



DeepL

Subscribe to DeepL Pro to translate larger documents.
Visit www.DeepL.com/pro for more information.



International Journal For Research in
Applied Science and Engineering Technology



INTERNATIONAL JOURNAL FOR RESEARCH

IN APPLIED SCIENCE & ENGINEERING TECHNOLOGY

Volume:

10

Issue:

10

Month of publication:

2022년 4월

DOI:

<https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.41336>

www.ijraset.com

Call: ☎ 08813907089

E-mail ID: ijraset@gmail.com

재료 감지를 통한 레시피 추천

실비아 디몬테¹, 파스 추다사마², 미트 투라키아 씨³

^{1,2,3} 바사이 유니버설 공과 대학 컴퓨터 공학부

요약: 요리는 많은 사람에게 일상적인 집안일이기 때문에 단조로운 활동이 될 수 있습니다. 때때로 사용 가능한 재료로 새롭고 흥미로운 요리를 만들 수 있는지 결정하기가 어렵습니다. 요리 전문 지식이 부족하면 재료가 불균형하게 사용되어 낭비가 발생할 수 있습니다. 또한 요리하는 동안 스마트 기기나 레시피 북에서 레시피를 보기에는 손이 불편합니다. 초보자에게는 많은 재료의 이름을 모르기 때문에 요리가 번거로울 수도 있습니다. 저희가 제안한 시스템은 모든 사람의 일상적인 요리를 돕고자 합니다. 우리의 응용 프로그램을 사용하면 추천 모델과 함께 재료 감지 시스템을 사용하여 단조로운 요리 루틴에서 벗어날 수 있습니다. 우리의 응용 프로그램을 사용하면 사용자는 사용 가능한 재료를 스캔하여 가장 적합한 레시피를 추천 할 수 있습니다. 재료 감지를 위해 매개변수 최적화와 함께 CNN 알고리즘을 적용합니다. CNN은 기존의 서포트 벡터 머신 기반 알고리즘보다 훨씬 더 높은 정확도를 가진 딥 러닝에 대한 최첨단 접근 방식입니다. 애플리케이션은 사용자가 감지한 식재료를 데이터베이스에 저장하고 홈페이지에서 그에 맞는 레시피를 추천합니다. 홈페이지의 추가 추천은 사용자의 과거 패턴을 기반으로 하며, 요리 선호도, 재료, 요리 시간 등 다양한 요소를 사용하여 추천할 것입니다. NLP를 사용하여 손이 깨끗하지 않은 경우 사용자가 자신의 속도에 맞게 레시피를 들을 수 있는 음성 제어 기능을 사용자에게 제공 할 것입니다. NLP를 통해 지역적 장벽을 극복하여 영어에 익숙하지 않은 사람들도 우리 애플리케이션을 사용할 수 있고 요리를 통해 다른 지역의 문화를 경험할 수 있도록 하는 것이 우리의 동기가 될 것입니다.

키워드: 객체 감지, 딥러닝, 컨볼루션 신경망, 레시피 추천, 자연어 처리, 음성 지원, 하이브리드 기반 추천.

I. 소개

요리는 많은 사람에게 일상적인 집안일이기 때문에 단조로운 활동이 될 수 있습니다. 때로는 주어진 재료로 어떤 새롭고 흥미로운 요리를 만들 수 있을지 결정하기가 어렵습니다. 요리 전문 지식이 부족하면 재료가 불균형하게 사용되어 낭비가 발생할 수 있습니다. 대부분의 정보가 영어로만 제공되기 때문에 지역 주민들에게 맞는 요리를 제공하기가 어렵습니다. 초보자의 경우 많은 재료의 이름을 모르기 때문에 요리가 번거로울 수 있습니다.

최근 전 세계적으로 1인 가구가 증가하면서 개인이 스스로 요리하는 법을 배워야 하는 시대가 되었습니다.

