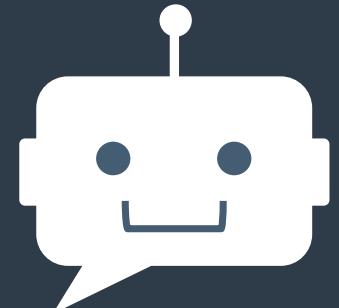




AI 6기 3팀 중급 프로젝트 입찰메이트 AI Chatbot



박상진, 김나연, 서유종, 안호성, 장우정

목차

a table of contents

- 1** 프로젝트 목적
- 2** 파이프라인
- 3** 테스트
- 4** RAG 시스템 설계
- 5** TTS 시스템 설계
- 6** SQLite 시스템 설계
- 7** 결과 및 기대 효과



1 프로젝트 개발 배경 및 목적

RFP 분석의 접근성을 극대화한 **입찰메이트AI** 구현



개발 배경

Problem

복잡한 RFP 분석의 어려움: 방대한 기업/정부 제안요청서(RFP)에서 핵심 정보를 신속하게 파악하기 어려움



핵심 솔루션

Solution

- 직관적 접근성 (Conversational UI): 복잡한 검색 조건 설정 없이 자연어 대화만으로 쉽게 RFP 정보 탐색 가능
- 핵심 정보 파악 (Hybrid Retrieval): 키워드 검색과 벡터 검색을 결합하여 문맥과 수치적 정보 확보
- 사용성 개선 (Streaming Text): 실시간 음성 합성 기술을 통해 시각적 피로도 해소, 멀티태스킹 지원



프로젝트 목표

Goal

복잡한 입찰 공고의 분석 시간 단축 및 업무 효율성 증대

2 파이프라인



2 문서 파싱 과정

원본 데이터

- HWP 96건
- PDF 4건

>>

HWP → PDF변환

전체 문서를
PDF 단일 포맷으로 통
일

>>

PDF → MD 변환

표, 그림도 추출하기
위해
.txt 가 아닌 .md 파일
로 텍스트 추출

>>

표, 그림 추출

VLM 을 활용하여 표,
그림을 추출
페이지에 형식에 맞게
삽입

```
<!-- tables: start page 24 -->
**[표] 아시아프로젝트마켓(apm.biff.kr) 국/영 문언**
| 사이트 | 1차 메뉴 | 2차 메뉴 | 3차 메뉴 |
|---|---|---|
| 아시아프로젝트마켓 | 아시아프로젝트마켓 | 소개<br>참가안내<br>스폰서&어워드<br>파트너<br>연락처 | 소개<br>결산 |
| | 프로젝트 접수 | 2023 모집요강<br>자주하는 질문 |
| | 2023 프로젝트 | 2023 프로젝트 | 기요 |
| | 역대프로젝트 | 역대 프로젝트 (1998~2022 프로젝트)<br>완성작 | 선정프로젝트 |
| | 뉴스 | 풀지사항<br>프로간담회 |
| | 뉴스 | 풀지사항<br>프로간담회 |

**[표] Asian Film Academy (afa.biff.kr) 국/영 문언**
| 사이트 | 1차 메뉴 | 2차 메뉴 |
|---|---|---|
| Asian Film Academy (아시아이브) | 아시아영화아카데미 | 소개<br>정책기금<br>주최 및 파트너 |
| | AFA2019 | 프로그램<br>멘토<br>감사진<br>2019 참가자<br>일정표<br>포토갤러리<br>행사 장소 |
| | 아카이브 | 출연설정보(2005~2019)<br>졸업작품<br>포토 갤러리 |
| | 뉴스 | 풀지사항 |

<!-- tables: end page 24 -->
```

페이지 형식

표의 시작

(<!--tables:startpage1-->

| | | |
|--|--|--|
| | | |
| | | |

페이지 구분

(<!--page:1-->

표의 끝

(<!--tables:end page1-->

3 테스트 과정

STEP 1

Parsing :

VLM 기반 이미지-텍스트 멀티모달 추출 비교 테스트

>>

STEP 2

Chunkig , Embedding :

VLM 모델 2가지 , 팀원별 청킹 , 임베딩 모델 3가지 정량 평가

>>

STEP 3

Parameter:

Grid Search 을 이용하여 Chunk Size, K 값 비교

>>

STEP 4

RAG:

3단계 품질 테스트

- A. Dense Chrmoa MMR($k=5$)
- B. Dense + Rerank Chrmoa -> Reranker로 재정렬
- C. Hybrid Dense 0.6+ BM25 0.4

3 비교 테스트 : Parising

VLM 기반의 이미지-텍스트 멀티모달 추출 구현 테스트

Q. “자료전송시스템 고도화의 주관기관과 담당 소속 전화번호를 알려줘”

| | |
|------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 사업명 | 대용량 자료전송시스템 고도화 |
| 주관기관 |  국방과학연구소 AGENCY FOR DEFENSE DEVELOPMENT |

2024. 07.

| 담당 | 소속 | Tel. |
|----|--------------|--------------|
| 계약 | 재무실 내자팀 | 042-821-3827 |
| 실무 | 정보화기술실 정보보호팀 | 042-821-2461 |

▲원본 pdf 파일

자료전송시스템 고도화의 주관기관과 담당 소속 전화번호를 알려줘

문서에 주관기관에 대한 내용은 없습니다. 다만 발주기관은 국방과학연구소로 기재되어 있습니다.

