

피트니스용 식단 인지 및 영양 정보 제공 시스템



이혁재

문성재

김상해

지도교수 이도훈

목 차

1. 서론.....	1
1.1. 연구 배경.....	1
1.2. 주요 문제점 분석.....	1
1.2.1. 동일 음식의 여러 형태의 문제.....	1
1.2.2. 인식해야 할 음식의 종류의 수 문제.....	2
1.2.3. 음식의 정확한 양 추정.....	2
1.3. 연구 목표.....	2
1.3.1. 음식의 양 추정.....	2
2. 연구 배경.....	2
2.1. 음식 종류 분류 모델.....	2
2.2. 기술 스택.....	3
2.2.1. Spring Boot.....	3
2.2.2. FastAPI.....	3
2.2.3. YOLOv8.....	3
3. 연구 내용.....	3
3.1. 개발 일정 및 역할.....	3
3.1.1. 상세 개발 일정.....	3
3.1.2. 구성원별 역할.....	4
3.2. 개발 환경 구축.....	4
3.3. 데이터 분석.....	5
3.3.1. 음식 분류를 위한 데이터셋.....	6
3.3.2. 양추정을 위한 데이터셋.....	7

3.3.3.	양추정을 위한 데이터셋 시행 착오 및 해결방법	7
3.4.	음식 종류 분류 모델	7
3.5.	음식 양 추정 모델	8
3.6.	서비스 구조 설계	9
3.6.1.	전체 구조	9
4.	연구 결과 분석 및 평가	10
4.1.	음식 분류 모델	10
4.2.	음식 양 추정 모델	13
4.3.	서비스	16
4.3.1.	동작 시연	16
5.	멘토 의견서 반영 및 시연 계획	18
5.1.	멘토 의견서 반영	18
5.1.1.	스마트폰의 카메라로 음식의 양을 추정하는 방법	18
5.1.2.	Spring Boot 역할	19
5.2.	시연 계획	19
5.2.1.	시연 시나리오	19
5.2.2.	참고사항	19
6.	결론 및 향후 연구 방향	20
7.	참고 문헌	21

1. 서론

1.1. 연구 배경

최근 한국인의 비만율은 2007년 31.7%에서 2020년 38.3%로 크게 증가하였다. 특히 COVID-19 팬데믹을 거치며 성인 남성의 비만율은 46.3%까지 증가하였고, 남학생과 여학생의 비만율은 각각 17.5%, 9.1%로 10년 전 대비 2배 이상 증가하였다. 반면, 엔데믹 상황이 도래한 이후 피트니스와 건강관리가 유행하기 시작했으며, 네이버와 카카오의 트렌드 분석 결과에 따르면 2021년 헬스 관련 데이터 검색량은 2018년에 비해 3배 이상 증가한 것으로 나타났다. 대출 비교 플랫폼 핀다가 분석한 전국 헬스, 요가, 필라테스 업종의 매장 수 역시 2022년과 2023년에 각각 전년 대비 약 20%씩 증가하였고, 월평균 매출은 2021년 대비 약 24% 증가하였다. 이를 통해 점점 더 많은 사람들이 운동을 통한 자기관리를 시도하고 있음을 알 수 있다. 따라서 체중 감량이나 증량을 원하는 사람들에게 개인의 목표에 맞는 일일 섭취 칼로리와 영양소를 정확하게 계산해 제공함으로써 목표 달성을 보다 쉽게 도울 수 있는 서비스가 요구된다.

일일 칼로리 및 영양소 섭취량을 정확히 계산하기 위해서는 섭취하는 음식의 종류와 양을 파악하는 것이 중요하다. 그러나 현재 상용되는 다수의 서비스에서는 사용자에게 음식의 종류와 양을 직접 입력하도록 요구하는 경우가 많다. 10개의 애플리케이션을 조사한 결과, 7개의 애플리케이션은 음식의 종류와 양을 모두 사용자가 직접 입력해야 했으며, 3개의 애플리케이션은 인공지능(AI)을 활용하여 음식의 종류를 인식하지만, 음식의 양은 인식하지 않고 1인분 기준으로 칼로리를 계산하는 방식이었다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 인공지능을 활용하여 섭취한 음식의 양까지 자동으로 추정할 수 있다면 기존 서비스와 차별화를 이루고, 사용자 편의성을 크게 향상할 수 있을 것으로 판단하였다. 이에 본 연구에서는 음식의 종류뿐만 아니라 섭취한 양을 추정하는 방법에 대해 연구하고자 한다.

1.2. 주요 문제점 분석

1.2.1. 동일 음식의 여러 형태의 문제

같은 음식을 만들더라도 가정마다 또는 조리하는 사람에 따라 음식의 형태나 색상이 크게 달라질 수 있다. 따라서 정확한 분류를 위해서는 동일한 음식의 다양한 형태를 포함한 충분한 데이터가 필요하다. 본 연구에서는 최대한 다양한 형태의 음식 데이터를 선택한 뒤 이를 모두 학습시켜 보완하여 사용하고자 한다.

1.2.2. 인식해야 할 음식의 종류의 수 문제

일반적으로 섭취하는 음식의 종류는 매우 다양하지만, 모든 음식을 분류하고 양을 추정하는 데이터를 생성하여 학습하는 것은 현실적으로 어렵다. 따라서 제한된 음식 종류를 선정하여 양 추정 데이터를 생성하고, 그 음식에 대해 집중적으로 연구를 진행할 예정이다.

1.2.3. 음식의 정확한 양 추정

음식은 담는 방법이나 질감에 따라 높이와 퍼짐의 정도가 달라진다. 또한 스마트폰 카메라만으로는 음식의 높이나 너비 등의 정보를 얻기 어려운 한계가 있다. 이를 해결하기 위해 사용자에게 음식 담는 방법과 촬영 방법을 제시하고, 이러한 요소를 반영해 성능을 향상시키고자 한다.

1.3. 연구 목표

1.3.1. 음식의 양 추정

음식의 종류만을 분류하고 평균 섭취량을 기반으로 영양 정보를 제공하는 서비스는 이미 많이 개발되어 있다. 본 연구에서는 음식의 종류뿐 아니라 양까지 추정하여 사용자에게 섭취하는 음식의 영양 정보를 더욱 정확하게 제공하고자 한다.

2. 연구 배경

2.1. 음식 종류 분류 모델

음식 종류 분류 모델은 YOLOv8을 이용해 개발하였다. YOLOv8은 물체 감지 및 이미지 분할에서 빠른 속도와 높은 정확도를 보이는 모델로, yolov8s.pt 파일을 사용하여 음식 종류를 분류하는 모델을 구축하였다. 해당 모델의 스펙은 아래와 같다.

