

FridgeGeniusAI

딥러닝 기반 냉장고 관리 · 재료 인식 · 레시피 생성 통합 시스템

스마트콘텐츠전공_(임다솔/왕서빈)_(2023145072/2022145049)

1. 문서 목적 및 프로젝트 개요

본 문서는 FridgeGeniusAI 프로젝트에서 사용된 **AI 프롬프트 설계 전략**, **GPT 기반 레시피 생성 로직**, **ML Kit 기반 재료 인식 기능**, 그리고 이 둘을 하나의 **딥러닝 응용 시스템으로 통합한 전체 설계 구조**를 설명하기 위해 작성되었다.

본 프로젝트는 단순한 "AI API 호출 앱"이 아니라,

- 현실 세계의 **이미지 입력**
- 온디바이스 딥러닝을 통한 **재료 인식**
- 정형 데이터 기반 **위험도 계산**
- 대규모 언어 모델(GPT)을 활용한 **추론·생성**
- 사용자 행동을 유도하는 **실사용 중심 결과 출력**

까지 이어지는 **완전한 AI 파이프라인**을 구현하는 것을 목표로 한다.

2. 전체 AI 시스템 아키텍처 개요

FridgeGeniusAI의 AI 구조는 다음과 같이 **다층 구조**로 설계되었다.

[사용자 입력]

└─ 텍스트 입력 (재료 직접 등록)

└─ 날짜 입력 (유통기한)

└─ 이미지 입력 (냉장고 / 재료 사진)

↓

[1단계] ML Kit (온디바이스 딥러닝)

↓

[2단계] 로컬 데이터 정제 & 위험도 계산

↓

[3단계] GPT 프롬프트 설계 및 전송

↓

[4단계] GPT 추론 기반 레시피 생성

↓

[5단계] UI 출력 및 즐겨찾기 저장

➔ 이는 딥러닝 과목에서 매우 중요하게 보는
“입력 → 추론 → 출력 → 활용”의 완결 구조이다.

3. ML Kit 기반 재료 인식 설계 (딥러닝 인식 단계)

3.1 ML Kit 사용 배경

기존 냉장고 관리 앱의 가장 큰 문제는 **재료 입력의 번거로움**이다.

이를 해결하기 위해 본 프로젝트에서는

Google ML Kit의 **Image Labeling 기능**을 도입하였다.

- 사용자는 냉장고나 재료 사진을 촬영
- 앱은 이를 **온디바이스 딥러닝 모델**로 즉시 분석
- 네트워크 연결 없이도 기본 인식 가능

3.2 ML Kit의 딥러닝적 특성

ML Kit Image Labeling은 다음 특징을 가진다.

- 사전 학습된 CNN 기반 이미지 분류 모델
- 출력: (Label, Confidence)
- 빠른 추론 속도
- 모바일 환경 최적화

예시 출력:

Food (0.94)

Vegetable (0.82)

Meat (0.68)

3.3 ML Kit 결과의 한계 인식

ML Kit는 다음과 같은 한계를 가진다.

- 재료의 정확한 고유명사 식별 불가
 - "양파"와 "마늘" 구분이 어려움
 - 추상적 카테고리 위주 출력
- ➔ 따라서 본 프로젝트에서는 ML Kit를 '정답 모델'로 사용하지 않는다.

3.4 ML Kit의 역할 정의 (설계 철학)

ML Kit의 역할은 다음으로 엄격히 제한된다.

ML Kit =

❌ 레시피 생성

❌ 의미 추론

"재료 종류에 대한 힌트 제공"

이는 딥러닝 시스템 설계에서 중요한

모델 역할 분리 원칙(Single Responsibility Principle)을 따른 것이다.

4. 재료 데이터 구조화 및 위험도 계산 (로컬 추론 단계)

4.1 재료 데이터의 정형화

사용자 입력 및 ML Kit 결과를 통해 수집된 재료 정보는 다음과 같은 구조로 정형화된다.

- 재료 이름
- 수량

- 단위
- 유통기한 (EpochDay)
- 남은 일수
- 위험도 점수 (0~100)

이는 GPT에 전달되기 전 **완전히 구조화된 데이터**이다.

