

이미지 처리 및 객체 감지를 이용한 재 료별 다이어트 음식 레시피 추천

MSc 연구 프로젝트

데이터 분석

신두자

학생 ID: x21133409

컴퓨팅 스쿨

아일랜드 국립 대학

감독자: 모하마드 하사누자만

국립 아일랜드 대학 석사 프로젝트

제출 시트 전산학부

학생 이름: 신두자

학생 ID: X21133409

프로그램: 데이터 분석 연도: 2022

모듈:연구...프로젝트

감독자: 모하마드 하사누자만

제출 마감일: 15/12/2022

프로젝트 제목: 이미지 처리 및 객체 감지를 이용한 재료별 다이어트 음식 레시피 추천

단어 수 6337

본인은 이 문서(제출물)에 포함된 정보가 이 프로젝트에 제출된 연구와 관련된 정보임을 확인합니다. 본인의 기여를 제외한 모든 정보는 프로젝트 뒷부분의 관련 참고 문헌 섹션에 완전히 참조 및 나열됩니다.

모든 인터넷 자료는 참고 문헌 섹션에서 참조해야 합니다. 학생은 보고서 템플릿에 명시된 참조 표준을 사용해야 합니다. 다른 저자의 서면 또는 전자 저작물을 사용하는 것은 불법(표절)이며 징계를 받을 수 있습니다.

서명:
.....
15/12/2022

날짜:
.....

다음 지침과 체크리스트를 읽어주세요.

이 시트의 완성본을 각 프로젝트에 첨부합니다(여러 부 포함).	<input type="checkbox"/>
온라인 프로젝트 제출에 대한 무들 제출 영수증을 첨부합니다, 를 각 프로젝트에 추가합니다(여러 복사본 포함).	<input type="checkbox"/>
프로젝트를 분실하거나 잘못 놓아둔 경우를 대비하여 프로젝트의 하드 카피를 보관해야 합니다. 컴퓨터에 사본을 보관하는 것만으로는 충분하지 않습니다.	<input type="checkbox"/>

프로그램 코디네이터 사무실에 제출된 과제는 사무실 외부에 있는 과제 상자에 넣어야 합니다.

사무실 전용

서명:	
날짜:	
페널티 적용(해당되는 경우):	

이미지 처리 및 객체 감지를 이용한 재 료별 다이어트 음식 레시피 추천

신두자

초록

음식은 건강한 라이프스타일을 유지하는 데 필요한 모든 영양소를 공급해 주므로 일상 생활에서 없어서는 안 될 필수 요소입니다. 비만은 최근에는 공중 보건 측면에서 주요 문제로 인식되기 시작했습니다. 따라서 모든 사람이 건강한 식단을 유지하기 위해 영양소 섭취량을 모니터링하는 것이 필수적입니다. 이 논문에서는 식재료를 사진으로 찍어 앱에 업로드하여 레시피를 찾을 수 있도록 도와주는 웹 애플리케이션을 소개합니다. 이 애플리케이션은 사용자가 건강하고 건강한 라이프스타일을 위해 새로운 기술을 더 나은 방식으로 사용할 수 있도록 도와주며, 이 백서에서는 이를 찾는 방법을 설명합니다. 그리고 다이어트 레시피는 이러한 사진의 가공된 버전에서 파생될 것입니다. 유급 고용 상태의 사람들은 제공된 패러다임의 혜택을 누릴 수 있습니다. 전 세계가 휴대폰과 같은 최신 기술을 계속 발전시키고 있기 때문에 사용자는 해당 식품을 촬영한 이미지를 기반으로 해당 식품의 다이어트 공식을 제시받을 수 있습니다. 딥 러닝, 음식 인식, 다이어트 레시피가 여기에 사용될 수 있는 키워드 중 일부입니다.

1 소개

식단 관리는 건강한 라이프스타일을 추구하는 현대인이라면 반드시 실천해야 하는 기본적인 습관 중 하나입니다. 기계의 기능이 계속 향상됨에 따라 인공지능은 훨씬 더 간단한 방식으로 건강과 식단을 관리하는 등 다양한 분야에서 우리를 도울 수 있습니다. 이 두 가지 영역은 그 중 일부에 불과합니다. 따라서 인공지능(AI)과 음식은 우리 일상 생활에서 중요한 부분을 차지하고 있습니다. 일상생활을 하면서 건강한 식단을 유지하는 것. 건강에 해로운 음식의 섭취는 놀라울 정도로 높은 비만의 주요 원인입니다. 빡빡한 일정과 과도한 업무량으로 인해 사람들은 건강과

피트니스에 충분한 주의를 기울이지 않고 있습니다. 오늘날 현대인이 직면한 가장 광범위하고 중요한 건강 문제는 신체 활동 부족입니다. [신체 이미지의 영향] 우리가 정기적으로 소비하는 것들. 매일 단백질, 지질, 탄수화물, 비타민을 섭취하게 되지만, 적절한 균형이 잡힌 식단을 섭취하는 것이 필수적입니다. 이 점을 가장 중요하게 생각한 결과, 정확한 식별이 가능한 기기를 개발하게 되었습니다. 다양한 영양소 값으로 정확하게 세분화 된 식품은 소비자에게 다양한 소스에서 가져올 수 있는 기능을 제공합니다.