계약 담당은 재무실 내자팀이며 전화번호는 042-821-3827입니다. 실무 담당은 정보화기술실 정보보호팀이며 전화번호는 042-821-2461입니다.

▲ 텍스트만 추출 -> 전화번호는 찾아내지만 정보가 왜곡

자료전송시스템 고도화의 주관기관과 담당 소속 전화번호를 알려줘

주관기관은 국방과학연구소입니다.

담당 소속은 계약 재무실 내자팀 전화번호 042-821-3827과 정보화기술실 정보보호팀 전화번호 042-821-2461입니다.

▲ 표와 그림까지 추출 -> 정확한 정보 제공

3 테스트 과정

STEP 1

Parsing :

VLM 기반 이미지-텍스트 멀티모달 추출 비교 테스트

>>

STEP 2

Chunkig , Embedding :

VLM 모델 2가지 , 팀원별 청킹 , 임베딩 모델 3가지 정량 평가

>>

STEP 3

Parameter:

Grid Search 을 이용하여 Chunk Size, K 값 비교

>>

STEP 4

RAG:

3단계 품질 테스트

- A. Dense Chrmoa MMR($k=5$)
- B. Dense + Rerank Chrmoa -> Reranker로 재정렬
- C. Hybrid Dense 0.6+ BM25 0.4

3 비교 테스트: Parsing

팀원 별 청킹 구조 X VLM 모델(2개) X 임베딩 모델 (3개) 비교

박상진

```
def paragraph_chunking(
    text: str,
    doc_id: str,
    min_chars: int = 200,
    max_chars: int = 800,
    overlap: int = 100,
    metadata: dict = None,
) -> List[Chunk]:
    # 1. 빈 줄 기준 문단 분리
    paragraphs = [p.strip() for p in text.split("\n\n") if p.strip()]
    # 2. 짧은 문단 합치기 , 긴 문단 분리
    # 3. overlap 적용
    return go(f, seed, [])
```

특징: 외부 의존성 없는 적응형 청킹

김나연

```
# Context Enrichment
enriched_content = f"""[[사업 개요]]
사업명: {metadata['title']}
발주기관: {metadata['agency']}
공고번호: {metadata['notice_id']}]

[[본문]]
{content}"""

# RecursiveCharacterTextSplitter
text_splitter = RecursiveCharacterTextSplitter(
    chunk_size=1000,
    chunk_overlap=200,
    separators=["\n\n", "\n", ". ", " ", ""]
```

특징: 메타데이터 주입으로 문맥 보존

서유종

```
from langchain_experimental.text_splitter import SemanticChunker

embeddings = HuggingFaceEmbeddings(model_name="jhgan/ko-sroberta-multitask")

text_splitter = SemanticChunker(
    embeddings,
    breakpoint_threshold_type="percentile"
)
```

**특징: 임베딩 기반 의미 분석,
문장 중간 끊김 없이 분할**

안호성

```
from langchain_text_splitters import RecursiveCharacterTextSplitter

splitter = RecursiveCharacterTextSplitter(
    chunk_size=chunk_size,
    chunk_overlap=overlap,
    separators=["\n\n", "\n", "¤", ". ", ".\n", "!", "?", " ", ""],
)
pieces = [c for c in splitter.split(text) if c.strip()]
```

특징: LangChain 라이브러리 사용,
재귀적 분할

장우정

```
class HierarchicalChunkerV2:
    def __init__(self, chunk_size=1000, overlap_ratio=0.2):
        self.hierarchy_patterns = [
            (1, re.compile(r"^\[I II III IV V VI VII VIII X\]+\[(\.\.\s)\]"), # Level 1
             (2, re.compile(r"^\(\d+\)[\.\.\s]\s"), # Level 2
              (3, re.compile(r"^\([가나다라마바사][\.\.\s]\)\s"), # Level 3
               )
            )
        ]
        self.table_detector = TableDetector()
```

특징: 로마숫자, 가나다 한글 분할,
테이블 감지

3 비교 테스트 : Dataset

데이터셋 분포 및 실제 질문

Dataset1.json

총 질문 : 40개

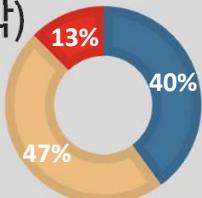
특징 : 기술 요건 중심
(예산, 일정, 규격 등 정량적
이터)

Dataset2.json

총 질문 : 40개

카테고리 : 업무 범위 중심
(과업 내용, 제안 요청 사항
등 문맥 파악)

비슷한 난이도



■ Easy ■ Medium ■ Hard

EASY

부산국제영화제(BIFF) & ACFM 온라인서비스 재개발 사업의 총 예산은 얼마인가요?

고려대학교 차세대 사업은 다년 사업인가요 단년 사업인가요?

Medium

KUSF 사업의 추진 배경이 된 스포츠혁신위원회의 권고문 발표 날짜는 언제인가요?

인천공항운영서비스에서 기존에 사용하던 ERP 패키지의 명칭은 무엇인가요?

HARD

예술경영지원센터 컨설팅 사업 추진의 근거가 되는 법률은 무엇인가요?

한국한의학연구원 시스템에서 연구계획 관리를 위해 등록해야 하는 기술완성수준 지표 3가지는 무엇인가요?

