

객체 탐지 알고리즘 기반 식품 영양성분 도출 스마트폰 애플리케이션 개발

장현종* · 김요한** · 김선용***

Smartphone Application for Extracting Nutritional Information of Food Based on Object Detection Algorithms

Hyun-Jong Jang* · Yo-Han Kim** · Sun-Yong Kim***

요 약

만성질환은 치료에 오랜 시간이 필요한 질병으로, 고혈압, 고지혈증, 당뇨병 등이 대표적이다. 이러한 질환은 식습관 조절과 운동으로 예방이 가능하며, 질환을 판정 받은 후에는 식습관 조절이 더욱 필수적이다. 그러나 환자가 자신의 음식 섭취량을 정확히 파악하기 어렵다는 것이 문제이다. 본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 음식의 영양성분 계산을 자동화하는 애플리케이션을 개발하였다. 개발된 애플리케이션은 재료 인식 방식 대신 YOLO를 통해 음식을 탐지하고 구별하는 방법을 통해 비교적 적은 학습 비용으로 효율적인 분석을 제공하며, SAM을 활용하여 이미지를 분할해 도출된 결과값으로 성분 계산을 수행함으로써 대략적인 음식의 영양성분을 표시함에 따라 사용자들이 특정 음식의 성분 함량을 참고하여 건강한 식단 결정을 내릴 수 있도록 지원한다. 개발된 애플리케이션의 성능 평가 결과, 음식 성분량 예측 오차율은 5.56%를 달성하였다.

ABSTRACT

Chronic diseases require long-term treatment, with hypertension, hyperlipidemia, and diabetes being representative examples. These diseases can be prevented through dietary adjustments and exercise, and once diagnosed, dietary regulation becomes even more essential. However, it is challenging for patients to accurately assess their food intake. This study developed an application to automate the calculation of nutritional components in food to address this issue. The developed application provides efficient analysis with relatively low training costs by using YOLO to detect and distinguish food instead of relying on ingredient recognition methods. Additionally, by utilizing SAM to segment images, the application performs component calculations based on the derived results, allowing users to reference the nutrient content of specific foods and make healthier dietary decisions. The plate recognition accuracy was 95.1%, and the food recognition accuracy was 84.9%, with an error rate of 5.56% observed over 30 trials.

키워드

Artificial Intelligence, YOLOv5, SAM, ARCore, Application, Food Ingredient
인공지능, YOLOv5, SAM, ARCore, 애플리케이션, 음식 성분

* 동서대학교 소프트웨어학과 학부생 (lezelamu@naver.com)

** 동서대학교 소프트웨어학과 조교수 (ykim@dongseo.ac.kr)

*** 교신저자 : 동서대학교 소프트웨어학과

• 접수일 : 2024. 12. 01

• 수정완료일 : 2025. 01. 06

• 게재확정일 : 2025. 02. 12

• Received : Dec. 01, 2024, Revised : Jan. 06, 2025, Accepted : Feb. 12, 2025

• Corresponding Author : Sun-Yong Kim

Dept. of Software, Dongseo University,

Email : sykim@dongseo.ac.kr

1. 서론

만성질환이란 치료에 많은 시간이 필요한 건강 상태나 질병을 뜻하며, 한번 발병하면 완치가 어려우며 지속적인 치료 및 관리를 필요로 한다[1]. 대표적인 만성질환의 종류로는 고혈압, 고지혈증, 당뇨병 등이 있으며, 스트레스에 많이 노출되거나 칼로리를 많이 섭취하는 식습관을 지속적으로 방치할 경우 발병률이 증가할 수 있다[2]. 대부분의 만성질환은 초기에 식습관 조절 및 운동을 통해 증상을 예방할 수 있을 뿐 아니라, 발병 이후에도 계속해서 식습관 조절을 함으로써 증상을 악화시키지 않도록 하는 지속적인 관리가 필요하다. 그러나 식습관 조절을 위해서는 환자가 칼로리, 탄수화물, 단백질, 지방 등을 얼마나 섭취하는지에 따라 혈당 수치가 어떻게 변화하는지를 확인해야만 하나, 평소 생활에서는 자신의 음식 성분 섭취량을 확인하기가 어렵다.