생계를 유지합니다. [개인 맞춤형] 레시피 추천 시스템을 개발할 때 저는 주로 식재료, 레시피, 사용자 간의 관계에 집중했습니다. 어떤 레시피가 영양가도 높고 맛도 좋은지 추천할 때 고려해야 할 가장 중요한 요소라고 생각하기 때문입니다. 또한 저는 별도의 모델 커리어를 유지하기로 결정했습니다. 레시피의 맛을 모델링하면 영양가를 도출할 수 있습니다. 평가 데이터와 비교할 때 영양 통계는 일반적으로 해석의 여지가 적고 합리화하기가 더 간단합니다. 결론적으로, 장기적으로 누구나 활용할 수 있는 모델을 만들기 위해서는 까다롭기보다는 이해하기 쉽고 유연하게 만드는 것이 더 중요하다는 결론을 내렸습니다. 이 제안은 다음과 같은 연구 질문을 정당화하기 위한 목적으로 사용됩니다: 딥러닝 알고리즘이 음식을 얼마나 잘 인식할 수 있으며, 이미지 처리와 객체 인식을 통해 재료를 분석하여 비만 및 기타 건강 문제로 고통받는 사람들의 요구를 충족시키기 위해 다이어트 음식 레시피를 얼마나 잘 추천할 수 있는가? 이 연구 프로젝트의 목적은 딥러닝 기법 모음을 활용하여 구성 요소를 정확하게 식별하고 사용자에게 레시피를 제공하는 것입니다. 이 연구에서는 두 가지 데이터셋을 사용했는데, 하나는 객체 인식을 위한 과일 및 채소 이미지이고 다른 하나는 등급, 영양 성분, 카테고리별로 분류된 Epicurious의 레시피이며, 두 데이터셋은 모두 Kaggle에서 사용할 수 있습니다. 13,500장의 사진으로 구성된 데이터 세트는 모델 훈련에 사용됩니다. 작업 중인 프로젝트에 사진이 필요해서 Bing 이미지 검색에서 사진을 스크랩했습니다. 이 데이터 세트에는 이러한 이미지가 포함되어 있습니다. 이 이미지들은 먼저 세분화되고, 그 특성을 검색한 다음, 마지막으로 여러 카테고리로 분류됩니다. 이 연구에서는 어떤 딥러닝 모델이 가장 효과적인지 알아보기 위해 MobileNetV2, VGG19, DenseNet201, ResNet152V2, InceptionResNetV2를 비교합니다. 정확도, 손실, 지연 시간, 크기 등의 요소를 고려한 후 딥러닝 프레임워크에 적합한 모델을 선택했습니다. 기존의 분류 방법을 사용하면 특징 세분화, 분류, 추출 작업을 성공적으로 완료할 수 있습니다. 세분화 기술은 다양한 이미지 영역을 파악하고 해당 영역에 포함된 항목을 로컬라이즈하는 데 필요합니다. 다음은 연구에서 얻은 정보를 제시하는 순서입니다: II절에서는 본 제안과 관련된 선행 연구 프로젝트, III절에서는 본 연구에 필요한 방법론 및 아키텍처, IV절에서는 데이터의 설계 사양 및 프로젝트 관리 계획, V절에서는 연구 수행, VI절에서는 프로젝트 평가, ⑦절에서는 결론 및 향후 작업으로 구성됩니다.

2 관련 작업

이 섹션은 가장 중요하고 영향력 있는 것으로 간주되어 최근에 수정 및 시행된 오래된 노력들을 정리한 것입니다. 연구자의 실험적 노력은 철저한 평가를 거쳤으며, 그 방법, 결과 및 결론에 대해 모두 논의했습니다. 이 보고서가 이웃에 도움이 될 독창적이고 상상력이 풍부한 전략을 제시하는 것이 보장되어야 합니다. 이 연구의

단점, 함정, 강점을 모두 심층적으로 분석하고 고려했습니다. 새로운 방법을 분석하고, 기존 조사의 가장 중요한 측면을 유지하면서 기존 연구의 한계를 분석하는 방식으로 적용될 것입니다.

2.1 머신 러닝 알고리즘 및 모듈

베트남 풍미 프로파일을 가진 음식과 같은 음식 레시피는 이 연구에서 추천되었으며 (Banerjee Mondal, 2021)에서 제안되었습니다. 사진 식별을 위해 HOG(Histogram of Gradient) 및 SIFT와 같은 좀 더 컨벤셔널한 머신러닝 기법을 사용했습니다. (스케일 불변 특징 변환). 그 외에도 특징 추출 과정의 일부로 딥러닝 모델을 구현했습니다(Tran 외. 2021). 딥 러닝 모델로는 VGG16, IMobile Net, ANN, Resnet18, Resnet50, Densenet121 등이 있습니다. 이들은 추출된 특징의 분류를 수행하기 위해 로지스틱 회귀와 소프트 맥스를 사용했습니다.

DASH 식단 추천 시스템은 연구자들에 의해 제안되었으며 고혈압 환자에게 건강한 영양을 제공하는 데 중점을 둔 식단 조언을 제공하기 위한 것입니다. 이 시스템 개발에 사용된 머신 러닝 기법에는 추정 모듈로 알려진 데이터 필터링 도구와 식품 분류기 모델 및 콘텐츠 기반 필터링 모듈이 포함됩니다(Sookrah 외. 2019). 고혈압 환자만 권장 식이요법의 혜택을 받을 수 있는 것은 아닙니다. 이는 보다 일반적인 요구를 가진 사용자들에게도 유용합니다. 머지않은 미래에 이 다이어트 계획 시스템은 사용자의 식단을 추적하고 분석하는 데 활용될 것이며, 이를 지켜볼 수 있게 될 것입니다. 이 연구에서 저자는 로지스틱 회귀, 나이브 베이즈, 순환 신경망(RNN), 다층 퍼셉트론(MLP), 게이트 순환 유닛(GRU), 장단기 메모리와 같은 머신러닝과 딥러닝 알고리즘을 모두 구현했습니다.

질병을 앓고 있는 환자에게 필요한 영양소(칼로리, 섬유질, 단백질, 지방, 나트륨)를 기반으로 제안된 솔루션입니다(LSTM). 의료 데이터 세트에는 1000개의 항목, 30개의 환자 기록, 13개의 다른 공헌도가 포함되어 있습니다. 병원과 인터넷에서 얻은 정보를 사용하여 수집되었습니다. LSTM에 기반한 딥러닝 모델을 사용하여 97.74%의 정확도를 얻을 수 있었습니다(Iwendi 외. 2020). 비슷한 맥락에서 허용된 유형에 대해서는 사전 분류 수준 98%, 리콜 수준 99%, F1 측정 수준 99%를 달성했지만 금지된 유형에 대해서는 정밀도 수준 89%, 메모리 수준 73%, F1 측정 수준 80%를 달성했습니다. 4명의 저자가 이 연구에서 가장 중점을 둔 부분은 랜덤 포레스트 XG 부스트(Khan et al. 2019)를 포함한 추천 시스템 분석에 머신 러닝 방법을

적용하는 것이었습니다. 비교 가능한 식품에 대한 예측을 하고 고객의 관점에서 이를 보증하기 위해 SVM을 활용했습니다(Khan, Deshpande 및 Tripathy, 2019). 식품의 영양 성분을 결정하기 위해 제안된 접근 방식은 간단합니다. 식단 조언 시스템의 틀 내에서 이 간행물에 기여한 5명의 학자들은 두 가지 범주를 권장했습니다. 첫 번째는 채식주의자와 비채식주의자 모두 원하는 식품을 찾을 수 있도록 돕는 것입니다. 이들은 매우 정확한

식품 분류 및 머신 러닝 기법을 사용하여 분류기를 개발했습니다(Shah 외. 2022).