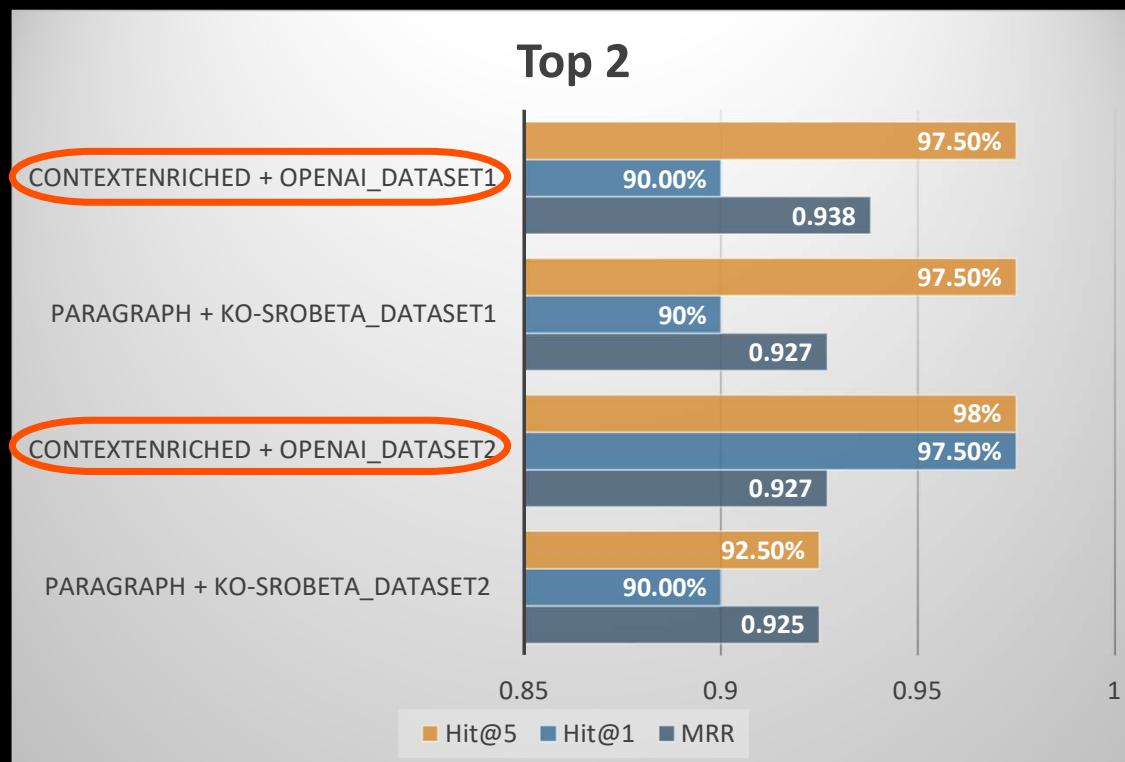
3 비교 테스트 : Chunking, Embedding

VLM 파싱 모델 : QWEN3 vs OpenAI GPT-5

임베딩 모델 : ko-srobeta vs openAI vs MiniLM

| 팀원별 청킹 방법 | QWEN3 청크 수 | OpenAI 청크 수 | 변화율 |
|-----------------------|------------|-------------|-------|
| 박상진 - Paragraph | 11,764 | 11,332 | -3.7% |
| 김나연 - ContextEnriched | 8,622 | 9,248 | +7.3% |
| 서유종 - Semantic | 8,622 | 8,246 | -4.4% |
| 안호성 - Recursive | 8,622 | 9,248 | +7.3% |
| 장우정 - Hierarchical | 8,622 | 9,437 | +9.5% |

OpenAI 파싱이 7~9% 더 많은 청크 생성
-> 텍스트 추출 품질이 더 세밀하다고 판단



가장 안정적인
ContextEnriched + openAI 으로 결정

3 테스트 과정

STEP 1

Parsing :

VLM 기반 이미지-텍스트 멀티모달 추출 비교 테스트

>>

STEP 2

Chunkig , Embedding :

VLM 모델 2가지 , 팀원별 청킹 , 임베딩 모델 3가지 정량 평가

>>

STEP 3

Parameter:

Grid Search 을 이용하여 Chunk Size, K 값 비교

>>

STEP 4

RAG:

3단계 품질 테스트

- A. Dense Chrmoa MMR($k=5$)
- B. Dense + Rerank Chrmoa -> Reranker로 재정렬
- C. Hybrid Dense 0.6+ BM25 0.4

3 비교 테스트 : Parameter

청킹 사이즈와 K 값을 비교하여 Recall 값 비교
데이터셋: data/dataset1.json, dataset2.json

| Chunk_size K | 400 | 700 | 900 | 1200 |
|-----------------|-------|-------|-------|-------|
| 3 | 52.1% | 58.3% | 54.8% | 49.6% |
| 5 | 56.0% | 67.0% | 60.0% | 60.4% |
| 7 | 60.0% | 71.7% | 68.0% | 66.5% |
| 10 | 67.0% | 72.7% | 70.5% | 71.4% |