본 연구에서는 환자가 섭취하는 음식을 스마트폰 어플리케이션을 활용하여 영양성분 계산을 자동화하는 종합적인 솔루션 개발을 제안한다. 본 기술 솔루션은 정의된 다단계 과정을 통해 환자가 촬영한 이미지 내 음식 항목의 탐지, 분할, 분류 및 영양성분 계산의 도전 과제를 해결하며, 최신 컴퓨터 비전 기술 및 딥러닝 모델을 활용하여 음식 항목의 정확하고 효율적인 분석을 가능하게 하여 사용자가 더 건강하고 정보에 기반한 식단 결정을 내릴 수 있도록 지원한다. 2장에서는 기존의 식품 영양성분 분석 솔루션들에 대한 분석을 설명하며, 3장에서는 애플리케이션이 어떻게 개발되었는지에 대해 기술한다. 4장에서는 YOLO를 통해 학습된 접시 및 음식 식별 정확도와 시연 결과 및 오차율을 제공하며, 5장에서는 결론 및 향후 연구를 기술한다.

II. 관련 연구

2.1 GrabCut 알고리즘을 활용한 이미지 분할 방법

시각적 인식을 활용하여 음식의 칼로리를 예상하기 위해서는, 음식을 인식하고 구별하는 과정이 필요하다.

다. 예를 들어, FS, Kon[3]은 음식 분할을 위해 GrabCut 알고리즘, HOG(Histogram of Oriented Gradients) 알고리즘 등을 사용하고, 음식 구분을 위해 SVM(Support Vector Machine), k-NN(k-Nearest Neighbors) 등을 사용해 이미지에 포함된 음식의 부피를 구해 도출된 성분을 사용자에게 표시하는 해결책을 제시하였다. 또한 B. Kal[4]는 촬영된 음식의 식재료를 SVM을 통해 각각 인식하여 GrabCut 알고리즘을 활용해 성분량을 계산하였다. 하지만 GrabCut 알고리즘의 문제 중 하나는 2013년에 제시된 해결책이기에, 다른 분할 알고리즘에 비해 음식을 분할할 때 정확도가 떨어질 수 있다는 점이다[5]. 특히 단일 음식을 촬영해 분할할 경우, 분할 알고리즘의 전체적인 성능 보다는, bounding Box의 중심점에 맞춰 음식만을 분할하는 다른 해결책이 필요하다고 판단하였다. 이러한 문제를 해소하기 위해 본 연구에서는[6]을 참고하여 2023년 4월 META에서 개발한 SAM(Segment Anything Model)[7]을 활용하여 음식을 분할하는 것이 음식의 성분을 계산하는 데 더 효과적이라고 결론지었다.

2.2 딥러닝 기반 식품 칼로리 추정 방법

촬영된 사진에 포함된 음식 부분을 인식하고 구별하기 위해 가장 보편적으로 사용되는 알고리즘 중 하나는 YOLO 알고리즘이다. F. Romadhon[8]은 YOLO 알고리즘 모델을 사용하여 감지된 음식의 칼로리를 추정하는 시스템을 연구하였다. 그러나 칼로리뿐만 아니라 탄수화물량, 단백질량, 지방량 등의 추정치를 제공하지 않아, 사용자에게 칼로리 외의 성분을 제공하는 기술이 필요하다고 판단하였다. 또한 DoingLab¹⁾에서 개발한 CaloAI 애플리케이션은 음식의 분류 체계와 재료 인식을 통한 레시피를 예측함으로써 칼로리 등 총 36가지의 정보를 제공한다. 그러나 분류 체계와 재료 인식을 통해 음식의 성분을 계산하기에 다