Model	size (pixels)	mAP ^{val} 50-95	Speed CPU ONNX (ms)	Speed A100 TensorRT (ms)	params (M)	FLOPs (B)
YOLOv8n	640	37.3	80.4	0.99	3.2	8.7
YOLOv8s	640	44.9	128.4	1.20	11.2	28.6

그림 1 YOLOv8s 스펙

2.2. 기술 스택

2.2.1. Spring Boot

Spring Boot는 독립형 프로덕션 등급의 스프링 기반 애플리케이션을 쉽게 구축할 수 있게 도와주는 프레임워크다. 이를 통해 HTTP 요청을 처리하여 음식 사진을 서버로 전송하고, 분석 결과를 사용자에게 다시 전송하는 기능을 수행한다.

2.2.2. FastAPI

FastAPI는 Python의 API를 구축하기 위한 웹 프레임워크로, Spring Boot에서 전송된 이미지 파일을 음식 종류 분석 및 양 추정 모델을 통해 처리한 후 결과를 다시 Spring Boot로 전송하는 역할을 수행한다.

2.2.3. YOLOv8

YOLOv8은 음식의 종류를 분류하는 역할을 한다. YOLOv8은 정확도와 속도 사이에서 최적의 균형을 유지하는 모델로, 물체 감지 작업에 매우 적합하다.

3. 연구 내용

3.1. 개발 일정 및 역할

3.1.1. 상세 개발 일정

5월		6월				7월					8월				9월				
4	5	1	2	3	4	1	2	3	4	5	1	2	3	4	1	2	3	4	5
데이터 수집																			
모델 구성																			
											모델 테스트								
											모델 보완								
											웹 서비스 구현								
																보고서 작성			

그림 2 상세 개발 일정

3.1.2. 구성원별 역할

- 이혁재
 - 프론트엔드 개발
 - 데이터셋 촬영
- 문성재
 - 양 추정 모델 개발
 - FastAPI 개발
- 김상해
 - Spring Boot 개발
 - 음식 종류 인식 모델 학습
 - 문서 작성

3.2. 개발 환경 구축

할당된 학과 서버의 포트를 이용하여 개발을 진행하였으며, Spring Boot 개발 시 특별한 환경 구축이 필요하지 않았다. 그러나 YOLOv8을 이용한 음식 종류 분류 모델 개발 시에는 가상 환경(venv)을 이용하였다. 코드 1을 이용하여 파이썬 가상 환경을 생성 후 코드 2를 이용해 이를 활성화 한 다음 코드 3처럼 필요한 패키지를 모두 설치하여 음식 종류 분류를 학습하였다.

```
~ > python -m venv virtual_environment_name
```

코드 1 venv 생성 코드

```
~ > source ./venv/bin/activate
```

코드 2 가상 환경 활성화 코드

```
~ > pip install -r requirements.txt
```

코드 3 패키지 설치 코드

3.3. 데이터 분석

사용한 데이터셋은 AI-Hub에서 제공된 음식 이미지 및 영양 정보 텍스트 데이터셋이다. 데이터셋은 다음과 같은 구조를 가지고 있다.

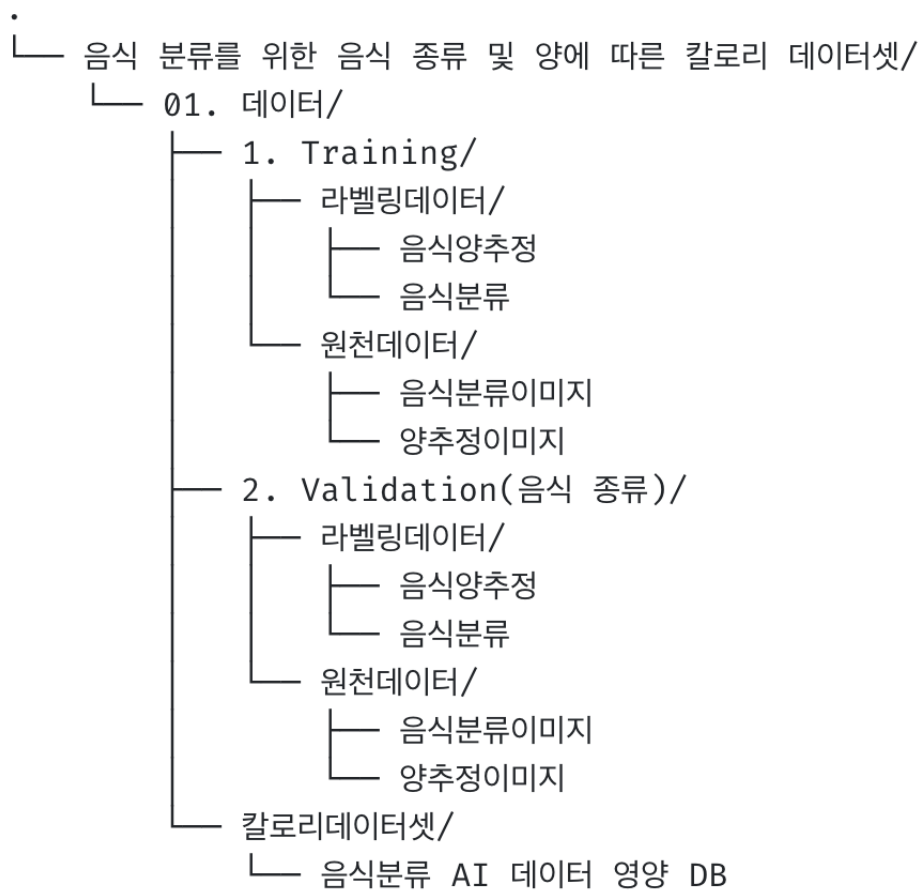


그림 3 데이터셋 디렉토리 트리

3.3.1. 음식 분류를 위한 데이터셋

본 연구에서는 기존에 구축된 데이터셋을 활용하여, 한국인이 자주 섭취하는 음식 중 400종을 선정하고 각 음식별로 약 2000여 장의 사진 데이터를 포함한 총 80만 장의 음식 사진 데이터셋을 이용하였다. 이 데이터셋에는 각 음식에 대응하는 좌표 세트(txt, xml 파일)도 포함되어 있다. 음식별로 촬영된 데이터는 지면과 수평한 상공에서 한 번 촬영한 후, 지면과 45° 기울여 한 번 더 촬영된 이미지로 구성되어 있으며, 각 음식마다 두 장씩의 이미지를 포함하고 있다. 그림 4의 왼쪽 이미지는 지면과 수평한 상태에서 촬영된 것이며, 오른쪽 이미지는 지면과 45° 기울여 촬영한 이미지이다.



그림 4 각도에 따른 음식 사진 비교

본 프로젝트에서는 총 12가지의 음식을 선정하여 음식 분류 모델을 생성하기로 하였다. 식판 위에 담긴 음식으로 촬영한 만큼, 밥류, 국류, 반찬류로 나누어 음식을 선정하였다. 밥류에는 쌀밥, 김치볶음밥, 카레라이스를 선정하였으며, 국류에는 시래기 된장국, 육개장, 순두부찌개를 선정하였다. 반찬류로는 닭갈비, 훈제오리, 달걀말이, 어묵볶음, 오징어볶음, 총각김치를 선정하여 데이터셋을 구축하였다..