Keyword Recall 조합: chunk_size= 700, k=10

Keyword Recall = 72.7%

Hit Rate = 92.5%

QA 포맷 예시

| | |
|-------------------|-------------------------------------------------|
| 필드 | 예시(q001) |
| QID (문항 식별) | q001 |
| Question (검색 질의) | 부산국제영화제(BIFF) & ACFM 온라인서비스 재개발 사업의 총 예산은 얼마인가? |
| Gold(source_docs) | (사)부산국제영화제_2024년.. |
| Gold (chunk_id) | …:chunk1 |
| Gold (answer) | 총 사업예산은 금 243,000,000 원(부가세포함) 입니다. |
| Relevant_keywords | ["243,000,000", "예산", "부과세"] |
| difficulty | Easy |

3 테스트 과정

STEP 1

Parsing :

VLM 기반 이미지-텍스트 멀티모달 추출 비교 테스트

>>

STEP 2

Chunkig , Embedding :

VLM 모델 2가지 , 팀원별 청킹 , 임베딩 모델 3가지 정량 평가

>>

STEP 3

Parameter:

Grid Search 을 이용하여 Chunk Size, K 값 비교

>>

STEP 4

RAG:

3단계 품질 테스트

- A. Dense Chroma MMR($k=5$)
- B. Dense + Rerank Chroma -> Reranker로 재정렬
- C. Hybrid Dense 0.6+ BM25 0.4

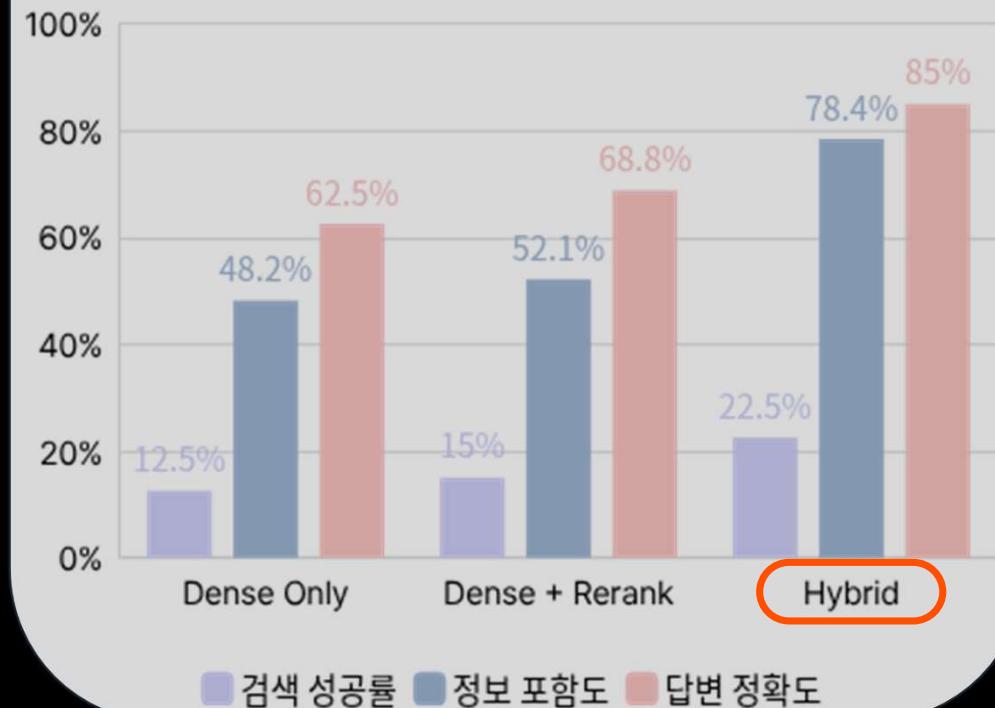
2 비교 테스트 : RAG

검색과 답변 품질 정량 측정

Dense Only vs Dense + Rerank vs Hybrid

| 평가 지표 | 설명 | 평가 대상 |
|------------------------------|---------------------------------|--------|
| Retrieval Hit Rate 검색 성공률 | 정답 소스 문서가 검색 결과(Top-K)에 포함되었는가? | 검색 정확도 |
| Keyword Recall 정보 포함도 | 기대 키워드 중 검색된 텍스트에 포함된 비율 | 정보 충분성 |
| Answer Accuracy 답변 정확도 | LLM 답변에 반드시 포함되어야 할 키워드가 있는가? | 생성 품질 |

평가 지표가 가장 높은
Hybrid 방식 채택



3 RAG 시스템 설계

STEP 1

하이브리드
리트리버

- (1) Chroma Dense
- (2) Ensemble

>>

STEP 2

LCEL 체인 조립 ·
Retrieval →
Generation

>>

STEP 3

LLM 프롬프트
엔지니어링

>>

STEP 4

실시간 TTS 처리

3 하이브리드 리트리버 - (1) Chroma Dense

```
53 embeddings = OpenAIEmbeddings(model="text-embedding-3-small")
54
55 if not os.path.exists(DB_PATH):
56     print(f"오류: DB 경로({DB_PATH})가 존재하지 않습니다.")
57     sys.exit()
58
59 # [1] Dense Retriever (Chroma)
60 vectorstore = Chroma(
61     persist_directory=DB_PATH,
62     embedding_function=embeddings,
63     collection_name="bid_rfp_collection"
64 )
65
66 dense_retriever = vectorstore.as_retriever(
67     search_type="mmr",
68     search_kwargs={"k": 5, "fetch_k": 20} # 하이브리드를 위해 k값 약간 조정
69 )
```

Point 01. 임베딩 모델 정의

`text-embedding-3-small` 모델을 사용하여 자연어 텍스트를 고차원 벡터로 변환합니다. 성능 대비 비용 효율이 우수합니다.