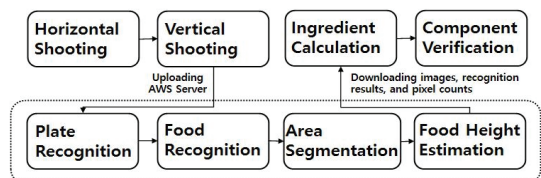


그림 1. 애플리케이션 작동 과정
Fig. 1 Application operation process

1) <https://www.doinglab.com/home>

른 솔루션에 비해 많은 데이터가 필요하고, 그 만큼 많은 학습 비용이 발생한다. 이에 학습 비용이 비교적 적어도 충분한 성능을 내는 솔루션이 필요하다고 판단하였고, YOLO 알고리즘과 SAM, 그리고 ARCore를 활용하여 적은 학습 비용으로 충분한 성능을 내는 것을 목적으로 연구하였다.

2.3 식재료 인식을 통한 식품 성분 인식 방법

식재료를 인식하여 사용자에게 안내함으로써 여러 가지 음식을 한 번에 인식하고 사용자에게 제공할 수 있다. Rameez Ismail[9]은 음식에 포함된 다양한 재료를 시각적으로 인식하고, DenseNet, MobileNet 등의 아키텍처를 활용하여 음식의 양을 계산하는 방법을 채택하였다. 해당 연구는 샐러드 등 재료가 사진에 잘 나타나는 음식의 경우 비교적 좋은 정확도를 보였으나, 식재료가 잘 인식되지 않는 요리의 경우 활용이 어렵다고 판단된다. 이에 본 연구에서는 식재료를 각각 인식하는 것이 아닌 음식을 인식하고 사용자에게 안내하는 기술이 필요하다고 판단하였다.

III. 음식 성분 도출을 위한 애플리케이션 개발

본 연구에서 음식을 촬영하고, 사용자에게 음식 성분을 안내하는 과정은 그림 1과 같이 구성된다. 먼저 수평 촬영 화면에서 음식을 수평이 되도록 촬영한 뒤, 두 번째로 수직 촬영 화면에서 음식을 수직이 되도록 촬영한다. 이후 촬영한 이미지들을 base64를 활용하여 문자열로 인코딩한 후 서버에 업로드한다. 서버에서는 첫 번째로 촬영된 이미지 내의 접시를 YOLO를 통해 인식한 후, 생성된 Bounding Box 내의 구역만을 잘라내어 640*640 크기로 전처리한다. 이후 전처리된 사진 내의 음식을 YOLOv5[10, 11]를 통해 인식, 구분한 후, 새로운 Bounding Box를 생성하고 SAM을 활용하여 음식 구역 내의 픽셀값을 구한 뒤, 미리 설정해둔 값을 곱하여 면적을 추정한다. 이후 두 번째로 촬영한 이미지에서 ARCore를 통해 얻은 높이 값을 곱해 부피를 구하고, 음식의 이름과 부피, 그리고 분

할된 음식 사진을 base64를 활용해 다시 문자열로 인코딩한 후 애플리케이션으로 전송하고, 부피 값을 활용하여 총 섭취량, 총 칼로리, 탄수화물량, 단백질량, 그리고 지방량을 음식의 이름과 분할된 음식 사진과 함께 사용자에게 표시한다.

3.1 이미지 데이터 수집

이미지 데이터의 경우 총 2가지를 수집하였다. 첫 번째로 접시를 식별하기 위해 Roboflow Universe에서 공개 배포중인 106장의 이미지 데이터셋²⁾을 활용하였으며, 두 번째로 미리 학습한 음식을 인식하고 구별하기 위해, AI-Hub에서 배포하고 있는 한국 이미지 (음식) 데이터셋³⁾을 사용하였다. 해당 데이터셋은 한국 음식 150종(종별 약 1천장)의 데이터 수집 및 세그먼트 정보 등이 태깅되어 있으며, 본 연구에서는 김치볶음밥, 계란찜, 후라이드 치킨, 잡곡밥, 피자, 그리고 구운 고등어 총 6가지 종류의 음식만을 학습하였다.

