스는 이미지 인식 + 대화형 AI 기반으로 문맥을 이해하고 예외

상황까지 안내 가능한 차별화된 솔루션임.

서비스 목표:

• 쉬운 방식으로 정확한 분리배출 안내를 받을 수 있도록 지원

- 이미지와 자연어를 기반으로 환경부 지침을 자동 검색 + 응답 생성하는 RAG 챗봇 구현
- 잘못된 분리배출로 인한 환경적·경제적 손실을 줄이고 ESG 실천 유도

목표 및 기대효과

기대효과:

- 사용자 측: 사진 한 장 또는 질문 한 줄만으로도 시간 절약 + 스트레스 감소
- 조직 측: 민원 대응 시간 단축, 반복적인 환경 안내 업무 자동화
- 사회적 측면: 재활용률 증가, 쓰레기 처리 비용 절감, 환경 교육 효과, ESG 실천 기반 마련

원천데이터 소스:

- 환경부「재활용품 분리배출 가이드라인」PDF
- Al Hub 생활폐기물 이미지 데이터셋 (공공 이미지 데이터)

원천데이터 형식:

- PDF (텍스트형 문서)
- 이미지 (JPG, PNG 등)

원천데이터 처리 방법:

• 데이터 수집

- 환경부 및 공공포털에서 문서 수집 (PDF/HTML)
- Al Hub 등에서 분류된 폐기물 이미지 확보

구성 및 활용

데이터

• 데이터 처리 및 전처리

- PDF → 텍스트 변환 및 청크 분할
- 텍스트 → LangChain 문서로 변환 후 인덱싱
- 이미지 → 이미지 분류기 학습
- 질문-응답 QA Pair 구성 → LLM 응답 기반 훈련 테스트

• 활용 방식

- 텍스트 입력 시, RAG 기반 검색 후 LLM 이 자연어 응답
- 사진 업로드 시, YOLO 모델이 품목 추론 후 RAG 기반 검색 후 LLM 이 자연어 응답

텍스트+사진 입력 시, YOLO 모델을 통해 품목 추론 후 해당 정보를 바탕으로
 RAG 기반 검색을 진행, 이후 LLM 이 결합된 정보를 기반으로 자연어 응답
 #텍스트 품목과 사진 추론 품목 다를 경우

사진 추론 품목, 텍스트 품목 RAG 기반 검색 진행 후 LLM 자연어 응답 - 챗봇 형태로 실시간 응답 제공

데이터 최적화:

- Chunk Size: 2000
- Overlap: 300

벡터 데이터베이스 구축 및 임베딩:

- 벡터 DB: PineCone (LangChain 기반 문서 임베딩)
- 임베딩 모델: Upstage embedding query

Retriever 및 Reranker 구현:

- VectorStore Retriever 사용
 - 임베딩 기반 유사도 검색(Dense Retriever)
 - 하이퍼파라미터
 - k = 3: 검색 시 반환할 문서 수
 - search_type = "mmr" : 중복을 줄이는 다중 문서 검색 방식

RAG 파이프라인 설계

LLM 프롬프트 설계 및 답변 생성:

- 1. Task: QA / 챗봇
- 2. 프롬프트

```
prompt = ChatPromptTemplate.from_messages([
       "system",
       당신은 한국의 부리수거 전문가이며, 잘문의 주대에 집중해서 주어진 CONTEXT(문맥) 안에서만 답변하는 정직하고 정확한 부리배출 비서입니다.
        - CONTEXT에 없는 정보는 상상하지 마세요.
       - 잘문이 불분명하거나 contex마으로 판단이 어려우면, "주어진 문짝만으로는 알 수 없습니다."라고 정작하게 답변하세요.
- 품목별 기준은 환경부 분리배출 지점을 따르되, 지역 차이가 있는 경우 "지자체마다 다를 수 있습니다."라고 안내하세요.
       급변은 간급하고 명확하게, 종복 없이 작성하세요.
- 텍스트 질문에서 품목을 유추할 때는 문장의 **주머(무엇을 말하고 있는지)**에 주목하세요.
        - 그 그는 물로에서 요구를 꾸구를 배낸 한다. '구마(다스를 들어로 쓰고 이) '에 구마(에네.' -
타번은 *마다(E)(Markdom)** 형식으로 작성하세요.
예를 들어 '### 제목', '**강조**', '- 리스트', '1. 순서' 등 마크다운 구문을 적극적으로 활용해 **가득성 좋고 구조화된** 답변을 작성하세요.
               ### 📤 플라스틱 분리배출 가이드
               플라스틱은 **재질과 오염도에 따라 분리배출 방법**이 달라집니다.
               1. 일반적인 플라스틱 용기:
                 내용물을 비우고 헹군 후 **완전히 말리기**
               - 라벨 제거
               - 재질별로 분리하여 배출
               2. 재질별 배출:
- `PE', `PP' → **일반 플라스틱 재활용**
- `PET' → **투명 플라스틱 전용 수거함**
               3. 복합 재질:
               - 재활용 머려움
               - **지자체 규정** 확인 필요
```

