# 프로젝트 최종 보고서

광주 2팀 권해림,김서린,신현학,이두호

## 프로젝트 최종 보고서

서비스명: Newchats

#### 서비스 개요

- 1. 서비스가 해결하려는 문제점
- 필요한 뉴스 탐색의 비효율성: 사용자는 방대한 뉴스 속에서 자신에게 필요한 정보를 찾기 어렵고, 관심사와 무관한 기사로 인해 시간을 낭비하는 경우가 많음.
- 개인화된 추천 부족: 기존 뉴스 플랫폼은 사용자의 관심사를 충분히 반영하지 못해 맞춤형 뉴스 제공에 한계가 있음.
- 최신 정보 접근성 부족: 실시간으로 업데이트되는 최신 뉴스를 적시에 받아보기 어려운 경우가 있음.

## 서비스명 및 개 요

- 2. 제공하고자 하는 주요 기능 및 가치
- 키워드 맞춤형 뉴스 추천:

사용자의 관심사와 행동 데이터를 분석해 경제, 정치, 기술 등 다양한 카테고리의 뉴스를 개인화하여 추천.

- 실시간 최신 뉴스 제공:

외부 뉴스 API와 RAG 기술을 활용해 사용자가 요청한 주제와 관련된 최신 뉴스를 실시간으로 검색 및 제공.

- 뉴스 요약 기능:

긴 뉴스 기사를 핵심 요약하여 제공, 바쁜 사용자에게 시간을 절약하는 가치를 전 달.

- 피드백 기반 학습(openai 어시스턴트):

사용자가 뉴스에 대해 선호도를 평가하거나 관심사를 업데이트하면 이를 학습해 추천 품질을 점진적으로 향상.

#### - 타겟 사용자:

- 뉴스 소비를 자주 하는 일반 대중.
- 바쁜 일정 속에서도 간결하고 맞춤형 뉴스를 원하는 직장인.
- 특정 주제에 대한 깊이 있는 뉴스를 필요로 하는 전문가(예: 경제, 기술 분야).

#### - 예상 사용 시나리오:

#### 1. 일반 사용자:

- "오늘의 주요 뉴스 알려줘."

# 타겟 사용자 및 시장 분석

- Newchats가 사용자의 관심사에 맞춘 최신 뉴스를 추천하고 요약 제공.
- 2. 직장인 사용자:
  - "경제 뉴스를 간단히 요약해줘."
  - 경제 관련 주요 기사를 간결하게 요약해 제공.
- 3. 전문가 사용자:
  - "AI와 관련된 뉴스만 추천해줘."
  - AI 관련 최신 뉴스를 검색하고 상세 정보를 제공.

#### 서비스 목표

# - 개인화된 뉴스 소비 환경 구축: 사용자의 관심사와 필요에 맞춘 맞춤형 뉴스를 제공하여 효율적이고 편리한 뉴스 소비를 지원.

# 목표 및 기대효과

- 실시간 정보 접근성 강화: 최신 뉴스를 신속히 검색 및 제공함으로써 정보의 적 시성과 신뢰성을 보장.
- 사용자 피드백 기반 학습 강화: 대화형 인터페이스를 통해 사용자의 선호도를 지속적으로 학습, 점진적으로 품질을 개선하여 사용자 만족도 증대.
- 시간 절약 및 정보 가치 향상: 긴 뉴스를 요약하여 핵심 정보를 제공, 사용자들이 짧은 시간 안에 중요한 정보를 얻을 수 있도록 지원.

#### 기대효과

#### 1. 사용자에게 제공되는 직접적인 이점

- 뉴스 소비 시간 단축: 개인화된 추천과 뉴스 요약 기능을 통해 필요한 정보를 빠르게 파악할 수 있음.
- 높은 정보 만족도: 관심사 기반으로 뉴스를 추천받아, 사용자에게 더욱 유의미하고 흥미로운 뉴스를 제공.
- 사용자 경험 개선: 직관적이고 대화형으로 설계된 인터페이스를 통해 편리하고 몰입감 있는 뉴스 소비 가능.