3.2 YOLOv5 접시 학습

접시 이미지 데이터셋의 총 106장의 이미지를 roboflow의 90도 회전, 회색조 이미지 생성, 그리고 명암 조정 증강 기법을 활용하여 데이터를 추가하였다. 접시 이미지를 인식해야 하는 이유는 사용자가 사진을 촬영할 때, 항상 일정한 거리에서 사진을 촬영해야만 온전한 접시 안 음식의 면적을 확인할 수 있기 때문이다. 본 연구에서는 해당 문제를 해결하고자 촬



그림 2. 사각형, 원형 바운딩 박스를 활용한 접시 인식

Fig. 2 Dish recognition using rectangular and circular bounding boxes

2) <https://universe.roboflow.com/pfe-jvb9w/fseg-rmasa/dataset/1>

3) <https://www.aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=&dataSetSn=79>

영 후 접시를 그림 2와 같이 인식하여 바운딩 박스 내의 화면만을 480*480 크기로 잘라내어 다음 단계에서 사용한다. 다만, 바운딩 박스를 사각 형태로 사용할 경우 접시 밖의 물체가 잘못 인식되는 경우가 발생할 수 있기에, 그림 2와 같이 바운딩 박스의 중심(cx, cy)를 찾고, 너비 w의 절반을 장축으로 사용된 뒤 높이 h의 절반을 타원의 단축으로 지정한 후 계산된 매개변수를 활용하여 바운딩 박스를 타원형으로 구축하였다. 데이터 증강을 통해 확보한 264장의 이미지 중 85%를 학습 데이터셋으로, 5%를 검증 데이터셋으로, 그리고 10%를 테스트 데이터셋으로 활용하였다. 주피터 노트북을 사용해 개발하였고, YOLOv5s를 학습하는 데 활용하였으며 batch를 15로, epoch를 100으로 설정하였다.

3.3 YOLOv5 음식 학습

음식 이미지 데이터셋의 총 5538장의 이미지는 적절한 문제를 방지하기 위해 접시 이미지 데이터셋과 달리 데이터 증강 기법을 활용하지 않았다. 80%를 학습 데이터셋으로, 10%를 검증 데이터셋으로, 그리고 나머지 10%를 테스트 데이터셋으로 활용하였다. YOLOv5m 알고리즘을 사용하였고 batch를 16으로, epoch를 100으로 설정하여 학습하였다.

3.4 SAM 음식 분할

음식의 면적을 측정하기 위해, SAM을 사용하였다. 음식을 인식하고 구분할 때 사용되는 YOLOv5의 Bounding Box를 재활용해 음식 면적의 픽셀값을 구하고, 이 픽셀값을 활용해 음식의 성분량을 도출하였다. 그러나 Bounding Box만을 사용해 음식 면적을 분할하였을 때에는 그림 3과 같이 분할의 정확도가 높지 않았으나, Bounding Box의 중심점을 활용하고



그림 3. 기존 SAM 결과와 후처리 결과
Fig. 3 Original SAM results and post-processing results

SAM의 보정 기능을 사용함으로써 면적 분할의 정확도를 보완하였다.

3.5 ARCore 음식 높이 측정

ARCore[12]는 구글(Google)에서 개발한 증강현실(AR) 플랫폼으로, Android 기기에서 몰입감있는 AR 경험을 제공하고 사용자가 실제 세계와 가상 객체를 상호작용 할 수 있도록 돕는다. 본 연구에서는 측정하는 음식의 부피를 계산하기 위해 ARCore의 거리 측정 기능만을 활용하여 음식의 길이와 거리를 측정하고, 거리 정보를 활용하여 음식의 높이를 측정하는 데 활용하였다.