비즈니스 와이어[7]의 보고서에 따르면 1인 가구는 2000~2030년 사이에 128%의 성장을 기록할 것으로 예상됩니다. 워싱턴 포스트 [6]의 보고서에 따르면 밀레니얼 세대의 약 60%가 간단한 샐러드를 만드는 방법을 모르고, 약 37%는 버터 나이프가 무엇인지조차 모른다고 합니다.

요점은 자립의 필요성이 커지고 있는 지금 세계에서 아주 기본적인 집안일인 요리 기술을 가진 사람의 비율은 현저히 낮다는 것입니다. 또한 코로나 바이러스와 같은 전염병은 요리 측면에서 독립하는 것이 자신의 건강에 매우 유익 할 수 있음을 전 세계에 보여주었습니다. 이러한 문제를 해결하려면 사용하기 쉽고 초보자 친화적인 플랫폼을 제공하여 개인이 스스로 요리하려는 동기를 부여하는



것이 효율적일 것입니다. 이는 다양한 재료의 이름을 모르는 초보자가 많다는 점을 고려해야만 가능한 일입니다. 전 세계를 타겟으로 하는 플랫폼을 만들고 있기 때문에 지역에 따라 식재료의 이름이 다를 수 있다는 점도 고려해야 하고, 식재료 검색 기능을 제공함으로써 이러한 문제를 완전히 해소할 수 있습니다. 이러한 기능을 제공하는 것만으로는 충분하지 않기 때문에 사용자의 과거 데이터를 기반으로 다양한 요리의 레시피를 제공하여 동기를 부여할 수 있도록 했습니다. 선호 요리, 요리 시간, 재료와 같은 요소를 고려하여 관련성 높은 레시피를 제안할 수 있습니다. 비영어권 사용자로 구성된 타겟 고객층을 고려할 때, 레시피를 영어로만 제공하는 것은 의미가 없으므로 사용자가 선호하는 언어로 레시피를 볼 수 있도록 플랫폼에 다국어 기능을 제공합니다. 자연어 처리는 거의 50년 동안 사용되어 왔으며, 지금은 다양한 언어 간에 매우 정확하게 번역할 수 있는 수준까지 발전해 왔습니다. 우리는 자연어 처리의 힘을 활용하여 레시피를 정확하게 번역하고 사용자에게 가장 관련성 높은 데이터를 제공하고자 합니다.

II. 문헌 조사

야나이 케이지(Keiji Yanai) 등은 일반적인 객체 인식 기술을 사용하여 요리할 것을 제안했습니다. 이들은 제안한 시스템이 안드로이드 스마트폰이나 아이폰과 같이 카메라가 내장되어 있고 인터넷에 연결된 스마트폰에서 작동한다고 가정합니다. 이들은 사용자가 식료품점이나 슈퍼마켓에서 쇼핑하는 동안은 물론 집에서 요리하기 전에 쉽고 직관적으로 시스템을 사용할 수 있도록 하려고 합니다. 사용자는 휴대폰에 내장된 카메라로 식재료를 가리키면 인터넷 요리 레시피 데이터베이스에서 레시피 목록을 즉시 얻을 수 있습니다. 이 시스템을 통해 사용자는 마트에서 예상치 못하게 발견한 생소한 식재료나 저렴한 식재료 등 다양한 종류의 식재료와 관련된 요리 레시피를 그 자리에서 바로 알 수 있습니다. 이를 위해 시스템은 내장 카메라로 촬영한 사진 속 식재료를 인식하고 온라인 요리 레시피 데이터베이스에서 동일한 식재료가 들어간 레시피를 검색합니다. 객체 인식 방법으로는 단일 이미지가 아닌 여러 이미지에서 추출한 SURF와 컬러 히스토그램을 이미지 피쳐로, 1 대 나머지 전략이 적용된 선형 커널 SVM을 분류기로 채택했습니다[1]. 모바일 앱의 개인화된 레시피 추천을 위해 아파치 스파크 기반의 확장 가능한 추천 시스템을 설계하고 구현한 ZhengXian Li 등이 제안했습니다. 이 추천 시스템에서는 레시피 추천 효과를 높이기 위해 콘텐츠 기반 필터링과 협업 필터링을 결합한 하이브리드 추천 알고리즘도 제안합니다. 마지막으로 추천 시스템의 성능을 평가합니다[2].