2.2 전이 학습, RCNN, 그래프 클러스터는 세 가지 유형의 알고리즘입니다.

연구진은 음식 성분을 분류하는 모델을 구축하고 이를 기반으로 레시피를 제안하는 알고리즘을 개발했습니다. 연구진은 결과를 위해 9856개의 이미지가 32가지 식품 카테고리로 분류된 특수 데이터 세트를 사용했습니다. 컨볼루션 신경망(CNN) 모델링을 사용하여 식품을 식별하고 머신러닝을 사용하여 레시피를 제안했습니다. 정확도는 94%로 상당히 높은 수준이었습니다. 특정 재료는 어떤 웹사이트에서도 찾을 수 없었기 때문에 자체적으로 데이터를 개발했습니다. 32가지 요소의 총 9856개 이미지로 구성된 새로운 필수 데이터 세트는 세 가지 데이터 세트(food101, 과일 360, UECFOOD256)를 결합하여 만들었습니다. 94%의 정확도로 테스트에 성공할 수 있었습니다. 따라서 식품 성분을 식별하는 데 이미지를 사용하는 것은 당연한 일입니다. 또한 이 시스템은 CNN 모델을 훈련하기 위한 기본 모델로 ResNet50, VGG16, MobileNetV2를 사용했습니다. ResNet50은 이 모든 모델보다 뛰어난 성능을 보여주었습니다(Rokon 외. 2022). 이들은 식재료 감지를 기반으로 식단을 추천하는 특수 알고리즘을 개발했으며, 32개의 식재료 중 19개의 요리 레시피를 선택했습니다. 조사 과정에서 두 가지 문제를 발견했습니다. 하나는 이미지 간의 대비 문제이고, 다른 하나는 클래스의 불균형 문제입니다. CNN 모델은 한 번에 하나의 음식 성분만 식별할 수 있다고 연구진은 말합니다. 주어진 시각에서 여러 가지 식단 구성 요소를 구별할 수 없습니다.

연구진은 이전 모델을 능가하기 위해 식사 제안을 위한 새로운 하이브리드 모델을 개발했습니다. 이 연구에서 사용된 모델은 식단 콘텐츠에 기반한 제안 단계와 사용자 기반 조언을 포함하는 두 단계로 구성됩니다(Rostami 외. 2022). 첫 번째 단계에서는 그래프 클러스터를 사용했고, 두 번째 단계에서는 딥러닝 모델을 사용하여 사용자 추천과 음식 항목을 결합했습니다.

연구진은 스마트폰으로 촬영한 일상 식사 사진을 사용하여 식단 계획 시스템과 음식 식별을 분석했습니다. 객체 분류를 위해 딥 메서드 컨볼루션 신경망(CNN)을 사용하여 음식 이미지를 찾아냈습니다(Jiang 외. 2020). 연구원들은 잘 알려진 두 가지 데이터 세트를 사용하여 위치를 매핑하기 위해 R-CNN 모델의 지역 제안 네트워크를 사용했습니다: UEC-FOOD100과 UEC-FOOD256. 이 시스템의 결과는 고객을

위한 새로운 식단 계획을 개발하기 위해 식품의 위치를 찾는 것이 간단하다는 것을 보여줍니다.

2.3 CNN, LSTM 및 딥 러닝으로 알려진 알고리즘

이 연구는 컨볼루션 신경망을 이용한 음식 인식에 대해 설명하며, 저자들은 다음 세 가지 네트워크를 사용하여 알고리즘을 테스트했습니다: 간단한 분류 네트워크인 삼중(Siamese), 간단한 분류 네트워크인 삼중 신경망(Triplet Network), 그리고 그 외 네트워크. 사진 유사성 모델을 학습하는 것이 이 네트워크의 목적입니다.

이 테스트에서는 256개의 서로 다른 음식 카테고리 및 각 카테고리에 대한 100개의 사진으로 구성된 UEC-FOOD256이라는 데이터 세트를 활용했습니다(Shimoda Yanai 2017). 이 때문에 삼중 네트워크는 수행된 테스트에서 다른 유형의 네트워크와 비교했을 때 매우 우수한 성능을 보였습니다. 코로나19 팬데믹 기간 동안 사람들이 바이러스와 싸우는 데 도움이 되는 영양가 있는 음식이 절실히 필요했던 시기에 이 연구가 수행되었습니다. 딥 러닝 모델을 사용하면 대형 슈퍼마켓에서 건강한 식품 옵션을 식별하는 것은 간단하지 않지만, 건강한 식품 옵션을 분류하고 예측하는 것은 간단합니다(Banerjee Mondal 2021). 일반 식품의 건강한 버전을 만드는 것이 이 글의 주요 초점입니다. 연구자들은 성분 사전에서 학습하는 경향이 있는 프레임 워크를 활용하여 여기에서 성분 관계 모델링을 위한 성분 의미 그래프를 제공했습니다. 이는 성분이 서로 어떻게 상호 작용하는지 더 잘 이해하기 위해 수행되었습니다. 채검색자들은 결과를 개선하고 우수성을 입증하기 위해 세 가지 다른 데이터 세트를 사용하고 컨볼루션 그래프 네트워크를 사용하여 데이터를 결합했습니다(Wang et al. 2022). 널리 사용되는 세 가지 벤치마크 데이터 세트(이더 푸드-101, 비레오 푸드-172, ISIA 푸드-200)에 대해 이 방법의 적용 가능성을 일련의 엄격한 테스트를 통해 검증하여 그 효과를 확인했습니다.

이 연구에서 저자는 로지스틱 회귀, 나이브 베이즈, 순환신경망(RNN), 다층 퍼셉트론(MLP), 게이트 순환 유닛(GRU), 장단기 메모리와 같은 머신러닝과 딥러닝 알고리즘을 모두 구현했습니다. 또한 저자들은 칼로리, 섬유질, 단백질, 지방, 나트륨과 같은 필수 영양소를 기반으로 질병을 앓고 있는 환자를 위한 솔루션을 제안했습니다(LSTM). 의료 데이터 세트에는 1000개의 항목, 30개의 환자 기록, 13가지 속성이 포함되어 있습니다. 병원과 인터넷에서 얻은 정보를 사용하여 수집되었습니다. LSTM에 기반한 딥러닝 모델을 사용하여 97.74%의 정확도를 얻을 수 있었습니다(Sundarramurthi 외. 2020). 비슷한 맥락에서 허용된 유형에 대해서는 98%의 정밀도, 99%의 리콜률, 99%의 F1 측정값을 달성했지만, 금지된 유형에 대해서는 89%의 정밀도, 73%의 메모리 수준, 80%의 F1 측정값을 달성했습니다.