Point 02. chroma DB 로드

로컬 스토리지에 지속화된 (Persisted) 벡터 데이터를 로드합니다. `bid_rfp_collection`에서 문서 덩어리(Chunk)를 조회합니다.

Point 03. MMR 검색 전략

단순 유사도 검색이 아닌 [MMR\(Maximal Marginal Relevance\)](#)을 적용하여, 유사하면서도 내용이 겹치지 않는 다양한 문서를 회수합니다.

3 하이브리드 리트리버 - (2) Ensemble

```
71 # [2] Sparse Retriever (BM25)
72 print("BM25 인덱스 생성 중... (데이터 로드)")
73 try:
74     # DB에 저장된 모든 문서를 가져와서 BM25 인덱스를 만듭니다.
75     raw_docs = vectorstore.get()
76     docs = []
77     for i in range(len(raw_docs['ids'])):
78         if raw_docs['documents'][i]:
79             docs.append(Document(
80                 page_content=raw_docs['documents'][i],
81                 metadata=raw_docs['metadatas'][i] if raw_docs['metadatas'] else {}
82             ))
83
84     if not docs:
85         print("오류: DB에 문서가 비어 있습니다.")
86         sys.exit()
87
88     sparse_retriever = BM25Retriever.from_documents(docs)
89     sparse_retriever.k = 5 # 키워드 매칭 문서 5개
90     print("BM25 인덱스 생성 완료")
91
92 except Exception as e:
93     print(f"BM25 초기화 실패: {e}")
94     sys.exit()
95
96 # [3] Ensemble Retriever (Hybrid) - 결합
97 ensemble_retriever = EnsembleRetriever(
98     retrievers=[dense_retriever, sparse_retriever],
99     weights=[0.6, 0.4] # Dense(의미) 60%, Sparse(키워드) 40% 비중
100 )
```

Point 01. 키워드 매칭 보완(BM25)

Dense Retriever가 놓치기 쉬운 고유명사, 숫자, 정확한 용어를 BM25 알고리즘(TF-IDF 개선판)으로 보완하여 검색 정확도를 높입니다.

Point 02. 메모리 내 인덱싱

Chroma DB에 저장된 텍스트 데이터를 로드하여 BM25용 역색인(Inverted Index)을 실시간으로 구축합니다. Document 객체로 변환이 필수적입니다.

Point 03. 양상을 가중치 튜닝

Dense(의미)와 Sparse(키워드)의 비중을 0.6:0.4로 설정하여, 문맥적 이해를 우선하되 키워드 정확성도 놓치지 않도록 균형을 맞춥니다.

3 RAG 시스템 설계

STEP 1

하이브리드
리트리버

- (1) Chroma Dense
- (2) Ensemble

>>

STEP 2

LCEL 체인 조립 ·
Retrieval →
Generation

>>

STEP 3

LLM 프롬프트
엔지니어링

>>

STEP 4

실시간 TTS 처리

3 LCEL 체인 조립 · Retrieval → Generation

```
180 # (2) 전체 RAG 체인 구성
181 # 변경점: retriever -> ensemble_retriever로 교체
182 setup_and_retrieval = RunnableParallel(
183     {
184         "context": contextualized_question | ensemble_retriever,
185         "input": lambda x: x["input"],
186         "chat_history": lambda x: x["chat_history"],
187     }
188 )
189
190 def format_context_for_prompt(input_dict):
191     return {
192         "context": format_docs(input_dict["context"]),
193         "input": input_dict["input"],
194         "chat_history": input_dict["chat_history"]
195     }
196
197 # 최종 체인: 검색 -> 포맷팅 -> 답변생성 -> 파싱
198 rag_chain = setup_and_retrieval.assign(
199     answer= format_context_for_prompt | qa_prompt | llm | StrOutputParser()
200 )
```

Point 01. 병렬 실행 구조

RunnableParallel을 사용하여 검색(Retrieval)과 데이터 패스 스루를 동시에 처리합니다. 하나의 `input`에서 여러 데이터를 파생시켜 컨텍스트 딕셔너리를 구성합니다.

Point 02. LCEL 파이프라인

Linux 파이프라인(`|`) 구문을 활용하여 로직의 흐름을 선언적으로 정의합니다. 데이터 포맷팅, 프롬프트 주입, LLM 호출, 파싱이 물 흐르듯 연결됩니다.

Point 03. ASSIGN을 통한 확장

assign 메서드는 이전 단계의 모든 결과(`context`, `history` 등)를 보존하면서, 새로 생성된 `answer` 키를 결과값에 추가합니다.