리피 샤(Lipi Shah) 등은 이 연구의 목적을 기존의 다양한 알고리즘의 평가 파라미터인 RMSE를 비교하여 개인화된 레시피 추천에 적합한 알고리즘을 찾는 것이라고 제안했습니다. 이들은 두 가지 유형의 데이터에 집중했습니다. 각 레시피를 재료, 30분 미만, 3단계 이하, 60분 미만 등 다양한 조리 방향, 인도, 아시아, 미국, 이탈리아 등 다양한 요리, 저지방, 고단백, 고탄수화물 등 다양한 식단, 디왈리, 생일, 여름, 저녁 파티 등 다양한 상황, 디저트, 메인 요리, 샐러드 등 다양한 코스 등 다양한 특징에 따라 세분화된 레시피 데이터와 각 사용자가 레시피를 평가한 높은 수준의 데이터로 나누었습니다. 여기서는 레시피에 대한 콘텐츠와 평가 정보를 사용하는 두 가지 하이브리드 접근 방식을 제안했습니다 [3].

S.T Patil 등은 레시피 성분 기반 추천을 제안했습니다. 레시피 성분 기반 추천 방식에서는 레시피 성분을 사용하여 사용자 성분을 계산합니다. 사용자 및 레시피 벡터는 재료를 직교 항 또는 벡터의 차원으로 기반으로 구성됩니다. 다음 다이어그램은 레시피 재료 기반 추천 접근 방식에 대한 개략적인 개요를 보여줍니다. 레시피 데이터에서 모든 레시피 재료를 추출하고, 해당 수량을 가진 고유한 재료 용어를 얻습니다. 재료는 두 세트로 구분해야 합니다. 예를 들어, 밀/또는 대신으로 구분된 재료는 단위 세트 재료로 분할됩니다. 레시피의 재료와 연관된 수량을 레시피의 재료 발생 빈도로 간주하고, 모든 레시피의 빈도를 용어와 수량으로 구성합니다. 레시피의 최대 재료 빈도와 전체 레시피 수를 역 인덱스로 계산하고, 재료에 따른 모든 레시피를 표시합니다[4].

알카타이 골브 등은 제안한 시스템에서 안드로이드 애플리케이션을 분석했습니다. 사용자는 애플리케이션을 등록할 수 있습니다. 등록이 성공하면 사용자는 애플리케이션에 로그인 할 수 있습니다. 이제 사용자는 재료의 이미지를 업로드할 수 있습니다. 이러한 이미지는 관리자 대시보드에 표시됩니다. 관리자의 역할은 이 이미지를 보고 이미지를 입증하는 것입니다. 또한 사용자는 새 레시피를 추가하고 특정 레시피에 대한 평점을 부여할 수 있습니다[5].

III. 제안된 시스템

메이크앳을 사용하는 동안 사용자는 사용 가능한 재료를 스캔하여 사용자가 만들 수 있는 다양한 레시피를 제공하는 데 사용할 수 있



습니다. 다양한 추천 레시피 중 사용자가 요리한 레시피와 함께 감지된 재료는 데이터베이스에 저장됩니다. 데이터베이스에 저장된 사용자의 이력 정보를 통해 다양한 요소를 고려하여 홈 페이지에서 사용자에게 새로운 레시피를 추천할 수 있습니다. 또한 사용자는 자신의 선호도에 따라 플랫폼에서 지원하는 다양한 언어로 레시피를 볼 수 있습니다.