밥류	국류	반찬류
쌀밥	시래기된장국	닭갈비
김치볶음밥	육개장	훈제오리
카레라이스	순두부찌개	달걀말이
		어묵볶음
		오징어볶음
		총각김치

표 1 선정한 음식표

3.3.2. 양추정을 위한 데이터셋

양 추정을 위한 데이터셋은 음식의 종류에 따라 그 만듦새와 용기 타입이 달라지므로, 이를 대표할 수 있는 14종의 용기 타입을 선정하여 음식을 담은 상태에서 촬영하였다. 음식의 양은 25%, 50%, 75%, 100%, 125%의 5단계로 구분하여 구성하였으며, 음식 분류를 위한 사진 데이터셋과 동일하게 상공에서 지면과 수평하게 촬영한 후, 지면과 45° 기울여서 촬영하는 방식으로 데이터를 수집하였다.

3.3.3. 양추정을 위한 데이터셋 시행 착오 및 해결방법

그러나 이 데이터셋은 음식의 양을 추정할 때 1단계부터 5단계까지의 고정된 클래스로 분류하는 방식이었기 때문에, 본 연구의 목적에 적합하지 않다고 판단하였다. 이에 따라, 연구에 필요한 음식별 데이터셋을 직접 구축하기로 하였다. 각 음식의 무게를 대략 25g 단위로 나누어 전자저울로 무게를 측정한 후, 지면과 수평한 상공에서 촬영하는 방식으로 데이터를 수집하였다. 또한 음식의 양을 일관적으로 인식하기 위해 기준(reference) 물체가 필요했으며, 식판을 기준으로 삼아 음식이 담긴 상태에서 촬영하였다. 이와 같이 음식의 무게를 측정한 후 촬영한 데이터를 이용하여 양 추정 모델을 학습하였다.

3.4. 음식 종류 분류 모델

음식 종류 탐지를 위한 모델은 YOLOv8을 이용하였다. 모델은 yolov8s.pt를 사용하였고 epoch은 20회로 설정하였다. batch size는 16, 이미지 크기는 640 x 640으로 하였다. train 관련 설정은 옵티마이저의 경우 AdamW 옵티마이저를 선택하였다. learning rate는 0.000588, 모멘텀은 0.9로 설정하였다. 파라미터 그룹은 3개로 나뉘어진다. 데이터 증강

의 경우 HSV¹색 공간 변형, 무작위 좌우 반전(50% 확률), 모자이크 증강 그리고 랜덤 지우기(40% 확률)을 사용한다.

구분	세부 항목	설정 값
주요 설정	모델	Yolov8s.pt
	Epoch	20
	Batch size	16
	Image size	640 x 640
Train 관련 설정	옵티마이저	adamW
	Lr(Learning rate_)	0.000588
	모멘텀	0.9
데이터 증강	HSV 색 공간 변형	-
	무작위 좌우 반전	50% 확률
	모자이크 증강	-
	랜덤 지우기	40% 확률

표 2 YOLOv8 설정

YOLOv8 train을 위한 yaml 파일에서 클래스 번호는 밥류, 국류, 반찬류 순서대로 위에서 아래로 0번부터 11번까지 번호를 부여하였다. 그 후 코드 4의 명령어를 실행하여 YOLOv8의 학습 기능을 실행할 수 있다.

```
~ > yolo train model=yolov8s.pt data=./food-classification.yaml epochs=20 imgsz=640 batch=16
```

코드 4 YOLOv8 학습 실행 코드

3.5. 음식 양 추정 모델

본 연구에서 사용한 양 추정 모델은 선형 회귀 모델이다. 3.3.2에서 설명한 바와 같이, 수집한 데이터는 식판에 음식이 담긴 이미지로 구성되어 있다. 이를 YOLOv8 모델을 통해 인식하면, 식판과 음식의 bounding box 좌표를 추출할 수 있다. 이러한 데이터를 바탕으로, 식판의 bounding box 크기에 대한 음식의 bounding box 크기의 비율을 기준

¹ HSV(Hue:색을 표현하는 값 0~360을 가지며 0은 red, 60은 yellow, 120은 green, 240은 blue와 같이 표현), Saturation(채도), Value(색의 명도값)

으로 음식의 양을 예측하였다.

처음에는 더 정확한 양 추정을 위해 이미지 내 객체의 정확한 부피 정보를 얻는 방법을 고려하였다. 이를 위해서는 다양한 시점에서 촬영한 복수의 사진이나 깊이 정보가 포함된 이미지가 필요했다. 그러나 실용적인 관점에서, 고객이 단 한 장의 사진만으로 양을 추정할 수 있도록 하는 것이 더 적합하다는 결론을 내렸다. 이에 따라, 이미지 내에서 크기가 일정한 레퍼런스 객체(식판)를 기준으로 음식의 상대적인 크기를 바탕으로 양을 추정하는 방식으로 개발하였다. 식판과 그 위의 음식 bounding box 크기의 비율을 이용해 음식을 예측하는 원리이며, 음식의 양이 많을수록 식판에서 음식이 차지하는 면적이 커지는 현상을 활용한 것이다. 따라서, 국류의 경우 식기의 특성상 양과 음식의 면적 간의 상관관계가 뚜렷하지 않아, 이번 연구에서는 국류를 양 추정 대상에서 제외하는 방향으로 결정하였다.