3.6 애플리케이션 개발

본 연구를 위해 개발한 애플리케이션은 그림 4와 같이 각각 촬영 안내 화면, 수평 촬영 화면, 수직 촬영 화면, 그리고 결과 확인 화면으로 구성되어 있으며, 각 화면은 사용자에게 직관적인 인터페이스를 제공한다. ARCore를 활용해 음식의 길이를 추정하기 위해 수평 촬영을 한 뒤, YOLO로 음식을 인식 및 구별하고 음식의 면적을 SAM으로 추정하기 위해 수직 촬영을 한다. 수평 촬영을 통해 음식의 길이(높이)를 측정할 수 있으며, 수직 촬영을 통해 음식의 종류와 음식 면적의 픽셀 값을 추정하도록 개발하였다. 이후 서버에 이미지를 송신한 후 음식의 면적과 높이 값, 그리고 어떤 음식인지를 수신하여 성분 값을 계산한 후 사용자에게 보여준다. 서버는 Amazon E2C 라는 AWS 가상 서버를 사용하였으며, 이미지 송·수신 및 음식의 부피를 도출하기 위해 활용하였다.

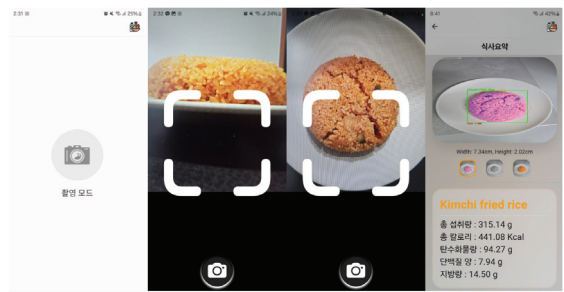


그림 4. 개발한 애플리케이션 화면 4가지
Fig. 4 Four Screens of the developed application

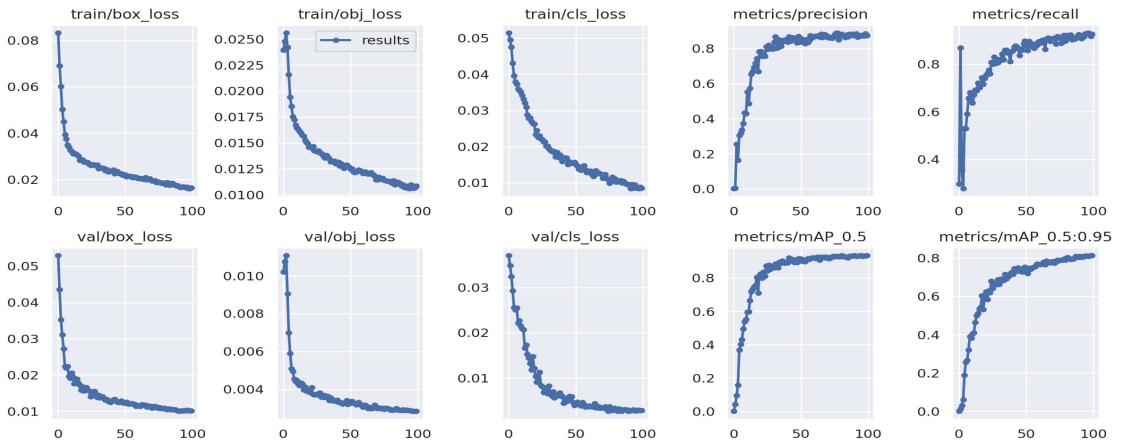


그림 5. 음식 학습 성능평가
Fig. 5 Food learning performance evaluation

IV. 성능평가

4.1 접시 인식 정확도

검증 데이터셋에서 14개의 이미지를 사용하여 모델을 평가한 결과, 총 14개의 객체 인스턴스가 감지되었다. Precision은 0.996, Recall은 1.0, mAP50은 0.995, mAP50-95는 0.951로 나타났다. 이를 통해 모델이 객체 인식 작업에서 충분한 성능을 보였다고 판단하였다.