4.2 위험도 계산 알고리즘 설계

위험도 점수는 다음 기준으로 계산된다.

- 유통기한 경과 여부
- 남은 일수 구간별 점수 증가
- 최대 100점 클리핑

예:

- 이미 지난 재료 → 90~100점
 - 1~2일 남음 → 70~89점
 - 3~7일 → 40~69점
 - 8일 이상 → 0~39점
- > 이는 딥러닝 모델이 아닌
명시적 규칙 기반 로직으로 설계하여
추론의 ****설명 가능성(Explainability)****을 확보하였다.
-

5. GPT 기반 레시피 생성 설계 (딥러닝 추론·생성 단계)

5.1 GPT 도입 목적

GPT는 본 프로젝트에서 다음 역할을 수행한다.

- 재료 간 관계 추론
- 요리 가능성 판단
- 조리 순서 생성

- 자연어 기반 사용자 설명 제공

-> 즉, **고차원 추론 + 생성** 담당 모델이다.

5.2 GPT에 전달되는 입력의 특징

GPT에는 다음 정보가 함께 전달된다.

- TOP 위험 재료 목록
- 각 재료의 수량 및 단위
- 유통기한 및 위험도 점수
- 레시피 생성 조건

➔ 이는 단순 텍스트가 아닌
컨텍스트가 풍부한 구조적 프롬프트이다.

6. 프롬프트 설계 전략 (핵심)

6.1 역할(Role) 명시

너는 한국어로 답하는 냉장고 재료 기반 레시피 전문가다.

→ 모델의 추론 정체성을 고정

6.2 목표 지향 프롬프트

오늘 당장 만들기 좋은 레시피 2가지를 추천해줘.

→ 실사용 중심 결과 유도

6.3 데이터 중심 프롬프트 구성

- 재료명 (수량단위)
- 유통기한
- 남은 일수

- 위험도 점수

→ 모델이 “어떤 재료를 먼저 써야 하는지” 판단 가능

6.4 출력 포맷 강제

- 레시피 #1

- 예상 시간:

- 난이도:

- 사용 재료:

- 조리 단계:

- 팁:

→ UI 오류 방지 + 결과 일관성 확보

7. GPT 기반 재료 활용 전략 (중요 보완 포인트)

GPT는 단순히 레시피를 나열하지 않는다.

프롬프트 설계를 통해 다음을 수행한다.

- 위험도 높은 재료 우선 사용
 - 부족한 재료는 “추가로 있으면 좋은 재료”로 분리
 - 대체 가능한 재료 제안
- ➔ 이는 정책 기반 의사결정 모델처럼 동작하도록 유도한 설계이다.
-

8. ML Kit + GPT 결합의 딥러닝적 의의

본 프로젝트는 다음 측면에서 딥러닝 과목에 매우 적합하다.

8.1 단일 모델 의존 탈피

- 인식: ML Kit
- 추론/생성: GPT

8.2 온디바이스 + 클라우드 하이브리드

- 성능
- 안정성
- 개인정보 보호

8.3 딥러닝 + 규칙 기반 결합

- 위험도 계산: 규칙 기반
- 레시피 생성: 딥러닝

9. 최종 결과 및 평가 관점 성과

- 실제 사용 가능한 서비스 구조
- 딥러닝 모델의 역할 분리 명확
- 입력 → 추론 → 출력 흐름 완전
- 프롬프트 설계의 체계성
- AI 평가 시 차별화 요소 명확

10. 결론

FridgeGeniusAI는 단순한 AI 기능 데모가 아니라,
딥러닝 시스템 설계 능력을 종합적으로 보여주는 프로젝트이다.

특히,

- ML Kit를 통한 현실 세계 데이터 인식
- GPT를 통한 고차원 추론 및 생성
- 프롬프트를 통한 모델 제어

이 세 요소를 하나의 앱으로 통합함으로써

이론과 실습을 모두 충족하는 딥러닝 응용 사례를 완성하였다.