3.6. 서비스 구조 설계

3.6.1. 전체 구조

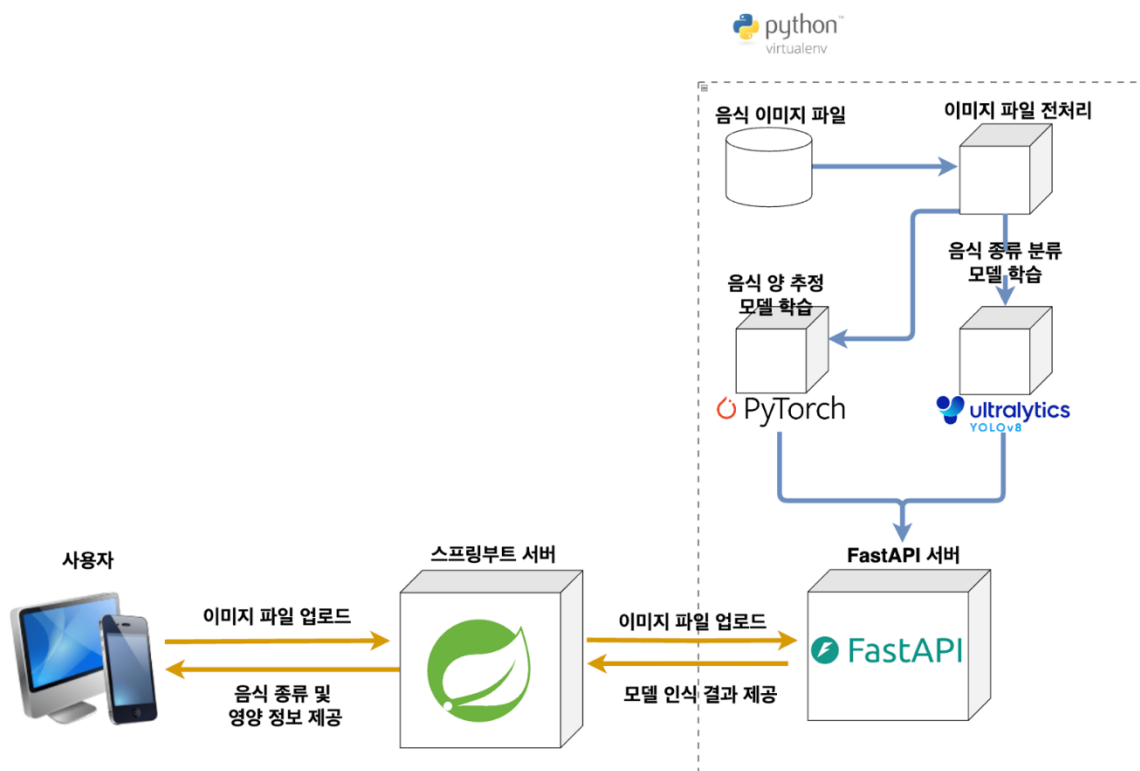


그림 5 전체 구조 다이어그램

사용자는 웹페이지를 통해 직접 촬영한 사진이나 저장된 이미지를 선택하여 식판 사진을 업로드한다. 업로드된 이미지 파일은 Spring Boot를 통해 서버에 UUID²를 이용하여 저장된다. 이후, 사용자가 이미지 분석 버튼을 누르면 해당 이미지 파일은 FastAPI 서버로 전송된다.

FastAPI 서버에서는 음식 종류 분류 모델과 음식 양 추정 모델을 사용하여 해당 이미지에서 음식의 종류와 양을 추정한다. 추정된 결과는 다시 Spring Boot로 전송되며, 음식의 종류와 중량 정보를 포함하게 된다. 이후, 전송된 음식의 종류와 중량 정보를 바탕으로 AI-Hub에서 제공한 데이터베이스(DB) 정보를 활용하여 음식 섭취량에 따른 칼로리 및 영양 정보를 계산한 후 사용자에게 전달된다. 이를 통해 사용자는 업로드한 이미지와 함께 해당 음식의 영양 정보를 화면에서 확인할 수 있다.

4. 연구 결과 분석 및 평가

4.1. 음식 분류 모델

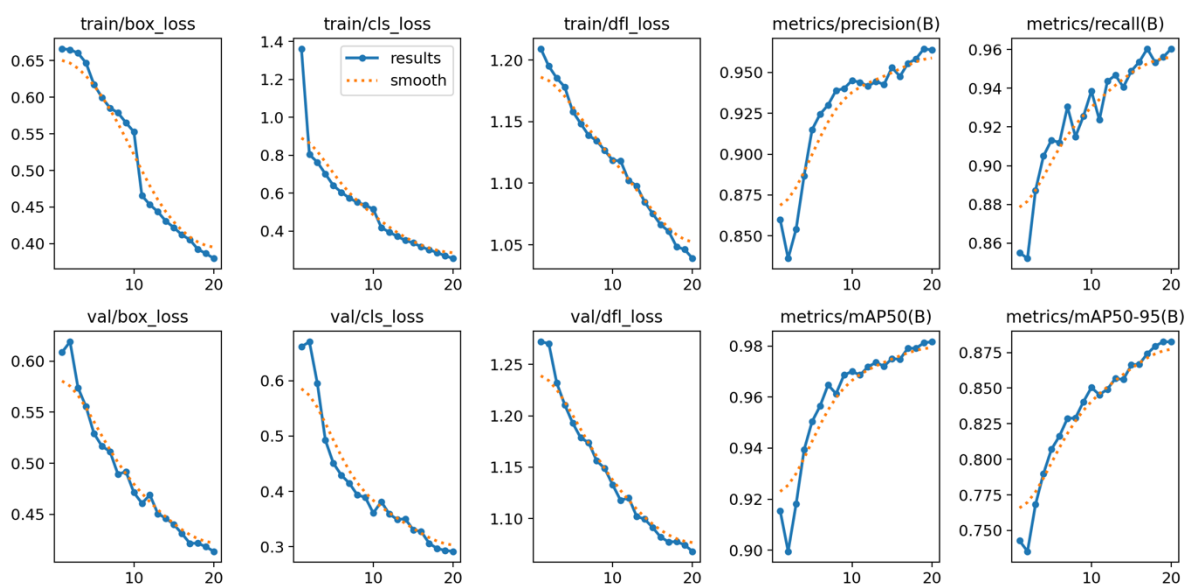


그림 6 음식 분류 모델 학습 곡선

음식 분류 모델 학습 곡선에서 상단과 하단의 좌측으로부터 세 개의 그래프는

² universally unique identifier 범용 고유 식별자

각각 train 및 validation 세트에 대한 box_loss³, cls_loss⁴, dfl_loss⁵ 값을 나타낸다. 상단 우측에 있는 precision과 recall 그래프를 보면 epoch이 증가함에 따라 각각의 성능 지표가 향상되고 있음을 알 수 있다. 하단 우측의 2개의 그래프는 각각 mAP50⁶과 mAP50-95⁷ 지표를 보여주는데, 이 값들도 모두 epoch이 증가하면서 성능이 개선되고 있다. 특히 mAP50은 약 0.98 그리고 mAP50-95는 약 0.88 정도의 값을 가진다.

³ Bounding Box Loss: 예측된 경계 상자의 위치와 크기 실제 객체의 위치가 크기가 얼마나 일치하는지를 기준으로 측정

⁴ Classification Loss: 예측된 객체의 클래스가 실제 객체의 클래스와 얼마나 일치하는지를 측정

⁵ Distribution Focal Loss: YOLOv6부터 사용되었으며 Bounding Box 좌표를 이산 분포로 모델링하고 이 분포에 대한 focal loss를 적용

⁶ mean Average Precision at 50% IoU(Intersection over Union)가 50% 이상일 때의 평균 Precision을 의미