#### 2. 조직/팀/사회 등 발전에 기여할 부분

- 조직의 데이터 활용 역량 강화: 사용자 행동 데이터와 관심사를 분석하여 개인화된 경험 제공, 데이터 기반 서비스 설계 역량 향상.
- 뉴스 플랫폼 혁신 기여: 기존의 뉴스 소비 방식을 개선하여, AI 기반의 차세대 뉴스 플랫폼 모델 제시.
- 사회적 가치 창출: 사람들이 중요한 뉴스를 효율적으로 소비하고, 정보 격차를 줄이며, 더욱 신뢰할 수 있는 정보 환경 구축에 기여.
- 사용자 중심 기술 발전: RAG 및 AI 기술을 활용해 사용자 맞춤형 서비스의 새로 운 기준을 제시, 타 분야 기술 응용 가능성 확대.

#### 원천 데이터 소스:

- 네이버 뉴스 검색 API : 네이버에서 제공하는 뉴스 검색 API를 사용하여 실시 간 데이터 수집
- 구글 Serp API : 구글에서 제공하는 실시간 검색 API를 사용하여 실시간 데이터 수집

### 원천 데이터 형식 : JSON 기터 구성 및

# 데이터 처리 방법:

- 데이터 수집: Api 호출 : 네이버 뉴스 검색 API 및 구글 Serp API에서 JSON 형식으로 반환되는 응답을 수집 (뉴스기사 제목, 원문, URL 등)
- 데이터 전처리 :
- json 형태로 반환되는 데이터를 ChromaDB를 활용하여 임베딩모델을 사용하기 위해 문서 내용 부분 Description을 변환 후 embedding 모델로 연관성이 높은 top-k개의 문서 추출

# 데이터 구성 및 활용

```
desc = item["description"]
title = item["title"]
link = item["link"]

doc = Document(
    page_content=desc,
    metadata={
        "title": title,
        "link": link
    }
)
```

데이터 처리 json 형식으로 반환된 데이터를 추출하여 뉴스 내용에 해당하는 Description을 ChromaDB에 저장 후 embedding model을 활용해 연관성이 높은 Top-k 개의 뉴스 기사를 추출.

#### 뉴스 요약 데이터 생성 방법:

- Embedding model 에 의해 뽑힌 3 개의 뉴스기사를 Upstage Solar LLM을 사용하여 답변 생성
- 네이버 뉴스 검색 결과가 없는 경우 구글 Serp API를 활용해 데이터 추출 후 동일한 방법으로 답변을 생성함.

```
template = """You are a friendly and knowledgeable AI assistant that helps answer
user questions using real-time news information.

- Use the provided 'Context' (top-k search results) to find relevant details.

- If the context doesn't contain enough information or you're unsure, express that
politely.

- Always explain in a clear, conversational style.

Question: {question}

Context: {context}

Now provide a helpful, concise, and chatty answer to the user's question:
"""
```

네이버 뉴스 검색 API의 경우 단어 단위로 검색만 지원하고 있습니다. 따라서 사용 자의 질문에서 키워드를 추출해야 하는데 이 경우에도 LLM이 사용되었습니다.

아래 이미지와 같은 프롬프트를 이용해 사용자의 질문에서 키워드를 추출하였습니다.

```
naver_template = (
    "Extract the most relevant single keyword from the following question "
    "to use in a search query:\n\n"
    "Question: {question}\nKeyword:"
)
```

만약 네이버 뉴스 검색 결과가 없다면 구글 Search API로 검색해야하는데 이 경우에도 검색에 맞도록 질문을 수정해야하기에 LLM을 이용하였습니다.