r질무 요현에 따른 용단 전략1 1. 텍스트(질문)만 있는 경우 1. 녹드노(발문)면 있는 경우 - 사용자가 언급한 **주어 품목**를 정확히 파악해서 분리배출 기준을 안내하세요. - 질문이 모호하게나 '이가', '저가 같은 지시어만 있는 경우, 품목을 특징할 수 없다면 "주머진 문짝만으로는 알 수 없습니다."라고 답변하세요. - 질문에 복수의 품목이 있는 경우, 각각 분리하여 따로 설명하세요. - 표현이 일반적이거나 범위가 넓은 경우(예: "클라스틱은 어떻게 버려요?"), 대표적인 기준을 제시하면서 재질/오업도에 따라 달라질 수 있음을 명시하세요. - 사용자의 표현이 실제 재질과 다를 경우(예: "우유팩은 종이니까 종이류?"), **재질을 정확히 안내하며 오해를 정정**하세요 2. 사진만 있는 경우 - 사진 인식 결과(예: "중이팩", "코팅된 중이컵")를 기반으로 분리배출 기준을 안내하세요 - 세부 정보가 없을 경우(세척 대부, 코팅 요무 등)에는 일반적인 환경부 기준에 따라 설명하세요. - 사진 속 품목이 재활용이 불가한 복합재질, 전자제품, 대형 폐기물일 경우 그에 맞는 배출 방식을 안내하세요. 3. 사진과 절문이 함께 있는 경우 - 절문의 '이거', '저거' 등 지시어는 **사진 속 품목을 지청하는 것으로 간주**합니다. - 글문에 나타난 품락과 사진의 품목이 영화하다를 경우에는 다음과 같이 대용하세요:
- (1) **사진 속 품목 기준으로 먼저 설명**하고,
- (2) **골문 속 품목도 따로 설명**합니다.
- (3) 사용자가 품목을 흔들하고 있다면 **오해를 정정**한 후, 두 품목 모두의 올바른 분리배출 방법을 안내하세요. - 질문이 일반적이거나 행동 전제를 포함하는 경우(예: "씻지 않고 배려도 돼요?")에는 세척 여부, 분리 기준 등을 정확히 설명해 주세요. [기타 주의사항1 [기대 구국자항] - 절문 또는 사진 정보가 너무 부족하거나 불명확할 경우에는 과도한 추론 없이 답변을 유보하세요. - 외부 지식, 상상, 또는 문맥에 없는 내용을 만들어내지 마세요. - 항상 CONTEXT(문맥)에 기반하여 정직하고 정확하게 답변하세요. ("human", "{input}"), 3. 답변 생성: Upstage Solar Pro 평가방법 정량 평가: RAGAS 평가 지표 ● 텍스트 • context_precision: 0.9333 context_recall: 0.9500 • answer_relevancy: 0.5505 **RAG** • faithfulness: 0.5141 파이프라인 • semantic_similarity: 0.8864 평가 및 결과 ● 이미지 • context_precision: 0.6296 • context recall: 0.6667 answer_relevancy: 0.5733 • faithfulness: 0.6574 • semantic_similarity: 0.8687 결론: 본 프로젝트에서는 생활 폐기물 분리배출에 대한 시민들의 혼란을

결론 및 향후 발전 방향

결론: 본 프로젝트에서는 생활 폐기물 분리배출에 대한 시민들의 혼란을 해소하고, 보다 효율적인 환경 정보 제공을 목표로 이미지 기반 품목 분류 + 자연어 질의 응답이 가능한 RAG 기반 챗봇 시스템을 구축하였다.

텍스트 질의에는 환경부 가이드라인 문서를 바탕으로 RAG 기반 검색 및 LLM 응답 생성을 통해 정확하고 정직한 답변을 제공하며, 이미지 입력은 YOLO 기반 품목 추론 모델을 통해 분리배출 품목을 자동 인식하도록 구현하였다.

또한, 전체 시스템의 핵심인 RAG 파이프라인은 Upstage 임베딩 모델과 벡터데이터베이스(Pinecone)를 기반으로 구성하였으며, RAGAS 지표를 활용한 정량평가를 통해 faithfulness, answer_relevancy 등에서 의미 있는 성능을

확인하였다. 이를 통해 챗봇이 단순 정보 전달을 넘어 **신뢰 가능한 환경 교육 도우미 역할**까지 수행할 수 있음을 입증하였다.

향후 발전 방향:

- 지역별 분리배출 차이 대응)
- 음성 인식 및 멀티모달 인터페이스 확장
- Feedback 기반 정답 개선 루프 도입
- 데이터 추가 수집 및 업데이트