4.2 음식 인식 및 구분 정확도

본 연구에서는 YOLOv5 모델을 적용하여 음식 이미지의 객체 인식을 평가하였다. 검증 데이터셋은 총 1106개의 이미지로 구성되었으며, 이로부터 1114개의 객체 인스턴스가 감지되었다. 전체적인 성능 평가는 그림 5와 같은 결과를 보였다: Precision은 0.885, Recall은 0.916, mAP50은 0.934, mAP50-95는 0.849로 나타났다. 계란찜 (Egg custard): 201개의 인스턴스가 감지되었으며, Precision은 0.885, Recall은 0.960, mAP50은 0.980, mAP50-95는 0.923으로 매우 높은 성능을 보였다. 프라이드 치킨 (Fried Chicken): 184개의 인스턴스가 감지되었고, Precision은 0.915, Recall은 0.897, mAP50은 0.939, mAP50-95는 0.798로 확인되었다. 고등어 구이 (Grilled Mackerel): 184개의 인스턴스가 감지되었으며, Precision은 0.905, Recall은 0.880, mAP50은 0.913, mAP50-95는 0.762로 좋은 성능을 나타냈다. 김치 볶음밥 (Kimchi Fried Rice):

186개의 인스턴스가 감지되었고, Precision은 0.876, Recall은 0.935, mAP50은 0.957, mAP50-95는 0.895로 양호한 성능을 보였다. 잡곡밥 (Multigrain rice): 188개의 인스턴스가 감지되었으며, Precision은 0.885, Recall은 0.931, mAP50은 0.965, mAP50-95는 0.862로 높은 성능을 기록하였다. 피자 (Pizza): 171개의 인스턴스가 감지되었고, Precision은 0.845, Recall은 0.890, mAP50은 0.850, mAP50-95는 0.856으로 나타났다. 이러한 결과는 YOLOv5 모델이 다양한 음식 객체를 효과적으로 인식할 수 있음을 시사한다. 특히, 계란찜과 프라이드 치킨과 같은 음식에 대해 높은 Precision과 Recall 값을 기록하여 모델의 신뢰성을 나타낸다고 판단하였다.

4.3 30차례 시연 결과

본 연구에서는 30회의 시연을 통해 실제 환경에서 사용자가 애플리케이션을 사용했을 때의 결과를 표 1과 같이 정리하였다. 해당 애플리케이션의 이해도가 높은 사용자가 실험하였으며, 촬영 시 ARCore 기능의 정확도를 높이기 위해 냉장고 등의 사물이 일부분 보이도록 촬영하였다.

$$Error Rate(\%) = \frac{|Estimated - Ground Truth|}{Ground Truth} * 100 \quad \dots (1)$$

오차율은 수식 1을 사용해 계산되었다. 실험 결과 전체 오차율 평균은 5.56%였으며, 이는 애플리케이션

표 1. 30차례 시연 결과 및 전체 오차율 평균
Table 1. 30th demonstration results and overall error rate average

횟수	총섭취량 (g)	칼로리 (g)	탄수화물 (g)	단백질 (g)	지방 (g)	오차율 (%)
1회	283.85	510.93	81.27	8.04	17.03	5.38
2회	306.49	551.68	87.75	8.68	18.38	2.16
3회	338.55	609.39	96.93	9.59	20.31	12.85
4회	309.67	557.4	88.66	8.77	18.58	3.22
5회	304.2	547.56	87.1	8.61	18.25	1.4
6회	311.95	561.51	89.32	8.83	18.71	3.98
7회	306.52	551.73	87.76	8.68	18.39	2.17
8회	283.77	510.78	81.25	8.04	17.02	5.41
9회	305.99	550.78	87.61	8.66	18.35	1.99
10회	282.08	507.74	80.76	7.99	16.92	5.97
11회	312.69	562.84	89.53	8.85	18.76	4.23
12회	289.74	521.53	82.96	8.2	17.38	3.42
13회	284.8	512.64	81.54	8.06	17.08	5.06
14회	331.67	597	94.96	9.39	19.9	10.55
15회	299.06	538.3	85.63	8.47	17.94	0.31
16회	301.64	542.95	86.36	8.54	18.09	0.54
17회	331.11	595.99	94.8	9.38	19.86	10.37
18회	309.91	557.83	88.73	8.78	18.59	3.3
19회	292.97	527.34	83.88	8.3	17.57	2.34
20회	331.56	596.8	94.93	9.39	19.89	10.52
21회	318.43	573.17	91.17	9.02	19.1	6.14
22회	314.28	565.7	89.98	8.9	18.85	4.75
23회	285.38	513.68	81.71	8.08	17.12	4.87
24회	342.66	616.78	98.11	9.7	20.55	14.22
25회	299.66	539.38	85.8	8.49	17.97	0.11
26회	336.44	605.59	96.33	9.53	20.18	12.14
27회	314.43	565.97	90.03	8.9	18.86	4.81
28회	327	588.6	93.63	9.26	19.62	9
29회	324.04	583.27	92.78	9.18	19.44	8.01
30회	323.24	581.83	92.55	9.15	19.39	7.74