아래 이미지와 같은 프롬프트를 이용해 사용자의 질문이 구글 검색에 맞도록 재정의 하였습니다.

```
google_template = (
    "Refine the following question to make it suitable for a web search query:\n\n"
    "Question: {question}\nRefined Query:"
)
```

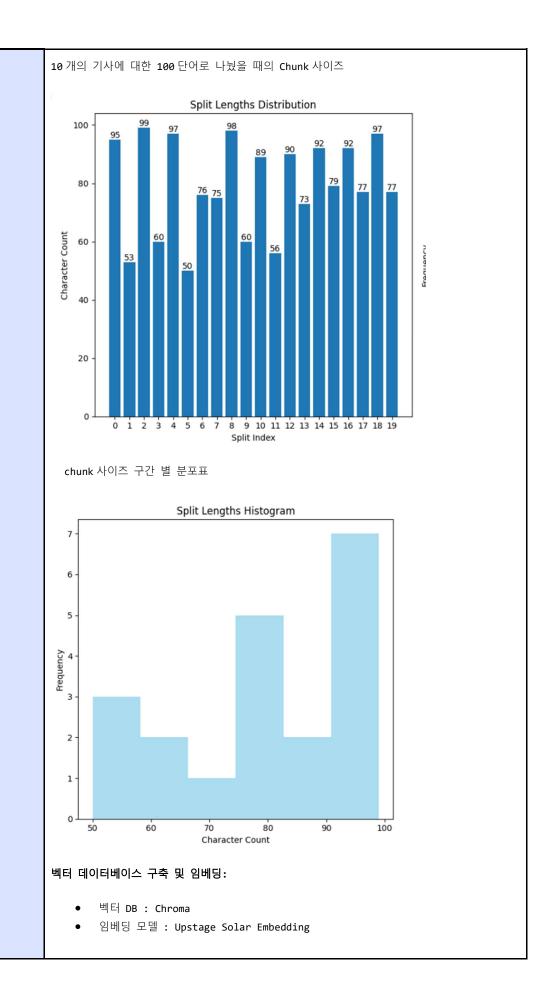
LangChain으로 직접 제작한 RAG 파이프라인 외에도 OpenAI Assistant를 이용한 RAG 구현을 선택하는 기능을 추가하였습니다.

결과적으로 사용자는 직접 개발한 RAG기반 챗봇과 OpenAI Assistant를 사용한 챗봇 중 선택하여 이용할 수 있습니다.

#### 데이터 최적화:

- Chunk Size: 100 단어
  - 뉴스 기사의 길이를 고려하여 문서를 적절한 크기로 분할. 이 크기는 문맥을 충분히 포함하면서도 모델의 입력 제한을 초과하지 않도록 설정
- Overlap: 25 단어
  - 인접 청크 간에 중복된 부분을 포함하여 문맥의 연속성을 유지. 이는 문서의 일부 내용이 청크 간 분리로 인해 의미를 잃지 않도록 보장.

#### RAG 파이프라인 설계



#### Retriever 및 Reranker 구현:

#### • Retriever

문서 임베딩을 기반으로 가장 관련성이 높은 뉴스 기사를 검색.

검색 방식: MMR(Maximal Marginal Relevance) 알고리즘.

Top-k 검색: k=3으로 설정하여 질문과 가장 연관성 높은 상위 3개의 문서를 반환.

#### • (optional) Reranker:

현재 구현에서는 retriever 만 사용하여 결과를 반환. 필요 시, 추가로 Reranker 를 통합하여 검색 결과의 우선순위를 재조정할 수 있음.

#### LLM 프롬프트 설계 및 답변 생성, 평가 :

1/ Task 정의: 뉴스 기사 데이터를 기반으로 사용자의 질문에 빠르고 정확한 답변을 제공.

#### 2/ 프롬프트 설계 :

#### 역할 정의:

너는 뉴스 요약에 특화된 인공지능 챗봇이다.

#### 목표:

주어진 뉴스 데이터를 분석하여 최신 트렌드를 빠르게 파악하고, 사용자에게 핵심 정보를 간결하고 명확하게 요약하여 제공한다.

#### 세부 요구사항:

#### 1. 뉴스 트렌드 분석:

- o 주어진 뉴스에서 핵심 주제 및 트렌드를 추출한다.
- o 주요 카테고리(예: 경제, 기술, 스포츠 등)별로 구분하여 정리한다.