⁷ IoU 임계값을 50%에서 95%까지 5%씩 증가시키며 각각의 mAP50을 구한 후 이들의 평균을 계산한 값

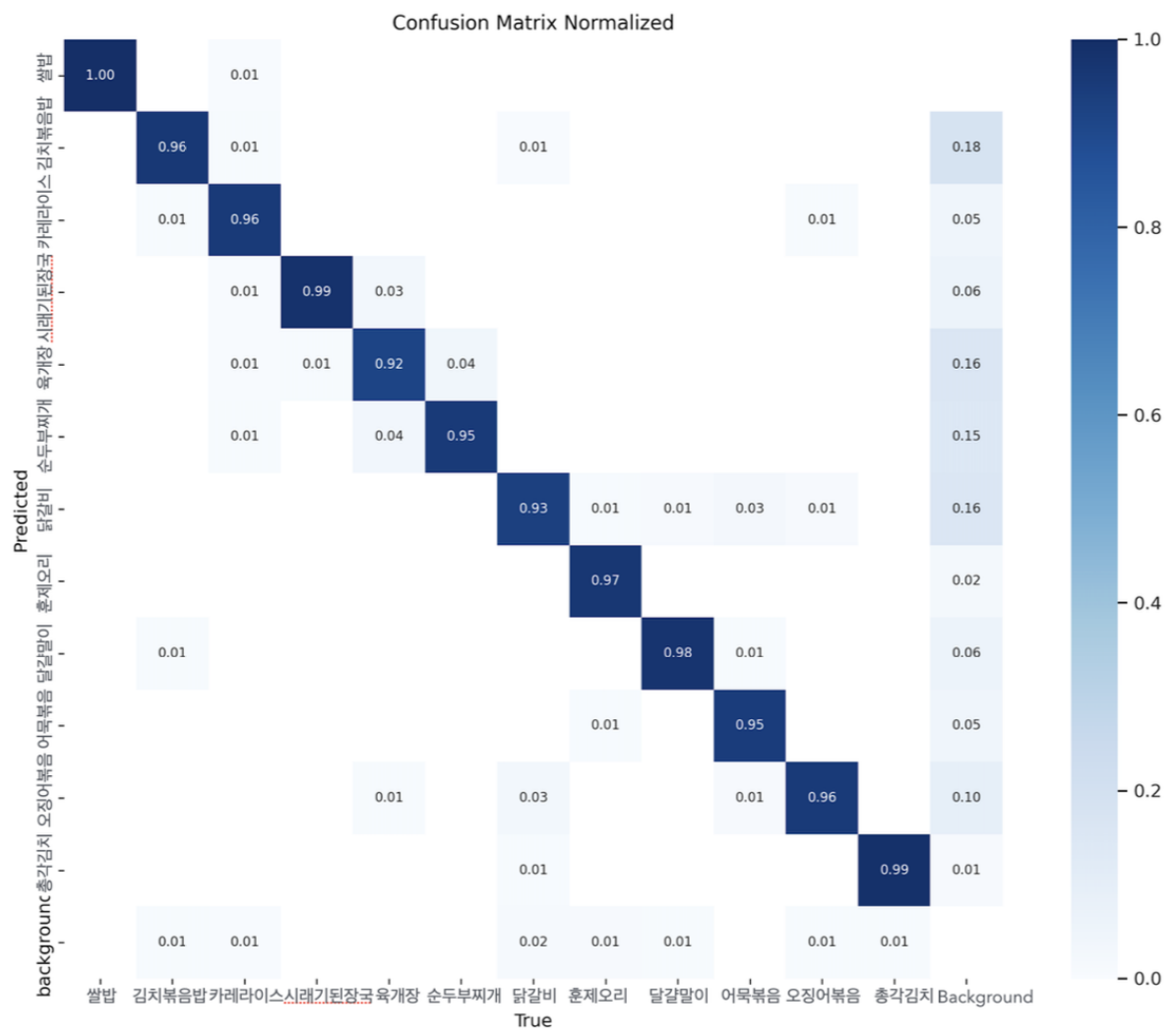


그림 7 Confusion Matrix Normalized Graph

confusion matrix normalized에 따르면 모델은 0.92에서 1.00 사이의 높은 정확도를 보이고 있다. 가장 정확하게 분류된 음식은 쌀밥으로 나타났으며, 반면 떡갈비는 상대적으로 낮은 0.92의 성능을 보였다.

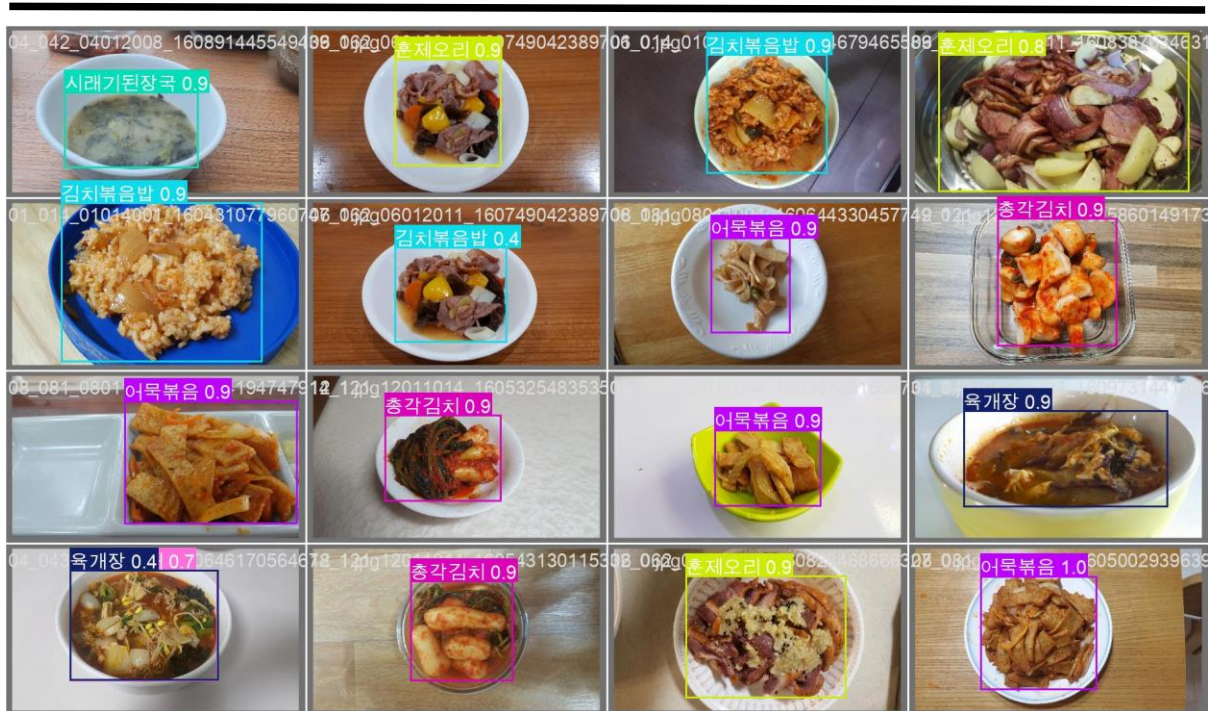
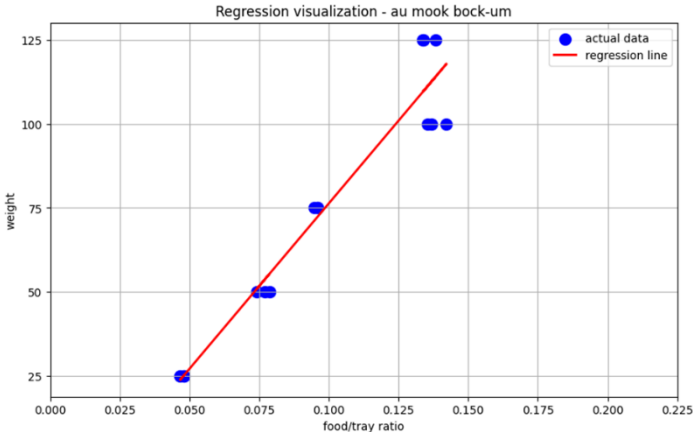
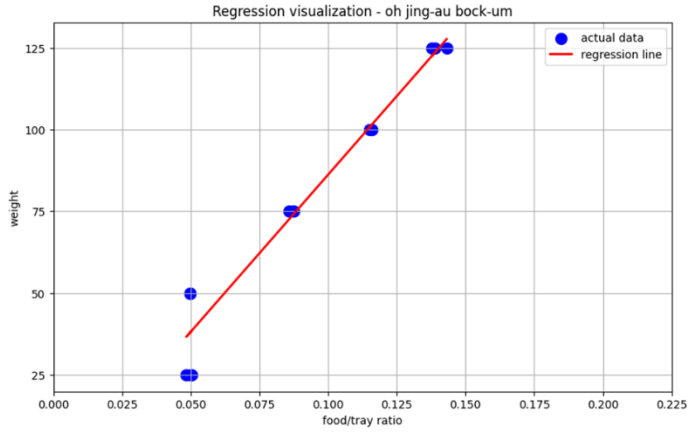