사용 시 발생한 측정값과 실제값 간의 차이를 나타낸다. 결론적으로, 본 연구는 개발된 애플리케이션의 성능을 평가하였으며, ARCore와 SAM 기능의 효과를 분석하였다. 이러한 기능들은 사용자가 자신의 식단을 보다 쉽게 관리할 수 있도록 도와준다.

V. 결론 및 향후연구

본 연구에서는 당뇨병 관리에 있어 중요한 식습관 조절을 지원하기 위해 사용자에게 촬영된 음식의 대략적인 성분값을 확인할 수 있는 스마트폰 애플리케이션을 개발하였다. 개발된 애플리케이션은 재료 인식 방식 대신 YOLO를 통해 음식을 탐지하고 구별하는 방법을 사용하여 30회 시연 기준 5.56%의 오차율 평균을 기록하였다. 또한 SAM을 활용하여 이미지를 분할해 도출된 결과값으로 성분 계산을 수행함으로써 대략적인 음식의 영양성분을 표시함에 따라 사용자들이 특정 음식의 성분 함량을 참고하여 건강한 식단 결정을 내릴 수 있도록

록 지원한다. 이를 통해 사용자는 자신의 음식 성분 섭취량을 쉽게 확인하고, 어떤 음식이 어떤 성분을 가지고 있는지를 대략적으로 확인하고 섭취할 수 있다.

향후 연구에서는 데이터베이스 확장 및 YOLOv8 등의 새로운 인공지능 모델 활용 등을 통해 다양한 음식 항목 및 영양 정보를 포함한 포괄적인 데이터베이스를 구축하고, Depth Camera를 활용해 ARCore를 활용하지 않고 음식까지의 거리와 음식의 높이 등을 추정하는 방법을 채택하여 시연 시의 오차율을 줄이고 해당 기능과 연동되는 실제로 사용자에게 서비스가 가능한 애플리케이션을 개발할 예정이다. 이를 통해 사용자는 더욱 다양한 선택지를 제공받고, 각 음식의 영양 성분을 보다 정확하게 확인할 수 있게 된다.

감사의 글

이 논문은 2024년도 동서대학교 “Dongseo Cluster Project (type1)” 지원에 의하여 이루어진 것임 (DSU-20240007).

References

- [1] J. Han, and H. Park, "Factors Affecting Unmet Healthcare Needs among Adults with Chronic Diseases," *The Journal of the Korean Academy of Community Health Nursing*, vol. 32, no. 2, 2021, pp. 131-139. <https://doi.org/10.12799/jkachn.2021.32.2.131>
- [2] E. Han and M. Kim, "Food Habits and Dietary Quality by the Presence of Perceived Major Chronic Disease among Male Manufacturing Company Workers in Their 40s," *The Journal of the Korean Dietetic Association*, vol. 29, no. 4, 2023, pp. 230-247. <http://doi.org/10.14373/JKDA.2023.29.4.230>
- [3] F. Konstantakopoulos, E. Georga, and D. Fotiadis, "A Review of Image-Based Food Recognition and Volume Estimation Artificial Intelligence Systems," *The Journal of the IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, 2023. <https://doi.org/10.1109/RBME.2023.3283149>
- [4] B. Kalivaraprasad M. Prasad and N. Gattim, "Deep Learning-based Food Calorie Estimation Method in Dietary Assessment: An Advanced Approach using Convolutional Neural Networks," *The Journal of the International Journal of Advanced Computer Science*