3 RAG 시스템 설계

STEP 1

하이브리드
리트리버

- (1) Chroma Dense
- (2) Ensemble

>>

STEP 2

LCEL 체인 조립 ·
Retrieval →
Generation

>>

STEP 3

LLM 프롬프트
엔지니어링

>>

STEP 4

실시간 TTS 처리

3 LLM 프롬프트 엔지니어링 (1)

```
102 # =====
103 # 2. LLM & 프롬프트 설정
104 # =====
105 try:
106     llm = ChatOpenAI(model=SELECTED_MODEL, temperature=0)
107 except Exception as e:
108     print(f"모델 초기화 오류: {e}")
109     sys.exit()
110
111 # 2-1. 질문 재구성 (Contextualize Query)
112 contextualize_q_system_prompt = """
113 채팅 기록과 최신 사용자 질문이 주어지면,
114 이 질문이 채팅 기록의 맥락을 참조하고 있을 경우
115 채팅 기록 없이도 이해할 수 있는 '독립적인 질문'으로 재구성하세요.
116 질문에 답하지 말고, 질문을 재구성하거나 그대로 반환하기만 하세요.
117 """
118
119 contextualize_q_prompt = ChatPromptTemplate.from_messages([
120     ("system", contextualize_q_system_prompt),
121     MessagesPlaceholder("chat_history"),
122     ("human", "{input}"),
123 ])
124
125 # 질문 재구성 체인
126 history_aware_retriever = contextualize_q_prompt | llm | StrOutputParser()
127
128 # 2-2. 답변 생성 (QA)
129 qa_system_prompt = """
130 당신은 공공 입찰(RFP) 분석 전문가 '입찰메이트'입니다.
131 아래의 [검색된 문서]를 사용하여 질문에 답변하세요.
```

Point 01. 맥락 인식 질문 재구성

"그거 예산은?"과 같은 모호한 후속 질문을 이전 대화 이력을 참고하여 "A 프로젝트의 예산은 얼마인가요?"라는 완전한 형태의 질문으로 변환합니다.

Point 02. 페르소나 및 제약조건

시스템 프롬프트에 '입찰 분석 전문가' 역할을 부여하고, "문서에 없는 내용은 답변 금지" 등의 규칙을 명시하여 환각 (Hallucination)을 방지합니다.

Point 03. 동적 이력 주입

MessagesPlaceholder를 사용하여 길이가 가변적인 대화 기록(chat_history)을 프롬프트 템플릿 내 적절한 위치에 유동적으로 삽입합니다.

3 AI 프롬프트 엔지니어링 (2)

133 규칙:

134 1. 문서를 기반으로 사실만 답변하고, 모르면 "문서에 해당 내용이 없습니다"라고 하세요.

135 2. 예산, 기간, 날짜 등 숫자를 기재하세요. (숫자 표기 규칙 참고)

136 3. 답변은 자연스러운 문장으로만 작성하세요. 목록/불릿/표는 쓰지 마세요.

137 4. 답변은 존댓말로 작성하세요.

138 5. 문장은 길지 않게 끊어 읽기 쉬운 길이로 유지하세요.

139 6. 문단은 2~3문장마다 빈 줄(개행 2개)로 구분하세요.

140 7. 괄호는 쓰지 말고, 목록/헤더/컨텍스트 인용은 문장으로 풀어 작성하세요.

141 8. 특수문자(% 등)는 한국어로 풀어서 쓰세요.

142 9. 출력은 10줄을 넘기지 않게 하세요.

143

144 영어 표기 규칙:

145 - 영어 단어는 한국어 음역으로만 표기하세요.

146 - 예: dashboard -> 대시보드, dataset -> 데이터셋, isp -> 아이에스피, system -> 시스템.

147

148 숫자 표기 규칙:

149 - 금액은 반드시 한글 화폐식으로 작성하세요.

150 - 예: 35,750,000원 -> 3천 5백 7십 5만원

151 - 날짜는 'YYYY년 MM월 DD일' 형식으로 작성하세요.

152 - 예: 2024-06-24 11:00:00 -> 2024년 6월 24일

153 - 기간은 'N개월', 'N주', 'N일' 형식으로 작성하세요.

154

155 [검색된 문서]:

156 {context}

157 """

158

159 qa_prompt = ChatPromptTemplate.from_messages([
160 ("system", qa_system_prompt),
161 MessagesPlaceholder("chat_history"),
162 ("human", "{input}"),
163])

Point 01. 맥락 인식 질문 재구성

"그거 예산은?"과 같은 모호한 후속 질문을 이전 대화 이력을 참고하여 "A 프로젝트의 예산은 얼마인가요?"라는 완전한 형태의 질문으로 변환합니다.

Point 02. 페르소나 및 제약조건

시스템 프롬프트에 '입찰 분석 전문가' 역할을 부여하고, "문서에 없는 내용은 답변 금지" 등의 규칙을 명시하여 환각(Hallucination)을 방지합니다.

Point 03. 동적 이력 주입

MessagesPlaceholder를 사용하여 길이가 가변적인 대화 기록(chat_history)을 프롬프트 템플릿 내 적절한 위치에 유동적으로 삽입합니다.