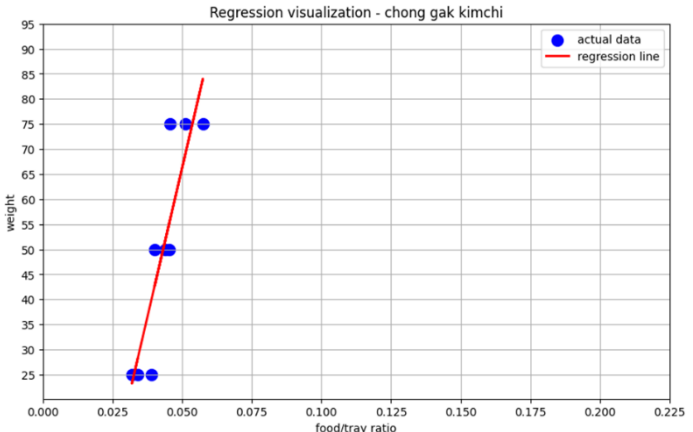
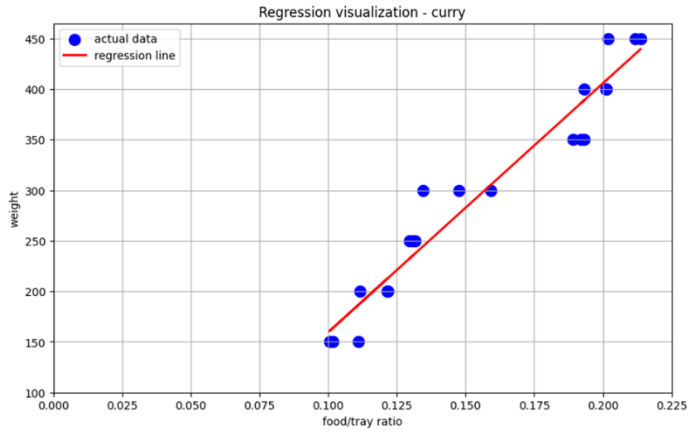
그림 8 음식 인식 결과

음식 인식 결과를 분석한 결과, 각 음식이 정확하게 탐지되고 있음을 확인할 수 있다.

4.2. 음식 양 추정 모델

밥	김치볶음밥
평균 제곱 오차 (MSE): 7643.5853	평균 제곱 오차 (MSE): 8667.6046
평균 제곱근 오차 (RMSE): 87.4276	평균 제곱근 오차 (RMSE): 93.1000
결정계수 (R^2): 0.6294	결정계수 (R^2): 0.2528

어묵볶음	오징어볶음
	
평균 제곱 오차 (MSE): 60.5540	평균 제곱 오차 (MSE): 66.6101
평균 제곱근 오차 (RMSE): 7.7816	평균 제곱근 오차 (RMSE): 8.1615
결정계수 (R^2): 0.9516	결정계수 (R^2): 0.9467

총각김치	카레라이스
	
평균 제곱 오차 (MSE): 322.7085	평균 제곱 오차 (MSE): 3465.3180
평균 제곱근 오차 (RMSE): 17.9641	평균 제곱근 오차 (RMSE): 58.8670
결정계수 (R^2): 0.2255	결정계수 (R^2): 0.7626

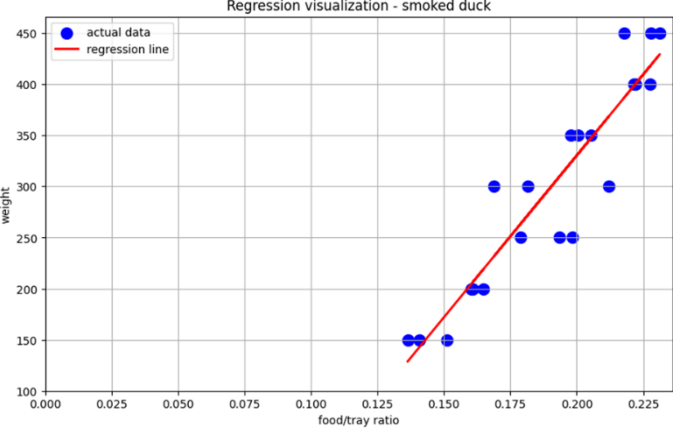
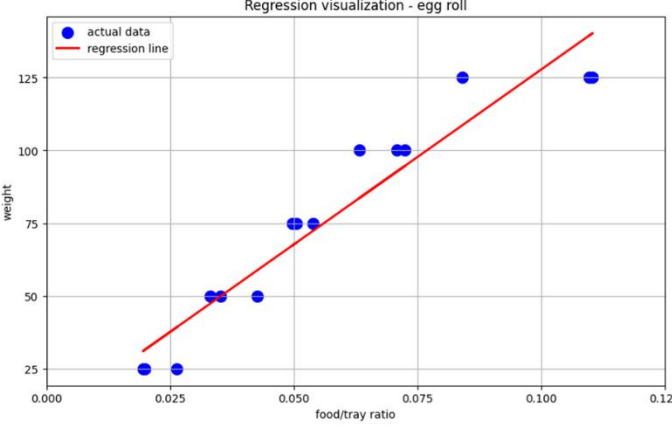
훈제오리	계란말이
	
평균 제곱 오차 (MSE): 10322.4103	평균 제곱 오차 (MSE): 448.3002
평균 제곱근 오차 (RMSE): 101.5993	평균 제곱근 오차 (RMSE): 21.1731
결정계수 (R^2): -3.1290	결정계수 (R^2): 0.6414