이 아이디어는 식단 정보를 기록하는 자동화된 접근 방식을 설명합니다. 이는 딥러닝 기술을 사용하여 식단 기록의 자동화 수준을 높입니다. 연구진은 UEC FOOD 100, UEC FOOD 256, Food-101, Chinese.Food Net 데이터 세트를 포함한 특정 데이터 세트를 활용했습니다(Hu et al. 2018). 또한 이 연구에서는 두 가지 새로운 점이 추가되었습니다. 첫째, 잘 알려진 많은 합성곱 신경망 모델과 잘 알려진 음식 사진 데이터 세트를 결합하여 다양한 딥러닝 모델을 학습하고 평가했습니다. 84.0의

정밀도를 달성했습니다. 이 연구의 저자 14는 딥러닝 모델을 사용하여 인도 음식과 관련된 데이터를 사용하여 이미지 레시피의 요리 단계를 처리하는 실험을 수행했습니다. CNN과 LSTM 외에도 방향성 입력이 있는 Bi-LSTM을 사용했습니다. 데이터는 인터넷의 여러 웹사이트에서 가져왔습니다. 제안된 모델은 정보 검색 시스템에 매우 유용할 수 있으며 자동 레시피 추천에 성공적으로 사용될 수 있는 잠재력을 가지고 있습니다(Kumari Singh 2019). 이 프로젝트의 가장 어려운 측면은 지침의 길이가 가변적이고, 각 레시피에서 발견되는 지침의 양이 증가하고, 단일 이미지에 여러 음식이 포함되어 있다는 점입니다. 또한 이 백서에는 다음과 같은 컨텍스트 정보도 포함했습니다.

를 사용하여 동일한 식재료와 음식 플래터의 개념에 대한 모델의 분류 정확도를 높였습니다. 이를 위해 이 작업을 수행했습니다. 아직 디코딩의 효율성과 더 광범위한 국제 레시피 데이터 세트에 대한 연구가 더 필요합니다.

이 연구의 연구진은 음식 사진을 위한 애플리케이션을 개발했습니다. 이 애플리케이션은 사용자가 애플리케이션을 통해 제출한 음식 이미지의 영양 성분을 판단하는 데 도움을 주며, 사용자에게 식사에 대한 추천도 제공합니다. (Tiankaew 외. 2018) 연구진은 앱의 프론트엔드 구축 과정에서는 네이티브를 활용했고, 앱의 백엔드 구축 과정에서는 파이썬 플라스크를 사용했습니다. 이 외에도 심층 컨볼루션 신경망의 도움을 받아 데이터 세트를 학습했습니다. 연구진이 새로 개발한 모델을 문제에 적용한 덕분에 이제 정확한 칼로리 수치를 파악할 수 있게 되었습니다. 음식 사진 인식 능력을 향상시키기 위해 딥 CNN(심층 컨볼루션 신경망)이라는 새로운 기술을 사용했습니다. 연구진은 오픈 인터넷 리소스에서 사용할 수 있으며 말레이시아 길거리 요리에 대한 정보가 포함된 데이터 세트를 활용했습니다(Subhi Ali 2018). 또한 컨볼루션 마스크는 분석 대상 음식의 색상을 식별하는 데 도움을 줍니다. 또한 이 연구 과정에서 강력한 신경망을 사용하여 음식의 크기와 양에 대한 분석을 수행했습니다. 컨볼루션 신경망과 같은 딥러닝 기법의 도움을 받았습니다,

캠버라 병원에서 환자들에게 제공되는 음식의 품질이 식사로 인식될 수 있습니다. 이 연구는 영양 분야(CNN)에 초점을 맞췄습니다. 높은 인식 정확도를 얻기 위해 딥러닝 모델인 VGG와 Resnet을 사용했으며, SGD와 Adam 알고리즘의 도움으로 패스트 트레이닝 절차를 수행했습니다(Mao 외. 2020). 시스템 연구 결과에 따르면, 이 제안은 사용된 데이터 세트에서 제공되는 식사 및 음식에 대해 정확하고 효율적인 인식 방법을 가지고 있습니다. 연구진은 당뇨병 환자의 음식 선호도와 당뇨병 환자의 음식 선호도에 대한 예측을 위해 두 가지 종류의 데이터 세트를 사용했습니다. 당뇨 예측과 음식 인식을 목적으로 하는 ANN을 활용하고, 각각의 영양학적 가치와 함께 CNN과 VGG16을 활용하여 연구를 진행했습니다. 레시피에 포함된 식재료의 전체 칼로리를 제공하는 것도 도움이 됩니다(Brintha 외. 2022). 연구 목적을 쉽게 추적할 수 있도록 이 결과는 웹사이트에 공개될 예정입니다. 이 연구 실험은 사용자의 입력값을 기반으로 체질량지수(BMI), 혈당 수치, 당뇨병 위험도, 나이 사전값을 계산할 수 있습니다. 또한 사용자의 입력값을 기반으로 피부 두께를 예측할 수도 있습니다.

2.4 특징 추출 및 이미지 분류

일러스트는 각각 다른 식품과 그 식품에 포함된 영양소를 묘사하고 있습니다. 식

품을 평가하기 위해 이미지를 회색조로 변환하고, 이미지를 여러 섹션으로 나누고, 이미지의 히스토그램을 생성하고, 특징 추출 및 사진 분류를 수행하는 등 여러 절차가 사용되었습니다. 다양한 음식을 인식하고, 각각의 칼로리를 표시하고, 사용자에게 영양가 있는 식사를 제안하기 위해 자동화된 시스템과 안드로이드 애플리케이션을 구축했습니다. 따라서 이 연구의 목적은 이 소프트웨어의 사용자가 추적하는 동안 개인 정보를 그대로 유지할 수 있도록 하는 것입니다.

소프트웨어를 사용하여 일일 칼로리 총량을 계산할 수 있습니다. 이 방법으로 권장되는 식품을 섭취하면 지침과 권장 사항을 제공받을 수 있으며 신체를 좋은 상태로 유지하기가 더 쉬워집니다 (Rewane Chouragade 2019). 가장 효과적인 접근 방식과 알고리즘을 활용하여 식품을 식별하는 것은 이미지를 사용하여 다른 구성 요소로부터 식품 성분을 분리하고, 속성을 식별하고, 분류하는 것을 포함하며, 저자는 데이터 세트에서 특징을 추출하여 데이터를 분류하기 위해 Relief F 및 ARCIKELM (적응형 감소 클래스 증분 커널 익스트림 학습 머신)과 같은 기술을 활용했습니다. 이 연구에서는 파키스탄 음식과 관련된 데이터 세트가 활용되었습니다(Tahir Loo 2020). 연구진은 향후에는 새로운 하이브리드 모델을 구현하여 치명적인 망각의 발생을 최소화할 계획이라고 밝혔습니다.