#### 2. 맞춤형 추천:

- o 사용자의 관심사 또는 제공된 프로필 정보(예: 선호 주제, 관심 분야)를 기반으로 개인화된 뉴스 우선 제공.
- o 관심사 정보가 없는 경우, 대중적으로 인기 있는 주요 뉴스를 우선 보여준다.

#### 3. 요약 방식:

- o 간결하고 이해하기 쉬운 문장으로 핵심 내용을 전달한다.
- o 필요한 경우, 추가 정보를 요청하거나 세부 내용을 심화 분석한다.

#### 추가 조건:

● 출력은 사용자 친화적이고 깔끔한 형식이어야 한다.
● 모든 단계에서 최신 트렌드와 사용자 선호를 최우선으로 고려한다.
예시:
● "최근 전 세계적으로 가장 많이 언급된 뉴스는 [주제]이며, 주요 내용은 다음과 같습니다:"
• "사용자가 관심을 가질만한 뉴스로는 [주제]가 있으며, 핵심 포인트는 다음과 같습니다:"
3/ 답변 생성 모델 : Upstage Solar Pro
<b>4/ 답변 사후 평가 :</b> Upstage Groundness Check 으로 Hallucination 평가
평가방법
정량 평가 : RAGAS 평가 지표
<ul> <li>context_precision: 뉴스 기사의 주요 정보와 검색된 내용 간의 일치율 평가</li> <li>context_recall: 요청된 질문에 대해 적절한 기사를 검색해 낸 비율.</li> <li>faithfulness: 뉴스 답변이 실제 기사 내용에 기반한 비율.</li> <li>answer_relevancy: 뉴스 질문에 대한 답변의 적절성 평가.</li> </ul>
정성 평가
<ul> <li>샘플링 방식         <ul> <li>무작위로 10 개의 뉴스 기사를 선택하여 주요 질문과 답변을 평가.</li> <li>뉴스 기사는 정치, 경제, 스포츠, 기술 등 다양한 섹션에서 추출.</li> </ul> </li> <li>평가 항목         <ul> <li>정확성: 생성된 답변이 뉴스 기사 내용과 얼마나 일치하는가?</li> </ul> </li> </ul>
- 관련성: 답변이 검색된 뉴스 기사와 관련성이 있는가?
- 명확성: 답변이 명확하고 쉽게 이해되는가?
<ul> <li>평가 절차</li> <li>각 질문에 대해 생성된 답변을 매뉴얼의 실제 내용을 기준으로 비교 검토합니다.</li> <li>관련성이 낮거나 잘못된 답변은 피드백을 기록하여 개선 방안을 도출합니다.</li> </ul>
평가 결과
평가 결과 ● 정량평가 결과

#### 결론

본 프로젝트는 뉴스 기사 기반 RAG(Retrieval-Augmented Generation) 방식을 채택하여 사용자 질문에 신속하고 정확하게 답변합니다.

데이터 최적화: 문서 분할 및 Overlap 설정으로 문맥의 연속성 확보.

벡터 데이터베이스: Chroma 를 활용한 효율적인 문서 검색.

LLM 응답 생성: Upstage Solar Pro 를 통해 뉴스 데이터를 기반으로 한 사용자 친화적인 답변 제공.

### 결론 및 향후 발전 방향

평가: Hallucination 평가를 통해 신뢰성과 정확도를 보장.

이 프로젝트는 실시간 뉴스 데이터를 활용하여 빠르고 정확한 질문-답변 시스템을 구축하는데 기여했으며, 사용자 경험을 크게 향상시켰습니다.

#### 향후 발전 방향

기사의 우선도 및 선호도를 설정하여 뉴스기사 reranker 구현: 사용자가 선호하는 언론사나 기자를 선정하여 top-k 선정에 반영하는 기능 추가

글로벌 확장: 더 다양한 뉴스 출처와 언어를 지원하여 글로벌 사용자들을 위한 확장 가능성확보.

맞춤형 데이터 제공: 사용자의 관심사 및 프로필 데이터를 기반으로 한 개인화된 뉴스 추천 기능 추가.