표3 양 추정 모델의 시각화 그래프

양 추정 모델의 시각화 된 그래프와 테스트 데이터를 바탕으로 측정한 성능 지표를 분석한 결과, 어묵 볶음이나 오징어 볶음과 같은 일부 음식에서는 오차가 비교적 작았으나, 대부분의 경우 오차가 상대적으로 커 정확한 음식 양을 예측하기는 어려운 것으로 나타났다. 그럼에도 불구하고, 음식의 양이 많을 때는 많은 양을, 적을 때는 적은 양을 예측하는 방향성 자체는 올바르게 나타나는 것을 확인할 수 있었다

4.3. 서비스

4.3.1. 동작 시연

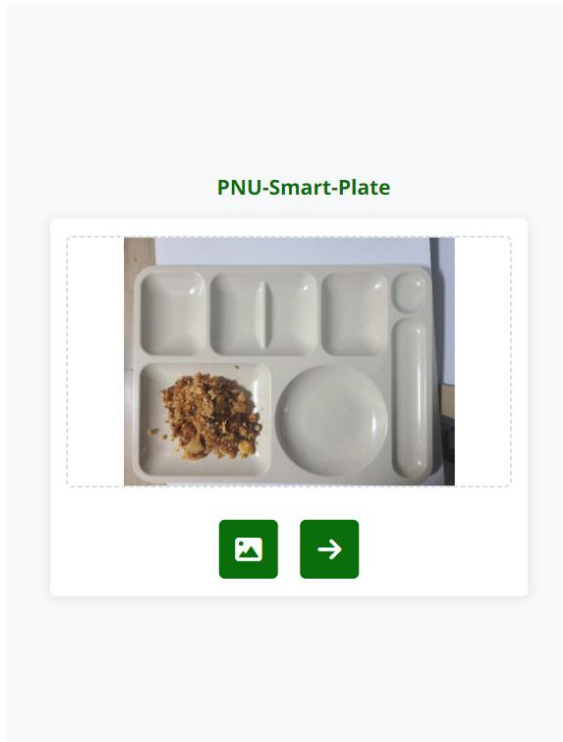


그림 9 웹앱의 첫번째 화면이다
왼쪽 버튼으로 음식 사진을 선택하고
오른쪽 버튼으로 다음으로 진행한다

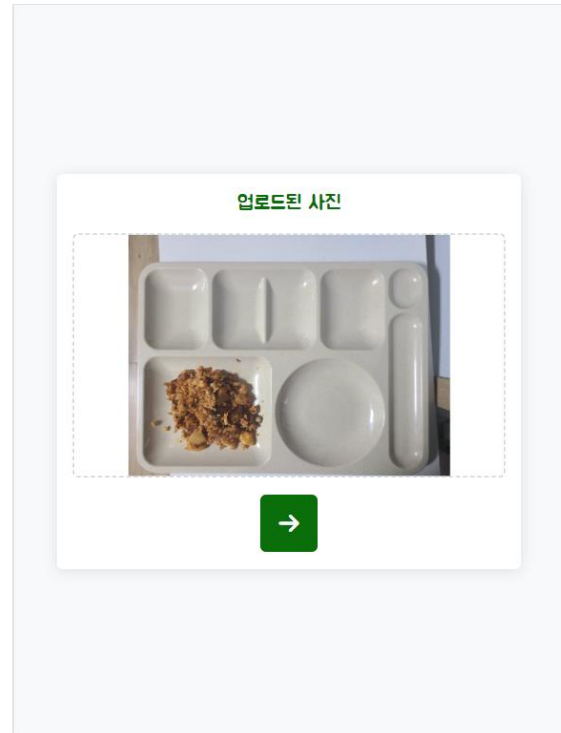


그림 10 웹앱의 두번째 화면으로 업로드된 사진을
보여주고 있다. 버튼을 통해 다음 단계로 진행한다.

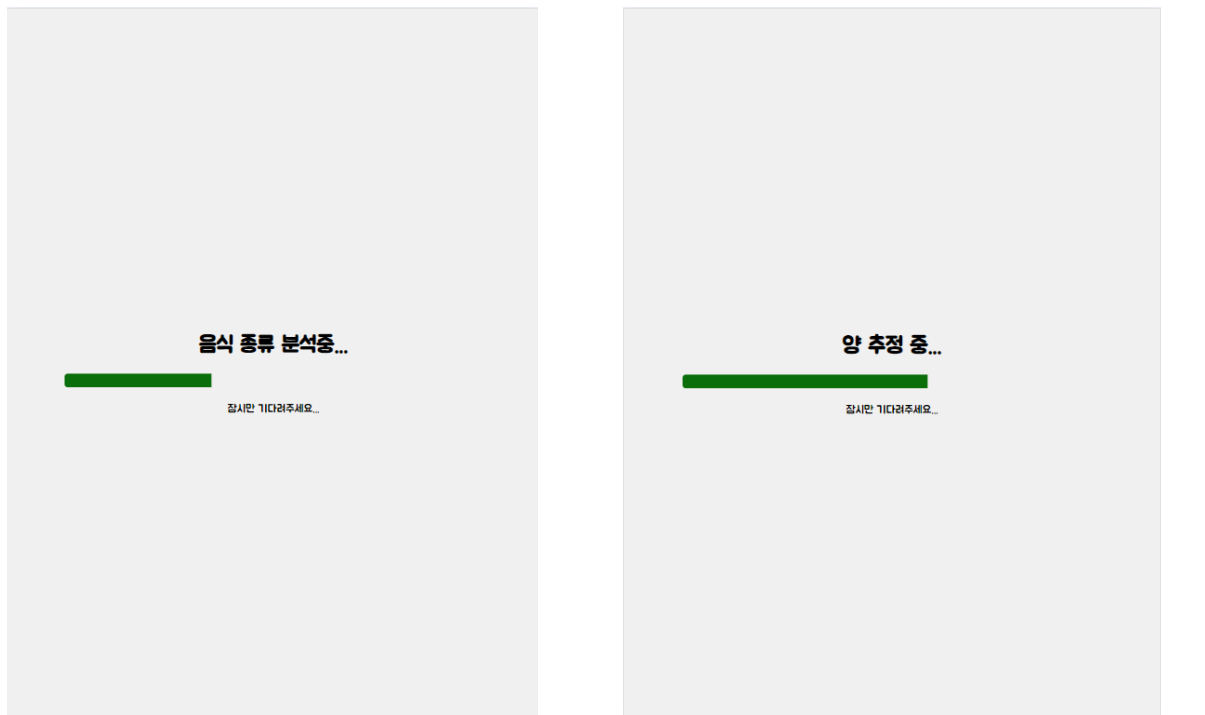
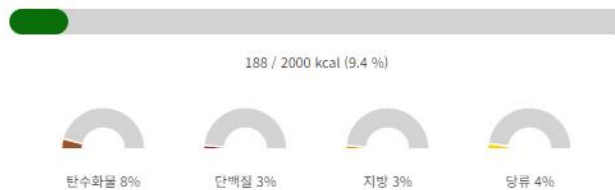


그림 11, 12 로딩창의 모습이다. 음식의 종류를 분석하는 모습과 양을 추정하는 모습을 보여주고 있다.