3 연구 방법론

그림 1에서 볼 수 있듯이 연구 접근 방식은 데이터 수집, 데이터 전처리, 데이터 변환, 데이터 모델링 및 변환, 평가 및 결과의 5가지 단계로 구분됩니다.

프로세스의 첫 번째 단계인 "데이터 수집"에서는 두 개의 서로 다른 데이터 세트가 결합됩니다[21], [20].

다음 단계는 데이터 전처리입니다. 깨끗한 이미지 색상을 제공하기 위해 사전 처리에는 이미지 재분류, 이미지 자르기, 텍스트 제거, 배경 필터링 등의 작업이 포함됩니다. 이미지에 포함되었을 수 있는 사람이나 텍스트 라벨과 같은 불필요한 자료는 이미지에서 삭제했습니다. 딥러닝 알고리즘이 사진을 처리하기 위해서는 데이터 세트가 사전 처리되어야 합니다. 사진에 적용된 픽셀 밝기 수정, 그라데이션 또는 선명도 필터, 비네팅 효과에 따라 4가지 범주의 사전 처리 기술을 적용합니다.

이미지에서 이미지의 가장자리 선을 감지합니다. 검증 전략의 일환으로 데이터 세트는 훈련 데이터와 테스트 데이터로 세분화되며, 데이터의 70%는 훈련 데이터 카테고리로, 30%는 테스트 데이터 카테고리로 분류됩니다. 클래스에 할당할 수 없는 사진을 제거하는 것이 필수적이며, 사진의 시어링, 스케일링, 뒤집기, 분할, 확대/축소 등의 프로세스를 표준화하는 것이 필수적입니다. 이러한 절차를 수행하기 위해 코딩에는 Python이 사용됩니다. 전처리 과정을 거친 과일 및 채소 데이터 세트는 13,500장의 식재료 사진으로 구성되었습니다. 그런 다음 이 사진에 번호를 다시 매기고 JPG 형식으로 저장한 후 확장자가 .zip인 파일로 압축했습니다.

세 번째 단계는 "데이터 변환"으로, 데이터 세트에 더 많은 데이터를 추가하고 데이터 세트의 이미지 크기를 조정하는 작업입니다. 데이터 세트는 이전에 학습 데이터 세트와 테스트 데이터 세트로 나뉘어져 있었습니다. 모델 학습을 위해 데이터셋을 준비하려면 먼저 데이터셋의 모양을 변경하고 재구성하는 데이터 증강 프로세스를 거쳐야 합니다. 과일 및 채소 데이터 세트는 다음과 같은 세 가지 유형의 폴더로 구성되어 있습니다.) 여기에는 모든 종류의 과일과 채소가 있습니다. 과일과 채소에 대한 데이터 증강을 수행하기 위해 TensorFlow의 이미지 데이터 생성기 서비스를 활용했습니다.

데이터 세트. 여기에는 셔플 활성화 = 참, 수평 뒤집기 = 참, 재조정 = 1./255, 확대/축소 범위 = 0.2, 색상 모드 = "rgb"(3채널), 배치 크기 = 32, 임의의 시드 20으로 설정하는 것이 포함되었습니다. 모델에 따라 대상 크기는 (224, 224) 또는 (299, 299) 픽셀이어야 합니다. 훈련과 검증을 위해 확장된 과일 및 채소 데이터 세트는 세 부분으로 나뉘었습니다. 훈련(각 100개 이미지), 테스트(각 10개 이미지), 검증(각 10개 이미지)이 그것입니다.

네 번째 단계는 데이터 모델링 및 변환으로, 모델 훈련, 모델 변환, 모델과 게이미피케이션의 배포로 구성됩니다. 모델은 분할된 버전의 훈련용 데이터 세트를 사용하여 훈련한 다음 별도의 데이터 세트를 사용하여 검증했습니다. 모델 학습을 위해 텐서플로우의 라이브러리에서 이미 학습된 모델 5개를 가져왔습니다. ResNet152V2, MobileNetV2, DenseNet201, VGG19(32, 224, 224, 3)의 이미지 모양이 훈련 과정 전반에 걸쳐 사용되었습니다. Inception ResNetV2 [26]는 (32, 299, 299, 3)의 모양을 가진 이미지를 인식하도록 학습되었습니다. 특징 추출과 선택을 최대한 활용하기 위해 전이 학습이 사용되었습니다. 신경망에서 생성된 결과를 표준화하기 위해 훈련 모델에 각각 10회 반복, 범주형 교차 엔트로피 손실 함수, ReLU 활성화 함수, SoftMax 작동 함수를 부여했습니다. 모델을 완성하기 위해 아담 옵티마이저를 활용했습니다. 모델이 학습된 후에는 TensorFlow Lite에서 모바일 장치와 호환되는 형식으로 내보냈습니다. 모델의 기능을 그대로 유지하면서 더 작은 설치 공간을 가진 모델을 생성하기 위해 학습 후 정량화 접근 방식을 활용했습니다. 훈련된 모델을 사용하여 모바일 장치에서 여러 추론 테스트를 수행했습니다.

평가 및 결과에서는 다섯 번째 단계로 정확도, 손실, 크기, 지연 시간을 각각 사용하여 각 딥러닝 이미지 분류 모델의 성능을 평가합니다. 파워 Bi를 사용하여 다섯 가지 모델을 비교하고 그 결과를 표시했습니다. 실험이 완료된 후 가장 효과적인 딥러닝 분류 모델을 선택한 다음 식품 성분을 포함시켰습니다.

4 디자인 사양

그림 1에서 볼 수 있듯이, 온디바이스 딥러닝 프레임워크의 설계는 게임화 구성 요소와 딥러닝 사진 분류 모델을 통합합니다. 4.1절에서 다룬 것처럼 데이터베이스 계층을 구성하는 구성 요소 다음 섹션 (4.2)에서는 애플리케이션 계층의 구성 요소와 (4.3)에서는 프레젠테이션 계층의 구성 요소에 대해 설명합니다.

제안된 시스템의 연구 아키텍처는 데이터베이스 계층, 애플리케이션 계층, 프레젠테이션 계층의 세 단계로 나뉩니다. 제시되는 시스템에서 프레젠테이션 계층은 사용자에게 최적의 식단을 제공하는 역할을 담당합니다.