YOLO v5: YOLO 물체 감지 시리즈의 최신 버전으로, 물체 감지 모델의 벤치마크를 매우 높게 설정했으며, 이미 EfficientDet 및 다른 이전 YOLOv5 버전을 능가하는 최신 버전입니다. 인공지능의 객체 감지의 목표는 사진에서 항목을 감지하는 것입니다. Yolo v5는 현재 객체 감지에 능숙한 모델 중 하나입니다. 심층 신경망의 아름다운 점은 사용자 정의 데이터 세트에 대해 재교육하는 것이 매우 쉽다는 것입니다.

하이브리드 기반 추천 시스템: 하이브리드 기반 추천 시스템은 두 가지 이상의 추천 전략을 서로 다른 방식으로 결합하여 상호 보완적인 이점을 활용합니다. 하이브리드 기술은 콘텐츠 기반 및 협업 기반 예측을 개별적으로 생성한 다음 병합하거나, 협업 기반 접근 방식에 콘텐츠 기반 기능을 추가하거나(또는 그 반대로), 접근 방식을 단일 모델로 통합하는 등 다양한 방식으로 적용될 수 있습니다.

하이브리드 방식과 순수 협업 및 콘텐츠 기반 방식의 성능을 비교한 여러 연구에 따르면 하이브리드 방식이 순수 방식보다 더 정확한 제안을 제공할 수 있는 것으로 나타났습니다. 또한 이러한 방법은 콜드 스타트 및 희소성 문제와 같은 추천 시스템의 일반적인 문제와 지식 기반 접근 방식의 지식 엔지니어링 병목 현상을 극복하는 데 사용될 수 있습니다. 하이브리드 기반 추천 시스템은 협업 필터링, 콘텐츠 기반 필터링, 인구통계 기반 필터링, 지식 기반 필터링 등과 같은 추천 시스템 접근 방식 중 하나를 사용할 수 있습니다. 자연어 처리: 자연어 처리는 컴퓨터가 인간과 모국어로 대화할 수 있게 하고 다른 언어 관련 활동을 확장할 수 있게 합니다. 예를 들어 컴퓨터는 자연어 처리를 통해 텍스트를 읽고, 음성을 듣고, 분석하고, 감정을 측정하고, 어떤 비트가 중요한지 식별할 수 있습니다. 이제 기계는 사람보다 더 많은 언어 기반 데이터를 피로하지 않고 일관되고 공정한 방식으로 분석할 수 있습니다. 의료 기록부터 소셜 미디어에 이르기까지 매일 생성되는 비정형 데이터의 엄청난 양을 고려할 때, 텍스트 및 음성 데이터를 효율적으로 완전히 분석하려면 자동화가 필수적입니다.