- and Applications, vol. 15, no. 3, 2024, pp. 1044-1050.
<https://doi.org/10.14569/IJACSA.2024.01503104>
- [5] Z. Wang, Y. Lv, R. Wu, and Y. Zhang, "Review of GrabCut in Image Processing," *The Journal of the Mathematics*, vol. 11, no. 8, 2023.
<https://doi.org/10.3390/math11081965>
- [6] G. Jo, K. Hyun, and Y. Song, "Parallel U-Net Based Semantic Segmentation Method Using Generated Data from YOLO V5," *The Journal of the Korean Institute of Communications and Information Sciences*, vol. 48, no. 3, 2023, pp. 319-326.
<https://doi.org/10.7840/kics.2023.48.3.319>
- [7] A. Kirillov, E. Mintun, N. Ravi, H. Mao, C. Rolland, L. Gustafson, T. Xiao, S. Whitehead, A. C. Berg, W. Lo, P. Dollár, and R. Girshick, "Segment Anything," In *Proceedings of the 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Paris, France, 2023.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.02643>
- [8] F. Romadhon, F. Rahutomo, J. Hariyono, S. Sutrisno, M. E. Sulisty, M. H. Ibrahim, and S. Pramono, "Food Image Detection System and Calorie Content Estimation Using Yolo to Control Calorie Intake in the Body," In *Proceedings of the Symposium on Electrical, Information Technology, and Industrial Engineering 2023 (ICIMECE 2023)*, Istanbul, Turkey, 2023.
<https://doi.org/10.1051/e3sconf/202346502057>
- [9] R. Ismail and Z. Yuan, "Food Ingredients Recognition through Multi-label Learning," In *Proceedings of New Trends in Image Analysis and Processing - ICIAP 2017*, pp. 394 - 402, Siena, Italy, 2017.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-70742-6_37
- [10] H. Sim and M. Park, "Development of AI and IoT-based smart farm pest prediction system: Research on application of YOLOv5 and Isolation Forest models," *The Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 19, no. 4, pp. 771-780, 2024.
<https://doi.org/10.13067/JKIECS.2024.19.4.771>
- [11] K. Kim, "Metal Surface Defect Detection and Classification using EfficientNetV2 and YOLOv5," *The Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 17, no. 4, pp. 577-586, 2022.
<https://doi.org/10.13067/JKIECS.2022.17.4.577>
- [12] Q. Wei, W. Wang, H. Han, S. Yu, Y. Gu, and Y. Liu, "Augmented reality campus navigation for both indoor and outdoor spaces based on ARCore," In

Proceedings of the Third International Conference on Electronic Information Engineering and Data Processing (EIEDP 2024), Kuala Lumpur, Malaysia, 2024.
<https://doi.org/10.1117/12.3033072>

저자 소개



장현종(Hyun-Jong Jang)

2019~현재 동서대학교 소프트웨어학과 재학

※ 관심분야 : 인공지능, 데이터 증강



김요한(Yo-Han Kim)

2019년 충북대학교 정보통신공학부 졸업(공학사)

2021년 GIST 전기전자컴퓨터공학부 졸업(공학박사)

2022년 한국과학기술정보연구원 선임연구원
 2022년~현재 동서대학교 소프트웨어학과 조교수

※ 관심분야 : 차세대통신(B5G, 6G), 강화학습



김선용(Sun-Yong Kim)

2014년 한동대학교 전산전자공학부 졸업(공학사)

2019년 University of Maryland, Baltimore County 방문연구원

2020년 GIST 전기전자컴퓨터공학부 졸업(공학박사)

2020년 GIST AI연구소 연구원
 2020년~현재 동서대학교 소프트웨어학과 조교수

※ 관심분야 : 스마트그리드, 강화학습