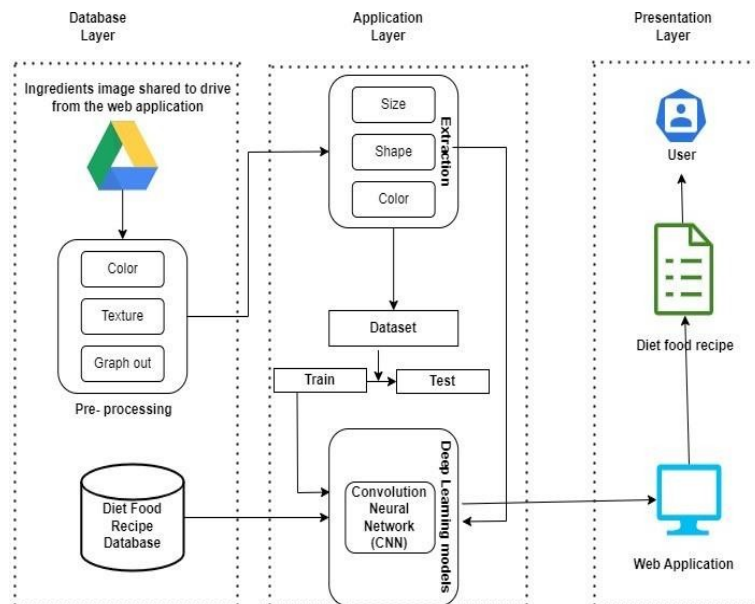


그림 1: 설계 사양

4.1 데이터베이스 레이어

음식 레시피. 장치에서 얻은 이미지는 색상, 그래프, 질감에 따라 데이터베이스 레이어에서 분류됩니다. 또한 데이터베이스 레이어에는 언제든지 액세스할 수 있는 레시피 데이터베이스가 있습니다. 따라서 이 데이터베이스 레이어에서 사용자는 재료의 사진을 찍을 수 있습니다. 그리고 사진은 드라이브에 저장되고 사전 처리 단계에서 색상 질감과 그래프를 식별하는 사전 처리 단계로 이동하며 다이어트 음식 레시피가 포함 된 데이터베이스도 포함됩니다.

4.2 애플리케이션 계층

애플리케이션 레이어는 크기, 모양, 색상 등의 추출 과정으로 구성됩니다. 데이터베이스 레이어에서 받은 데이터는 추출 단계로 들어가고 거기서부터 데이터 세트에 들어가서 훈련과 테스트 등 두 가지로 나뉘며, 데이터베이스 레이어의 이미지는 데이터 세트를 통과하여 컨볼루션 신경망(CNN)과 같은 딥 러닝 모델을 거치게 됩니다.

4.3 프레젠테이션 레이어

딥러닝 모델의 데이터는 프레젠테이션 레이어로 전송됩니다. 프레젠테이션 레이어에서는 웹사이트 애플리케이션으로 이동하여 다이어트 음식 레시피를 검색하고 사용자에게 제공합니다. 사용자가 재료를 업로드한 레시피를 기반으로 프레젠테이션 레이어에서 레시피를 사용할 수 있는 방법을 알려줍니다.

5 구현

웹 애플리케이션 개발은 여러 플랫폼과 호환되는 Flutter 프레임워크를 사용하여 수행할 수 있습니다. 비주얼 스튜디오 코드에서 Flutter를 설치하고 설정했습니다. 화면의 그래픽 레이아웃은 비주얼 스튜디오 코드로 가져왔습니다. 사용자가 캡처 버튼을 터치하면 카메라가 카메라 앞에 있는 식재료를 촬영하여 모바일 카메라의 입력을 수집하고, 사용자는 컴퓨터의 데스크 탑에 사진을 저장해야 합니다. 그런 다음 학습된 딥러닝 모델을 HTML, CSS, 부트스트랩으로 변환하고 플라스크를 사용하여 웹 애플리케이션을 만들었습니다.



그림 2: 모델 구현

그림 2는 레시피 메이커의 입력 화면으로, 사용자가 데스크톱에서 파일을 선택하고 이미지를 업로드하면 레시피 데이터셋에서 레시피가 나옵니다. 2만 개가 넘는 레시피가 게시되어 있으며, 각 레시피에는 등급, 관련 카테고리, 영양 성분 분석이 있습니다. 따라서 데이터 세트에서 사용자의 재료와 일치하는 레시피를 얻을 수 있습니다. 입력된 재료 사진은 아래 그림에 나와 있습니다.

과일과 채소 이미지가 포함된 데이터 세트가 Google 드라이브에 게시되었습니다. 그림 4에서 볼 수 있듯이, 이 데이터 세트는 전처리 및 모델 학습을 위해 Google 드

라이브에서 Google 공동 연구실(Colab)로 업로드되었습니다. 이 데이터 세트로 텐서플로 모델을 학습시켰습니다.

위의 그림 4는 레시피 모델의 출력 화면을 보여줍니다. 테스트 모델에 대해 5개의 이미지가 업로드된 것을 볼 수 있습니다. 피망, 양배추, 바나나, 사과. 따라서 사용 지침과 함께 더 많은 레시피가 제공되었습니다.

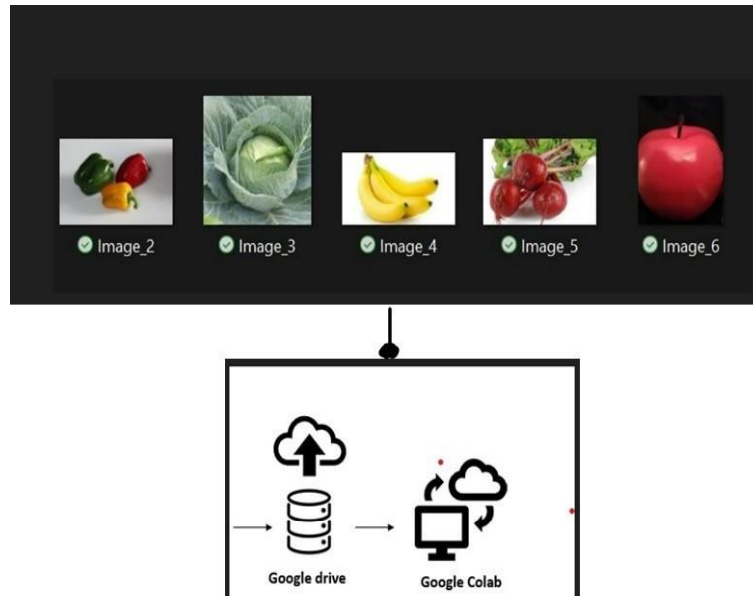


그림 3: 과일 및 채소 데이터 세트 구현

Upload images of ingredients

Choose files 5 files

Get recipe

Recipes

Detected: bell pepper,cabbage,banana,pomegranate,paprika

Red Pepper-Walnut Relish

Ingredients

1/4 cup walnuts,2 red bell peppers (about 1 pound),1 garlic clove, grated,1 tablespoon finely chopped fresh mint,1 tablespoon olive oil,1 teaspoon (or more) Aleppo pepper or 1/2 teaspoon hot smoked Spanish paprika,1/2 teaspoon (or more) fresh lemon juice,1/2 teaspoon pomegranate molasses or balsamic vinegar,Kosher salt, freshly ground black pepper