IV. 시스템 아키텍처

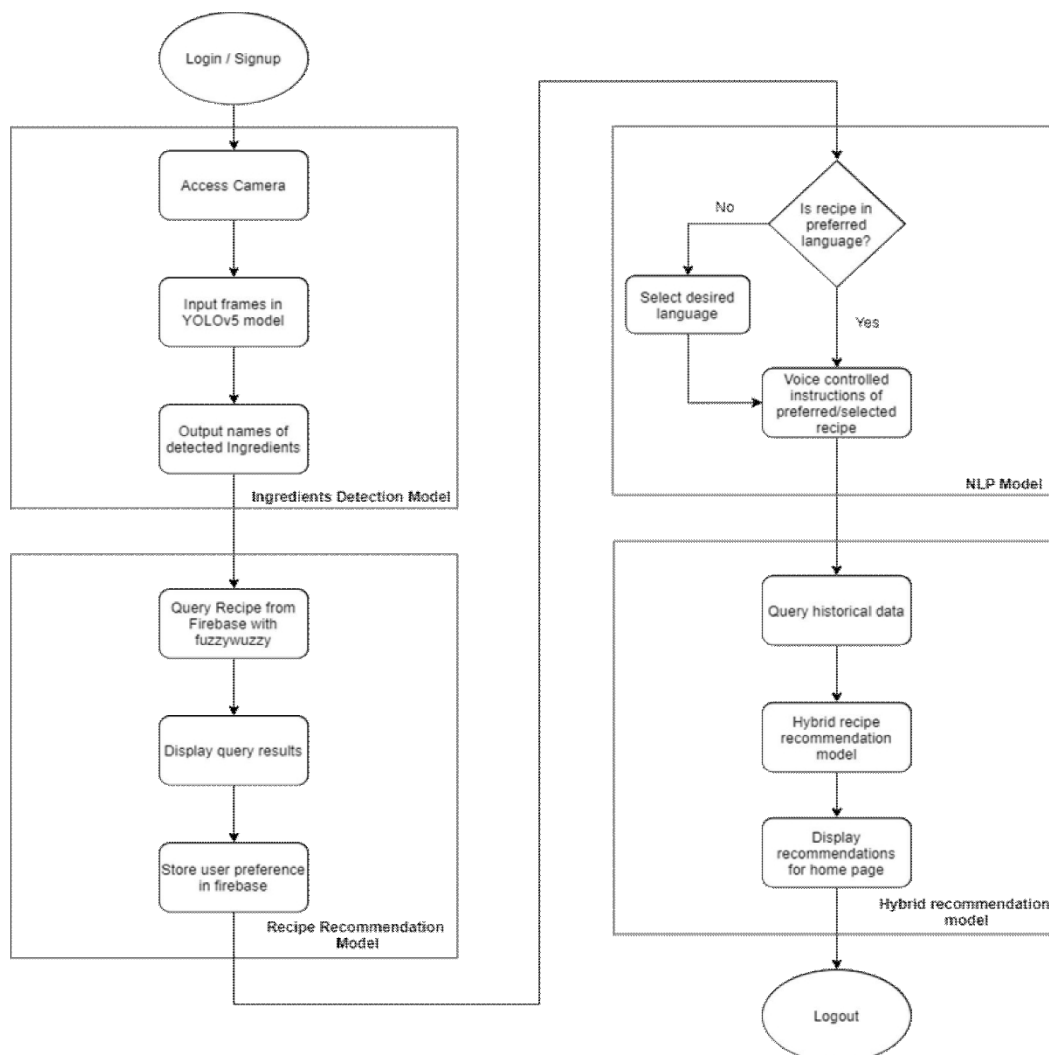


그림 1: 시스템 아키텍처



성분 감지 모델: 성분 감지 모델은 사용자가 카메라를 열면 초기화되며, 카메라가 열리자마자 프레임이 YOLOv5 모델에 입력되며, YOLOv5는 다양한 과일, 채소 등을 감지하도록 맞춤 훈련된 최첨단 물체 감지 알고리즘입니다. YOLOv5는 컨볼루션 신경망, 잔여 블록, 바운딩 박스 회귀, IOU(Intersection Over Union) 등을 사용하여 프레임에서 성분을 감지하고 감지된 성분의 이름을 출력으로 제공합니다. 이 출력은 레시피 추천 모델에 추가로 전송됩니다.

레시피 추천 모델: 감지된 재료의 이름은 Firebase에서 레시피를 쿼리하는 데 사용됩니다. Firebase는 유연하고 확장 가능한 NoSQL 데이터베이스이며, 오프라인 액세스 및 실시간 업데이트를 제공하는 실시간 데이터베이스이기도 합니다. '다진 토마토'와 같은 레시피의 재료를 '토마토'와 일치시키기 때문에 가장 효율적인 결과를 제공하기 위해 fuzzywuzzy라는 문자열 매칭 라이브러리를 사용하여 Firebase에서 레시피를 쿼리할 수 있습니다. 쿼리 결과는 사용자에게 표시되며, 사용자는 제안된 레시피 중에서 원하는 레시피를 선택하여 요리할 수 있습니다. 사용자가 선호하는 레시피는 하이브리드 추천 모델을 위해 파이어베이스에 저장됩니다.

