

LLM을 사용한 AI 챗봇 연구

제출일	2024. 02.19	전공	정보컴퓨터공학부
		담당교수	김호원
	201824423		김도훈
학번	201624613	이름	하태승
	201924655		이보원

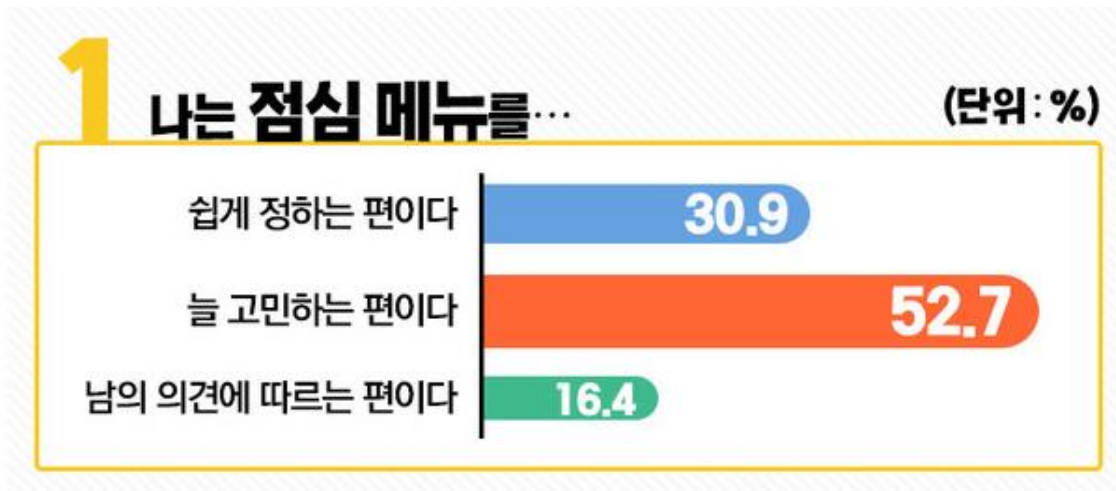
목 차

1. 과제 배경 및 목표.....	3
1.1. 과제 배경.....	3
1.2. 과제 목표.....	4
2. 기존 시스템 분석 및 문제점.....	4
3. 과제 수행 방안.....	5
3.1. 과제 내용.....	5
3.2. 모델 구성.....	6
3.3. 데이터 수집.....	7
3.4. 사용 기술 스택 및 구상도.....	7
4. 예상 문제점	8
5. 연구 방향	8
6. 개발 일정 및 역할 분담.....	9
6.1. 개발 일정.....	9
6.2. 역할 분담.....	9
7. 참고 자료	9

1. 과제 배경 및 목표

1.1. 과제 배경

현대 사회에서는 많은 사람들이 바쁜 일정과 삶의 요소들로 인해 식사를 소홀히 할 수 있다. 특히 점심은 업무 중간에 한 끼 식사를 챙기기 어렵고, 많은 사람들이 메뉴 선택에 어려움을 겪고 있다. 이로 인해 영양 균형을 유지하거나 새로운 요리를 시도하는 데 어려움을 겪는 경우가 많다. 따라서 이러한 상황에서 효과적으로 도움을 주고자 하는 측면에서 '메뉴 추천 AI 챗봇'이 유용하게 활용될 수 있다.



[그림 1] 직장인 점심메뉴 고민에 대한 리서치 | 이미지=매경헬스

메뉴 추천 AI 챗봇을 활용했을 때 얻을 수 있는 기대 효과는 아래와 같다.

- 1. 시간 절약 및 편의성:** 바쁜 업무나 일상에서 메뉴 선택에 드는 시간을 절약하고, 신속하게 맛있는 점심을 고를 수 있다.
- 2. 다양성 증진:** 챗봇을 통해 새로운 요리 및 음식을 시도하여 식사 다양성을 높일 수 있다.
- 3. 영양 균형 유지:** 챗봇은 사용자의 식습관과 영양 요구를 고려하여 균형 잡힌 식사를 제안 함으로써 건강한 식습관을 유지할 수 있도록 돕는다.