분석 결과



총 섭취량



음식 이름	양 (g)	칼로리 (KCAL)	탄수화물 (g)	단백질 (g)	지방 (g)	당류 (g)
김치볶음밥	143	188	22	2.5	1.4	1.1
합계		188	22	2.5	1.4	1.1

그림 13 웹앱의 마지막 페이지로 선택한 이미지와 이미지에 있는 음식의 종류, 양, 칼로리와 영양성분의 양이 표와 그래프로 제공된다.

5. 멘토 의견서 반영 및 시연 계획

5.1. 멘토 의견서 반영

5.1.1. 스마트폰의 카메라로 음식의 양을 추정하는 방법

현재 스마트폰의 카메라로만 식판 위의 음식의 양을 3D로 변환하여 추정하는 것은 현실적으로 어렵다고 판단하였다. 따라서 3D로 변환하는 방법을 사용하지 않고 식판의 바운딩 박스를 레퍼런스로 사용하여 식판 위의 음식이 인식되는 바운딩 박스의 픽셀의 수로 음식의 양을 추정기로 결정하였다. 해당 방식은 매우 정확한 음식의 양을 추정하는 것은 어려울 수 있으나 스마트폰 카메라를 이용하여 음식의 양에 비례하여 사용자에게 영양 정보를 제공할 수 있을 것으로 기대 된다.

5.1.2. Spring Boot 역할

FastAPI로 모두 구현 가능한 기능들도 Spring Boot가 사용되고 있으며 음식의 종류와 음식의 양을 추정하는 부분이 모두 FastAPI에 집중되어 있으며 FastAPI의 경우도 AI 추론의 역할만 하고 있다는 피드백을 받았다. 향후 연구 방향인 사용자별 영양 정보를 저장 및 동향 시스템까지 추가하여 연구해 본다면 Spring Boot를 사용하는 것도 유의미하다고 판단하여 Spring Boot를 계속 유지하기로 결정하였다

5.2. 시연 계획

5.2.1. 시연 시나리오

시연자는 준비된 태블릿에 저장된 여러 장의 사진 중, '식판 위에 두 종류 이상의 인식 학습이 완료된 음식이 있는 사진'을 임의로 선택한다. 선택한 사진은 웹 애플리케이션을 통해 학교의 와이파이에서 접속하여 업로드된다. 웹 애플리케이션은 업로드된 사진을 분석한 후, 해당 음식의 종류와 섭취한 양을 추정한다. 이와 함께, 해당 음식을 섭취했을 경우 예상되는 칼로리 및 영양소(탄수화물, 단백질, 지방, 당류 등)의 양을 분석하여, 그래프 형태로 시각화된 정보를 제공한다.

5.2.2. 참고사항

- 본 시연은 시연자가 직접 단계를 진행하기보다는, 체험 운영 방식으로 진행된다. 팀원이 각 단계를 안내하며 체험 부스를 운영하고, 참가자가 가이드에 따라 체험할 수 있도록 지원한다.
- 인식 학습이 완료된 음식 사진이 아닌 다른 사진을 입력할 경우, 정확하지 않은 결과가 나올 수 있으므로 이에 대한 사전 안내가 필요하다.
- 부스에서 사용되는 태블릿의 배터리가 부족할 수 있으므로, 원활한 운영을 위해 보조 배터리를 준비해 두어야 한다.

6. 결론 및 향후 연구 방향

본 연구에서는 한국인이 주로 섭취하는 음식을 대상으로 음식의 종류를 분류하고, 더 나아가 그 양을 추정하여 영양 정보를 제공하는 서비스를 개발하였다. 연구 결과, YOLOv8 기반의 음식 분류 모델은 높은 정확도를 기록하였으며, 특히 자체적으로 구축한 음식 데이터셋에서 우수한 분류 성능을 보였다. 음식의 무게를 기준으로 식판에 담긴 음식을 촬영한 이미지를 활용하여 학습을 진행하였으며, 이는 실제 사용자가 음식을 담은 상황을 유사하게 모사하여 섭취량을 근사치로 추정할 수 있도록 하였다. 이러한 시스템을 통해 사용자들은 자신이 섭취한 음식의 영양 정보를 더욱 쉽게 확인할 수 있으며, 이는 개인의 건강 관리에 효과적으로 활용될 수 있다.

본 연구는 다음과 같은 방향으로 발전할 수 있다. 첫째, 현재 연구에서는 음식 종류와 양을 제한적으로 다루고 있어, 향후 더 많은 음식 종류와 다양한 형태의 데이터를 포함하여 모델의 범용성을 높일 예정이다. 이를 통해 다양한 음식에 대한 정확한 양 추정과 영양 정보 제공이 가능할 것으로 기대된다. 둘째, 양 추정 과정에서 발생할 수 있는 오류를 줄이기 위해, 보다 정밀한 3D 모델링 기법이나 추가적인 센서 데이터를 활용하는 방안을 고려할 수 있다. 예를 들어, 쌓이는 음식(밥, 고기반찬 등)은 원뿔 형태로, 국물류 음식은 원기둥 형태로 모델링함으로써 양 추정 시 발생할 수 있는 오류를 줄일 수 있을 것으로 판단된다. 셋째, 사용자 친화적인 인터페이스와 개인의 영양 목표에 맞춘 맞춤형 추천 시스템을 개발함으로써, 단순한 정보 제공을 넘어 사용자의 건강 관리를 적극 지원하는 방향으로 서비스를 확장할 수 있을 것이다.

7. 참고 문헌

- 1] 질병관리청, 「2022 국민건강통계-국민건강영양조사 제 9 기 1 차년도(2022)」
- [2] 임주영, “똥똥해진 대한민국…성인 남성은 46%가 비만,” *KBS 뉴스*, Mar. 04, 2023. [Online]. Available: <https://news.kbs.co.kr/news/pc/view/view.do?ncd=7618451> (accessed Oct. 17, 2024).
- [3] “서강학보 - 주제기획,” *Sogang.ac.kr*, 2023. [Online]. Available: <https://sgunews.sogang.ac.kr/front/cmsboardview.do?siteId=sgunews&bbsConfigFK=3624&pkid=893810> (accessed Oct. 17, 2024).
- [4] M. C. Carter et al., “Adherence to a smartphone application for weight loss compared to website and paper diary: Pilot randomized controlled trial,” *J. Med. Internet Res.*, vol. 15, no. 4, 2013, Art. no. e32.
- [5] Ultralytics, “YOLOv8,” *Ultralytics.com*, 2023. . [Online]. Available: <https://docs.ultralytics.com/ko/models/yolov8/> (accessed Oct. 17, 2024).
- [6] Spring, “Spring Projects,” *Spring.io*, 2019. [Online]. Available: <https://spring.io/projects/spring-boot>
- [7] “FastAPI,” *fastapi.tiangolo.com*. [Online]. Available: <https://fastapi.tiangolo.com>