3 RAG 시스템 설계

STEP 1

하이브리드
리트리버

- (1) Chroma Dense
- (2) Ensemble

>>

STEP 2

LLM 프롬프트
엔지니어링

>>

STEP 3

LCEL 체인 조립 ·
Retrieval →
Generation

>>

STEP 4

실시간 TTS 처리

3 실시간 TTS 처리 (1)

```
206 def split_sentences_buffered(buffer: str) -> tuple[list[str], str]:
207     # 소수점 보호
208     protected = re.sub(r"(?=<\d)\.\.(?=\\d)", "<DOT>", buffer)
209
210     sentences: list[str] = []
211     buf: list[str] = []
212     i = 0
213     while i < len(protected):
214         ch = protected[i]
215         buf.append(ch)
216
217         # 문장 구두점 기준 분리
218         if ch in ".!?. ! ?":
219             sentence = "".join(buf).replace("<DOT>", ".").strip()
220             if sentence:
221                 sentences.append(sentence)
222             buf = []
223             i += 1
224             continue
225
226         # 줄바꿈/문단 경계 기준 분리
227         if ch == "\n":
228             # 연속 개행을 하나의 경계로 처리
229             while i + 1 < len(protected) and protected[i + 1] == "\n":
230                 i += 1
231                 buf.append("\n")
232             sentence = "".join(buf).replace("<DOT>", ".").strip()
233             if sentence:
234                 sentences.append(sentence)
235             buf = []
236             i += 1
237
238     remainder = "".join(buf).replace("<DOT>", ".").strip()
239     return [s for s in sentences if s], remainder
```

Point 01. 문장 단위 버퍼링

LLM의 토큰 단위 출력을 모아서 문장이 완성될 때까지 대기합니다. 마침표나 물음표 등 종결 문자가 나오면 즉시 분리하여 TTS 엔진으로 넘깁니다.

Point 02. 비동기 큐 (Queue) 처리

TTSWorker는 별도 스레드에서 동작하며 큐에 들어온 문장을 순차적으로 음성 변환합니다. 메인 루프의 텍스트 생성 속도를 저하시키지 않습니다.

Point 03. 레이턴시 최소화

전체 답변이 완성되길 기다리지 않고, 첫 문장이 완성되는 즉시 오디오 재생을 시작하여 사용자가 느끼는 대기 시간(TTFb)을 획기적으로 줄입니다.

3 실시간 TTS 처리 (2)

```
336     tts_worker = TTSTWorker(  
337         model_path=TTS_MODEL_PATH,  
338         bert_path=TTS_BERT_PATH,  
339         config_path=TTS_CONFIG_PATH,  
340         out_dir=out_dir,  
341         device="cpu",  
342         player_cmd=player_cmd,  
343         sanitize_fn=_sanitize_answer,  
344         split_fn=_split_sentences_for_tts,  
345     )  
346     tts_worker.start()  
347     _TTS_WORKER = tts_worker  
348  
349     for chunk in rag_chain.stream({"input": query, "chat_history": chat_history}):  
350         if "answer" in chunk:  
351             text = chunk["answer"]  
352             # 스트리밍 텍스트는 즉시 출력한다.  
353             print(text, end="", flush=True)  
354             full_response += text  
355             tts_buffer += text  
356  
357             sentences, tts_buffer = split_sentences_buffered(tts_buffer)  
358             for sent in sentences:  
359                 tts_worker.enqueue(sent)  
360  
361             if "context" in chunk:  
362                 source_documents = chunk["context"]  
363  
364             if tts_buffer.strip():  
365                 sentences, remainder = split_sentences_buffered(tts_buffer.strip())  
366                 for sent in sentences:  
367                     tts_worker.enqueue(sent)  
368                 if remainder:  
369                     tts_worker.enqueue(remainder)  
370  
371     tts_worker.close()
```

Point 01. 문장 단위 버퍼링

LLM의 토큰 단위 출력을 모아서 문장이 완성될 때까지 대기합니다. 마침표나 물음표 등 종결 문자가 나오면 즉시 분리하여 TTS 엔진으로 넘깁니다.

Point 02. 비동기 큐 (Queue) 처리

TTSWorker는 별도 스레드에서 동작하며 큐에 들어온 문장을 순차적으로 음성 변환합니다. 메인 루프의 텍스트 생성 속도를 저하시키지 않습니다.

Point 03. 레이턴시 최소화

전체 답변이 완성되길 기다리지 않고, 첫 문장이 완성되는 즉시 오디오 재생을 시작하여 사용자가 느끼는 대기 시간(TTFb)을 획기적으로 줄입니다.

4 TTS 시스템 설계

STEP 1

시스템 아키텍처
개요

>>

STEP 2

TTS 워커 : 비동기
처리의 핵심

>>

STEP 3

ONNX 추론
파이프라인 (7단계)

>>

STEP 4

G2P 와 BERT

4 TTS 시스템 아키텍처 개요

비동기 워커와 ONNX 추론 엔진의 게층적 통합

서비스 계층
(TTS Worker)

비동기 큐 관리
스레드 기반 병렬 처리
사용자 중단 제어

음성 생성 요청 >

< 음성 반환



추론 계층
(ONNX Engine)

BERT 특징 추출
ONNX 모델 추론
G2P 발음 변환

4 TTS 시스템 설계

STEP 1

시스템 아키텍처
개요

>>

STEP 2

TTS 워커 : 비동기
처리의 핵심

>>

STEP 3

ONNX 추론
파이프라인 (7단계)

>>

STEP 4

G2P 와 BERT

4 TTS워커:비동기 처리 핵심

Queue 와 Thread 를 통한 순서 보장 및 반응성 유지

☰ 직렬화

FIFO 큐를 통해 문장 처리 순서를 엄격히 유지하여
오디오 겹침을 방지하고 대화의 흐름을 보장합니다.

⚡ 비차단실행

별도의 워커 스레드에서 합성을 수행하여
메인 UI나 RAG 프로세스의 지연 없이 실시간 응답을 가능하게 합니다.