4. 맞춤형 추천: 각 사용자의 취향, 알레르기 등을 고려하여 개인 맞춤형으로 메뉴를 추천함으로써 사용자 만족도를 높일 수 있다.

1.2. 과제 목표

본 과제에서는 LLM을 이용해 메뉴 추천 AI 챗봇을 개발하여 바쁜 현대인들에게 영양균형과 개인의 취향을 고려한 적절한 식사 메뉴를 제안하여 건강하고 다양한 식사를 손쉽게 즐길 수 있는 새로운 방식의 식사 도우미로써 작용 할 수 있도록 연구한다.

2. 기존 시스템 분석 및 문제점

음식 메뉴 추천 챗봇에 대한 조사를 해본 결과, 최근 미국 대형 음식 배달앱이 인공지능 챗봇 도입을 준비하고 있음을 알 수 있었다.

미국 최대 배달앱인 도어대시(DoorDash)는 작년 8월, 고객 전화에 응답하고 추천을 제공하는 챗봇 서비스 Dash AI를 출시하였다. 이를 통해 대기 시간 없이 고객의 요구를 만족시킬 수 있도록 하고 고객이 '근처에서 저렴한 가격에 저녁 식사를 할 수 있는 식당을 추천해달라', '샐러드 만족도가 좋은 햄버거 배달 가게를 알려달라' 등의 메시지만으로 개인화된 레스토랑 추천을 받을 수 있도록 한다는 계획이다.

우버이츠(Uber Eats)도 작년 8월, 추천을 통한 주문 서비스를 제공하는 AI 챗봇을 개발 중이라고 밝혔다. 챗봇에 대한 구체적인 정보와 출시 예정일은 알려져 있지 않지만, 모바일 앱에 챗봇을 통합하는 작업을 진행중이며 사용자의 예산과 음식 선호도를 질문한 다음 주문을 도와주는 서비스를 도입할 예정이다.



한편 우리나라에서는 작년 3월 AI 기술 개발·서비스 기업인 업스테이지가 이미지 속의 텍스트를 디지털화하는 OCR 기술과 chatGPT를 결합한 아숙업(AskUp)이라는 챗봇 서비스를 출시하였다. 이미지의 텍스트를 읽고 요약하거나 음식 사진을 올리면 영양 정보를 분석하고 식단에 대한 조언도 들을 수 있고 책, 노래, 음식 메뉴 등을 추천받을 수도 있다. 그러나 하루에 던질 수 있는 질문 개수가 한정돼있고 2021년까지의 데이터로 학습된 chatGPT에 의존하므로 잘못된 정보를 제공할 수 있다.

3. 과제 수행 방안

3.1. 과제 내용

1. 사용자가 메시지를 입력하면 챗봇이 이로부터 유의미한 키워드를 추출한다.
 - 아무것도 입력하지 않거나 사용자가 '아무거나'라고 입력할 경우 랜덤으로 음식을 추천해준다.
2. 추출한 키워드를 메뉴 추천 알고리즘에 반영하여 테이블을 작성한다.
3. 사용자에게 우선순위가 높은 순으로 정보를 제공한다.
 - 사용자가 조건을 추가하여 자신의 취향을 반영할 수 있으며 이를 기준으로 다시 우선순위를 작성한다.
 - 추천한 음식이 마음에 들지 않으면 같은 조건의 다른 음식들을 추천해준다.

※이때 사전에 음식들과 특성들을 표로 정리해두고 이를 바탕으로 테이블을 생성한다. 표에는 사용자가 입력하는 특성(예: 중식, 뜨거움, 디저트 등)들을 열에 배치하여 음식이 특성을 가지고 있다면 1, 그렇지 않으면 0으로 표시한다.

예시)

	한식	뜨거움	매운	디저트	면	...
빵	0	0	0	1	0	
라면	1	1	1	0	1	
피자	0	0	0	0	0	
...						...