Directions

Preheat oven to 350°F. Toast walnuts on a rimmed baking sheet, tossing occasionally, until fragrant and slightly darker, 8–10 minutes. Let cool; coarsely chop.,Heat broiler. Broil bell peppers on a broiler-proof rimmed baking sheet, turning occasionally, until softened and skins are blackened in spots, 20–25 minutes. Transfer bell peppers to a bowl, cover with plastic wrap, and let steam 15 minutes. Peel peppers, seed, and chop.,Toss bell peppers, garlic, mint, oil, Aleppo pepper, lemon juice, pomegranate molasses, and walnuts in a small

그림 4: 웹 애플리케이션의 결과

레시피를 확인하세요.

6 평가

```
] # Defines & compiles the model
model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Conv2D(16, (3,3), activation='relu', input_shape=(150, 150, 3)),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D(2, 2),
    keras.layers.Dropout(rate=0.15), #adding dropout regularization throughout the model
    # The second convolution
    tf.keras.layers.Conv2D(32, (3,3), activation='relu'),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D(2,2),
    keras.layers.Dropout(rate=0.1),
    # The third convolution
    tf.keras.layers.Conv2D(64, (3,3), activation='relu'),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D(2,2),
    keras.layers.Dropout(rate=0.1),
    # Flatten the results to feed into a DNN
    tf.keras.layers.Flatten(),
    # 512 neuron hidden layer
    tf.keras.layers.Dense(512, activation='relu'),

    # 3 output neuron for the 3 classes of Animal Images
    tf.keras.layers.Dense(NUM_CLASSES, activation='softmax')
])
```

그림 5: 모델 정의 및 컴파일하기

그림 5는 두 번째 테스트 모델이 최대 풀링 레이어로 테스트한 다음 세 번째 컨볼루션을 사용한 다음 결과를 평탄화하여 DNN에 공급하는 모델의 정의 및 컴파일을 설명합니다. 그런 다음 3가지 이미지 클래스에 대해 출력 뉴런을 사용했습니다.

```
test_generator.reset()

# Evaluate on Validation data
scores = model.evaluate(test_generator)
print("%s%s: %.2f%%" % ("evaluate ", model.metrics_names[1], scores[1]*100))

8/23 [=====>.....] - ETA: 14s - loss: 0.8028 - acc: 0.8750/usr/1
warnings.warn(str(msg))
23/23 [=====] - 19s 834ms/step - loss: 0.4699 - acc: 0.9109
evaluate acc: 91.09%
```

그림 6: 모델의 출력 및 정확도

그림 6은 데이터의 유효성 평가에 대한 설명이며, 본 연구에서는 91.09%의 정확도로 더 높은 정확도를 입증했습니다. CNN 모델

를 사용하여 정확도를 확인했습니다. 더 많은 모델이 테스트되었지만 CNN 모델이 이미지 인식에 가장 적합하며 이 이미지 인식은 모델이 최종 결과물을 위한 레시피로 이미지를 결합하는 데 도움이 됩니다. 이 모델에서 학습이 증가하면 정확도가 높아집니다. 딥러닝 모델을 애플리케이션에 통합하기 때문에 모바일 애플리케이션의 크기가 확장됩니다. 실제 모델은 높은 수준의 정확도를 유지하면서 가능한 한 작아야 합니다. 크기가 2.6메가바이트에 불과한 MobileNetV2는 가장 작은 모델이었지만 정확도가 두 번째로 낮은 모델이기도 했습니다. DenseNet201은 모든 네트워크 중에서 두 번째로 좋은 크기와 두 번째로 좋은 정확도를 가졌습니다. DenseNet201 알고리즘은 정확도와 크기 측면에서 몇 가지 고무적인 결과를 보여주었습니다. 이는 모델의 이동 가능한 아키텍처가 설계된 방식과 관련이 있을 수 있습니다.

모델 추론에 필요한 데이터는 CPU의 캐시 메모리에 지속적으로 유지됩니다. 애플리케이션이 과도한 양의 데이터를 생성하여 캐시 메모리에 과부하가 걸리면 모바일 장치에 전원을 공급하는 데 필요한 전력량이 증가합니다. 이는 특히 RAM(랜덤 액세스 메모리) 및 처리 속도와 같은 모바일 리소스가 부족한 모바일 디바이스의 기능에도 영향을 미칠 수 있습니다.

7 결론 및 향후 작업

이 연구의 목적은 딥러닝 사진 분류 모델과 더불어 게임화의 구성 요소를 통합하는 온디바이스 딥러닝 프레임워크를 개발하는 것입니다. 연구 결과, 정확도와 정확도 및 손실에 대한 동기가 있는 경우 InceptionResNetV2가, 정확도와 지연 시간에 대한 동기가 있는 경우 MobileNetV2와 DenseNet201이, 정확도와 크기에 대한 동기가 있는 경우 MobileNetV2와 DenseNet201이 유망한 것으로 나타났습니다. 이 연구는 건강에 더 유익한 방식으로 음식을 섭취하려는 사람들의 노력을 방해해 온 문제에 대한 잠재적인 해결책을 제시합니다. 이 연구를 통해 개인이 식재료를 사진으로 찍고 애플리케이션 내에서 다이어트에 도움이 되는 요리 레시피를 즉시 받아볼 수 있는 기능을 제공할 수 있게 되었습니다. 이 연구는 수많은 연구 논문을 분석하고 검토하여 수행되었으며, 딥러닝 모델을 이 연구에 통합하여 성능을 개선했습니다.