▢ 즉시중단

사용자의 새로운 입력 시 현재 재생 중인 프로세스를
즉시 종료하고 큐를 비워 최상의 반응성을 제공합니다.

FIFO QUEUE

PROCESSING ..

SENTENCE 02

SENTENCE 03

SENTENCE 04



WORKER THREAD

4 TTS 시스템 설계

STEP 1

시스템 아키텍처
개요

>>

STEP 2

TTS 워커 : 비동기
처리의 핵심

>>

STEP 3

ONNX 추론
파이프라인 (7단계)

>>

STEP 4

G2P 와 BERT

4 ONNX 추론 파이프라인

텍스트 정규화부터 음성 합성까지 7단계 프로세스

- 01. 텍스트 정규화** 입력 텍스트의 기호, 숫자, 약어 등을 표준 발음 형식으로 정규화(Normalize)합니다.
- 02. G2P 변환** 입력 텍스트를 발음 단위인 Phoneme 시퀀스로 변환합니다.
- 03. BERT 특징 추출** BERT ONNX 모델을 통해 문맥적 의미가 담긴 Phone-level feature를 생성합니다.
- 04. 입력 텐서 구성** Phoneme ID, Language, BERT 특징 등을 결합하여 TTS 모델 입력을 생성합니다.
- 05. TTS 모델 추론** 최적화된 ONNX 세션을 통해 텍스트 특징으로부터 최종 음성 파형을 합성합니다.
- 06. 문장 결합** 긴 문장은 구두점 기준으로 분할 합성 후 np.concatenate로 자연스럽게 이어붙입니다.
- 07. 오디오 출력** 최종 합성된 파형을 반환하거나 WAV 파일로 저장하여 재생 준비를 마칩니다.

4 TTS 시스템 설계

STEP 1

시스템 아키텍처
개요

>>

STEP 2

TTS 워커 : 비동기
처리의 핵심

>>

STEP 3

ONNX 추론
파이프라인 (7단계)

>>

STEP 4

G2P 와 BERT

4 G2P와 BERT

고품질 음성 합성을 위한 언어학적 특징 추출 **(예시음성)**

Phoneme PRONUNCIATION DATA

텍스트를 발음 단위(Phoneme)로 변환합니다.

이는 모델이 문자가 아닌 실제 발음을 이해하는 기초가 됩니다.

Word2Ph Mapping ALIGNMENT STRATEGY

단어 레벨의 BERT 토큰 특징을 Phoneme 길이로 확장하여 정렬합니다.

문맥 정보가 각 발음 단위에 정확히 매핑되도록 보장하는 핵심 과정입니다.

BERT Features CONTEXTUAL EMBEDDING

한국어 문맥 특징은 BERT 모델을 통해 전달됩니다. 이를 통해 단순 합성을 넘어 풍부한 감정과 표현력을 확보합니다.

5 SQLite 시스템 설계

Key Function

RAG 시스템을 위한
SQLite 기반
대화 기록과
피드백 관리



5

SQLite 대화 기록과 피드백 관리

데이터베이스 스키마 설계

```
CREATE TABLE IF NOT EXISTS chat_log(
    id INTEGER PRIMARY KEY AUTOINCREMENT,
    question TEXT NOT NULL,
    answer TEXT NOT NULL,
    rating INTEGER,
    created_at TEXT NOT NULL
);
```

SQL SCHEMA



Point 01. ID (Primary Key)

테이블 내 고유 행 식별자로 데이터 무결성을 보장합니다.



Point 02. Question & Answer

사용자 질문과 모델 답변을 쌍으로 저장하여 대화 맥락을 보존합니다.



Point 03. Rating (Feedback)

좋아요(1), 싫어요(-1) 피드백을 수집하여 성능 지표로 활용합니다.



Point 04. Created At

YYYY-MM-DD HH:MM:SS 형식의 타임스탬프를 기록합니다.

6 결과 및 기대효과

Goal

데이터 활용 가치 및
기대효과



6

데이터 활용 가치 및 기대효과

지속적인 RAG 성능 향상을 위한 데이터 기반 구조

- 최근 로그 20건 조회

```
SELECT question, answer, rating  
FROM chat_log  
ORDER BY id DESC  
LIMIT 20;
```

- 피드백(좋아요/싫어요)만 보기

```
SELECT rating, created_at  
FROM chat_log  
WHERE rating IS NOT NULL  
ORDER BY id DESC;
```

TERMINAL

Point 01. 성능 평가 (Evaluation)

사용자 피드백을 정량화하여 RAG 모델의 답변 정확도와 신뢰도를 객관적으로 측정합니다.



Point 02. 데이터셋 구축 (Dataset)

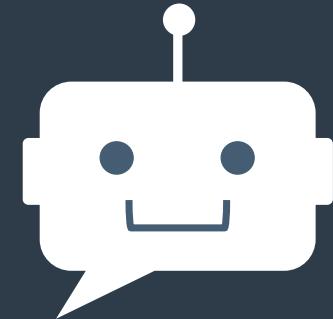
'좋아요'를 받은 양질의 답변을 선별하여 향후 GPT-4 등 강화학습을 위한 고품질 데이터셋으로 활용합니다.



Point 03. 문제 진단 (Diagnosis)

'싫어요' 로그를 분석하여 검색(Retrieval) 또는 생성(Generation) 단계의 병목 지점을 파악합니다.





감사합니다.