3.2. 모델 구성

- **KoAlpaca**

KoAlpaca는 대규모 언어 모델인 LLaMA를 파인튜닝한 모델인 Stanford의 Alpaca를 한국어 데이터로 학습시킨 파인튜닝된 모델이다. 네이버 지식인 베스트의 전체 질문을 수집하여 그것을 기반으로 ChatGPT가 데이터를 생성할 수 있도록 하였다. 기본 모델로는 LLaMA와 Polyglot-ko 모델을 사용하는데, LLaMA 모델은 한국어 데이터셋을 충분히 학습하지 않아 한국어 성능이 비교적 낮고 Polyglot-ko은 한국어 초거대 모델로서, 58억개 파라미터로 1.2테라바이트에 달하는 데이터를 학습한 모델이며 다른 한국어 모델에 비해 성능이 우수한 편이다. 대표적인 fine-tuning 방법 중 하나인 LoRA를 적용하여 파인튜닝된 모델 가중치와 코드를 공개하고 있어 컴퓨팅 리소스에 접근하기 어려운 여러 개인 개발자들에게 유용한 오픈소스 모델이다.

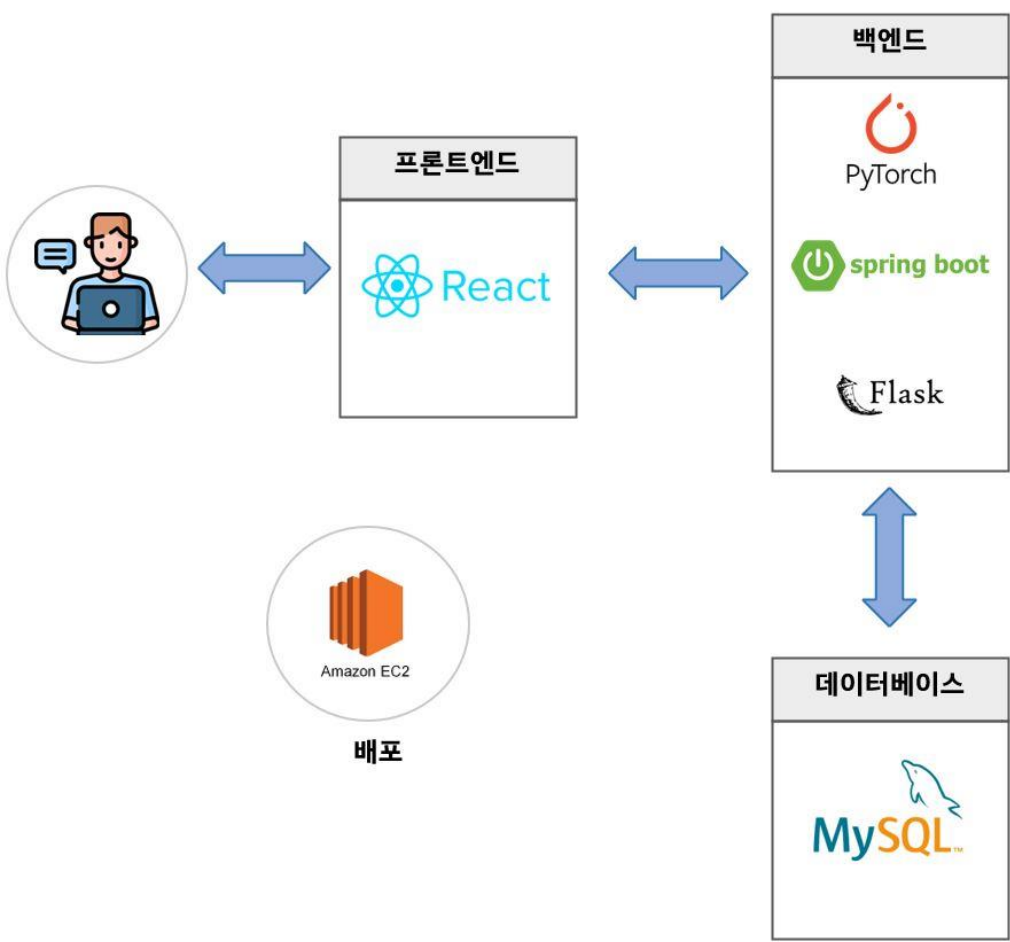
- **LoRA(Low-Rank Adaption of Large Language Models)**