이 프로젝트는 사용자에게 각 개별 식사와 칼로리 계산이 포함된 레시피를 제공하는 것입니다. 이를 통해 사용자는 온라인에서 제공되는 모델을 통해 자신이 선택

한 다이어트 계획에 따라 섭취해야 하는 칼로리를 계산할 수 있습니다. 객체 감지 모델의 도움으로 온 디바이스 딥 러닝 프레임워크는 한 번에 다양한 사물에 대한 결론을 도출할 수 있습니다. 따라서 이 프로젝트의 결론은 사용자가 집에 있는 재료로 제가 만든 웹 애플리케이션으로 건강한 레시피를 즉시 만들 수 있다는 것입니다. 이는 91%의 정확도로 증명되었습니다.

참조

- 바네르지, 사이캇, 아보이 찬드 몬달 (2021). "딥 러닝을 통한 영양소 식품 예측". 예: *2021 기술 혁신에 관한 아시아 컨퍼런스 (ASIANCON)*, 1-5 쪽. DOI: 10.1109/ASIANCON51346.2021.9545014.
- 브린타, N. C. 외. (2022). "ANN과 CNN을 사용한 예측 당뇨병 환자를 위한 음식 추천 시스템". 예: *2022 제 7 회 국제 통신 및 전자 시스템 회의 (ICCES)*, 1364-1371 페이지. DOI: 10.1109/ICCES54183.2022.9835808.
- 후, 리강 외. (2018). "딥 러닝 기반 자동 다이어트 기록". 예: *2018 중국 자동화 회의 (CAC)*, 3778-3782 쪽. DOI: 10.1109/CAC.2018.8623474.
- 이웬디, 셀레스틴 외. (2020). "기계 학습 모델을 통한 효율적인 IoT 지원 환자 식단 추천 시스템 구현". In: *IEEE 액세스* 8, 28462-28474 쪽. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2968537.
- 장, 란두 외. (2020). "DeepFood: 딥 모델을 통한 음식 이미지 분석 및 식이 평가". In: *IEEE 액세스* 8, 47477-47489 쪽. DOI: 10.1109/access.2020.2973625.
- 쿠마리, 마두, 타지네르 싱 (2019). "딥 러닝을 사용한 압축 임베딩을 통한 음식 이미지에서 요리 지침으로의 변환". *2019 IEEE 제35회 데이터 엔지니어링 워크샵 국제 컨퍼런스(ICDEW)*, 81-84쪽. DOI: 10.1109/icdew.2019.00-31.
- 리창싱, 왕메이후이, 순탕란 (2015). "유형 -2 퍼지 세트 및 유전자 퍼지 마크 업 언어를 기반으로 한 적응형 개인화된 다이어트 언어 추천 메커니즘". In: *퍼지 시스템에 대한 IEEE 트랜잭션* 23.5, 1777-1802 쪽. DOI: 10.1109/TFUZZ.2014.2379256.
- 마오, 지아 샹 외. (2020). "자동 식사 인식에 딥 러닝 적용". 예: *2020 IEEE 컴퓨터 지능 심포지엄 시리즈 (SSCI)*, 58-63 쪽. DOI: 10.1109/SSCI47803.2020.9308482.
- Rewane, Rutuja 및 P. M. Chouragade (2019). "이미지 처리를 사용한 건강 모니터링을 위한 식품 영양 감지, 시각화 및 권장 사항". 예: *2019 제3 회 전자 및 정보학 동향에 관한 국제 컨퍼런스 (ICOEI)*, 556-559 쪽. DOI: 10.1109/ICOEI.2019.8862550.
- 로스타미, 메흐다드, 무라드 우살라, 바히드 파라히 (2022). "딥 러닝 및 그래프 클러스터링에 기반한 새로운 시간 인식 음식 추천 시스템". In: *IEEE 액세스* 10, 52508-52524 쪽. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3175317.
- 샤, 메그, 세상 데가드왈라, 다이야 비야스 (2022). "다양한 머신 러너를 기반으로 한 다이어트 추천 시스템: 검토". 예: *2022 년 제2 차 인공 지능 및 스마트 에너지*

지/ 국제/ 컨퍼런스 (ICAIS), 290-295 쪽. DOI:
10.1109/ICAIS53314.2022.9742919.
숙라, 로메슈와르, 제이스리 데비 도탈, 소올락쉬미 데비 나고와 (2019). "고혈압
환자를 위한 DASH 식단 추천 시스템

- 기계 학습 사용". *2019 제7회 정보 및 통신 기술 국제 컨퍼런스(ICoICT)*, 1-6 쪽. DOI: 10.1109/ICoICT.2019.8835323.
- 수비, 모하메드 A. 및 Sawal Md. 알리 (2018). "음식 감지 및 인식을위한 심층 컨볼 루션 신경망". 예: *2018 IEEE-EMBS 의생명 공학 및 과학 컨퍼런스 (IECBES)*, 284-287 쪽. DOI: 10.1109/IECBES.2018.8626720.
- 순다라무르티, M., A. M. 아자나 순다리, 아난디 기리다란 (2019). "가상 어시스턴트 및 모바일 애플리케이션을 사용하는 홈 자동화 제어 시스템 (HACS) 설계 방법". 예: *2019 현대 컴퓨팅 및 정보학에 관한 국제 학술 대회 (IC3I)*, 5-8 쪽. DOI: 10.1109/IC3I46837.2019.9055516.
- 타히르, 갈립 아흐메드, 추콩 루 (2020). "클래스 증분 익스트림 학습 머신을 사용한 음식 인식을위한 개방형 연속 학습". In: *IEEE 액세스* 8, 82328-82346 쪽. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2991810.
- 티안카웨, 우크리트, 피라폰 춘풍통, 바차라팻 메타난트 (2018). "태국 음식에 대한 이미지 인식 기능이있는 음식 사진 앱". 예: *2018 제7회 ICT 국제 학생 프로젝트 컨퍼런스 (ICT-ISPC)*, 1-페이지. DOI: 10.1109/ICT-ISPC.2018.8523925.
- 트란, 황린 외. (2021). "음식 추천 시스템에 사용되는 이미지 인식을위한 여러 접근 방식 비교". 예: *2021 IEEE 통신, 네트워크 및 위성에 관한 국가 간 컨퍼런스 (COMNET-SAT)*, 284-289 쪽. DOI: 10.1109/COMNETSAT53002.2021.9530793.
- 왕즈링 외. (2022). "식품 카테고리-성분 예측을위한 성분 안내 영역 발견 및 관계 선박 모델링". In: *이미지 처리에 대한 IEEE 트랜잭션* 31, 5214-5226 쪽. DOI: 10.1109/TIP.2022.3193763.