NLP 모델: 사용자가 선호하는 레시피를 선택한 후, 사용자는 레시피의 언어를 원하는 언어로 변경할 수 있습니다. 자연어 처리는 레시피의 언어를 사용자가 선호하는 언어로 변경하는 데 사용됩니다. 이미 사용자가 선호하는 언어가 있는 경우 사용자는 음성 제어 지침 기능을 사용하여 레시피의 지침을 읽어줄 수 있습니다. 사용자는 이 기능을 사용하여 지침을 제어하고 지침을 뒤로 이동하거나 앞으로 이동할 수도 있습니다. 이 기능은 사용자가 지저분한 손으로 화면과 상호 작용할 필요없이 원활하게 요리 할 수 있도록 도와 전반적인 사용자 경험을 향상시킵니다.

하이브리드 추천 모델: 이 모델은 사용자의 과거 데이터를 기반으로 재료 감지 모델 없이 레시피를 추가로 추천하는 데 사용됩니다. 이 모델의 결과는 홈 페이지에 표시됩니다. 사용자가 레시피와 상호작용할 때마다 해당 레시피와 관련된 데이터가 파이어베이스에 저장됩니다. 이 모델은 먼저 파이어베이스에서 사용자의 과거 데이터를 쿼리하고, 이 데이터는 협업 필터링, 콘텐츠 기반 필터링, 지식 기반 필터링 등과 같은 추천 시스템을 기반으로 구축된 하이브리드 추천 모델에서 사용됩니다. 하이브리드 추천 모델에 사용될 추천 시스템의 최종 조합은 다양한 테스트를 거쳐 결정됩니다. 하이브리드 레시피 추천 모델은 콜드 스타트 문제, 희색 양 문제, 인기 편향 등과 같은 비하이브리드 추천 시스템의 문제를 해결하려고 노력할 것입니다.

모듈은 다음과 같습니다:

A. 사용자 등록

이 모듈에서는 사용자가 직접 등록할 크로스 플랫폼 앱을 빌드합니다. 이 모듈은 다른 모듈에서 사용할 수 있는 사용자 데이터를 저장하는 것과 함께 프로젝트에 필요한 모든 백엔드를 캡슐화합니다. 이 모듈에는 프로젝트의 GUI 부분도 포함됩니다.

B. 성분 감지

이 모듈에는 성분 스캔 및 감지가 포함됩니다. 이 기능에는 CNN 기반 알고리즘이 사용됩니다. 사용자는 애플리케이션을 사용하여 실시간으로 성분을 스캔할 수 있으며, 절차 중에 수집된 프레임은 감지 알고리즘에 공급되어 감지된 성분을 출력합니다.



그림 2: 성분 검출 워크플로

C. 개인화된 추천

이 모듈은 사용자가 일부 재료를 감지하고 추천 레시피 중 몇 가지와 상호 작용했을 때 작동합니다. 이 모든 데이터는 데이터베이스에 저장되어 사용자에게 개인화된 레시피를 추천합니다. 수집된 데이터가 많을수록 레시피를 추천하는 시스템의 효율성이 높아집니다. 이 모듈은 콜드 스타트와 희색 양 문제를 고려하여 설계될 것입니다.