마이크로소프트에서 개발한 대규모 언어 모델을 효과적으로 파인튜닝하는 기술로, 대규모의 언어 모델을 빠르고 효율적으로 사용할 수 있게 한다. 파인튜닝을 할 때 전체 파라미터를 모두 업데이트하는 것은 매우 비효율적이므로, 사전 학습된(pre-trained) 모델의 가중치는 고정시키고 저차원의 근사 행렬로 분해하여 파인튜닝시에 이 가중치들만 업데이트한다. 따라서 LoRA를 이용하면 기존 방식보다 훨씬 적은 파라미터를 업데이트하고 메모리 사용량도 줄어들게 된다.

3.3. 데이터 수집

배달의 민족이나 요기요 같은 배달 플랫폼을 활용하여 음식 정보와 특성을 모으고 구글맵, 네이버플레이스 리뷰 등을 크롤링하여 나이, 성별 등에 따른 메뉴의 선호도를 수집한다. 리뷰 크롤링에는 BeautifulSoup과 동적 크롤링이 가능한 selenium 모듈을 활용할 예정이며 이를 xml, json 같은 타입으로 저장한 뒤 파싱하여 학습에 활용할 것이다.

3.4. 사용 기술 스택 및 구상도



[그림 2] 시스템 구상도

프론트엔드	React	사용자 인터페이스 구현
-------	-------	--------------

백엔드	PyTorch	모델 구축
	Spring boot	웹 프로그램 개발, 데이터베이스 연동
	Flask	웹 API 구현
데이터베이스	MySQL	챗봇 학습 내용 저장
배포	AWS EC2	서버 배포
LLM	KoAlpaca	사용 언어 모델

4. 예상 문제점

LLM을 파인튜닝하는 과정에서 다음과 같은 문제점이 발생 할 수 있다.

먼저, 모델이 학습 데이터에 너무 맞추어져 새로운 데이터에 대한 일반화 성능이 떨어질 수 있다. 이를 방지하기 위해 충분히 다양성을 갖춘 데이터셋을 사용하고, 모델의 복잡성을 적절히 조절해야 한다.

두 번째로, 데이터셋의 품질이 떨어질 경우, 데이터 정제 및 전처리 과정을 통해 데이터셋의 품질을 향상시켜 좋은 품질의 데이터를 학습할 수 있도록 해야한다.

세 번째로, 계산 리소스의 문제이다. 대규모 언어모델의 파인튜닝은 상당한 계산 리소스를 필요로 하므로 적절한 하드웨어 및 분산 학습 기술(LoRA 등)을 활용하여 효율적인 학습을 진행해야 할 것이다.

5. 연구 방향

다양한 데이터 소스를 통합하여 메뉴의 추천뿐만 아니라, 식재료의 정보, 영양 성분, 가격 정보, 지역별 음식 문화등의 다양한 정보를 종합적으로 활용하여 더욱 풍부한 정보를 제공할 수 있도록 만드는 것을 기대해 볼 수 있다. 또한 사용자의 이전 주문 이력, 선호도, 식단 제한 사항 등을 고려하여 정확한 추천을 제공할 수 있도록 알고리즘을 개선하는 것 또한 추후 연구 방향이 될 수 있다.

6. 개발 일정 및 역할 분담

6.1. 개발 일정

2월	3월	4월	5월
데이터 수집 및 전처리	모델 파인튜닝	웹 어플리케이션 구현	테스트
착수 보고서	중간 보고서	최종 보고서	

6.2. 역할 분담

이름	역할
김도훈	학습 데이터 수집 및 전처리 LLM(KoAlpaca) 모델 구성 및 파인튜닝
하태승	학습 데이터 수집 및 전처리 백엔드 구현 및 연동
이보원	학습 데이터 수집 및 전처리 프론트엔드 구현

7. 참고 자료

1. <https://www.mkhealth.co.kr/news/articleView.html?idxno=54797>
 2. <https://github.com/Beomi/KoAlpaca?tab=readme-ov-file>
 3. <https://www.hankyung.com/article/2023080714181>
 4. <https://www.etnews.com/20230501000056>
-