그림 3: 레시피 추천 워크플로

V. 결과

A. YOLOv5 열차 레이블 및 후속 출력

data/labels/train/00333207f.txt (2.79 KB)

```
0 0.01806640625 0.69287109375 0.0361328125 0.1083984375
0 0.06591796875 0.845703125 0.1318359375 0.095703125
0 0.0107421875 0.22705078125 0.021484375 0.0791015625
0 0.03466796875 0.3525390625 0.0615234375 0.037109375
0 0.1201171875 0.36572265625 0.080078125 0.0791015625
0 0.052734375 0.31298828125 0.046875 0.0478515625
0 0.2060546875 0.3349609375 0.068359375 0.052734375
0 0.20556640625 0.14794921875 0.0673828125 0.0498046875
0 0.21875 0.07861328125 0.041015625 0.0830078125
0 0.04638671875 0.1669921875 0.0869140625 0.056640625
0 0.259765625 0.01220703125 0.05859375 0.0244140625
0 0.35791015625 0.02783203125 0.0732421875 0.0556640625
0 0.81103515625 0.046875 0.0673828125 0.09375
0 0.67236328125 0.0673828125 0.0576171875 0.087890625
0 0.595703125 0.1181640625 0.13671875 0.078125
0 0.27099609375 0.17333984375 0.0869140625 0.0498046875
0 0.4404296875 0.1796875 0.056640625 0.048828125
0 0.55126953125 0.1806640625 0.2001953125 0.0625
```

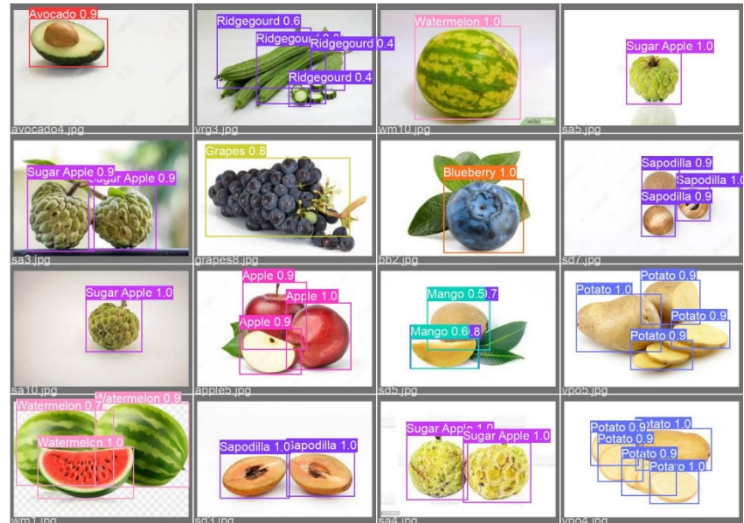


그림 4:

은 YOLOv5 테스트 결과

YOLOv5용 학습 데이터 레이블그림 5: 정확도가 높

앱의 가장 핵심적인 모듈인 성분 검출 모듈은 YOLOv5 모델의 가중치를 커스텀 트레이닝하여 구축했습니다. 모델 학습을 위해 과일 20개와 채소 19개로 구성된 총 39개의 클래스에 대해 축적된 1296개의 고유 이미지로 구성된 자체 커스텀 데이터 세트를 만들었습니다. 각 클래스는 25~35개의 훈련 이미지와 5~10개의 테스트 이미지로 구성됩니다. 300회에 걸쳐 YOLOv5 모델을 훈련한 결과, 87%의 정확도를 달성했습니다.

우리가 만든 시스템을 전체적으로 자세히 설명하면, 사용자는 앱 모듈에서 시작하여 새 계정을 만들거나 기존 계정으로 로그인합니다. 앱의 인터페이스는 Flutter 프레임워크를 사용하여 생성되며 모든 사용자 데이터는 Firebase에 저장됩니다. 앱에 로그인한 후 사용자는 사용 가능한 재료를 감지할 수 있으며, 이 과정에서 사용자는 카메라를 사용하고 tflite 플러그인과 함께 사용되는 YOLOv5 모델을 통해 감지해야 합니다. 카메라에서 캡처한 프레임은 사용자 정의 학습된 YOLOv5 모델의 추론에 지속적으로 공급되며, 모델은 그 대가로 감지된 재료의 이름을 출력합니다. 감지된 재료에 따라 일부 레시피가 사용자에게 추천되며, '사과'와 같이 감지된 이름이 레시피 데이터 세트의 '신선한 사과'와 일치할 수 있도록 퍼지우지 플러그인을 사용하여 재료 이름을 레시피 데이터 세트의 재료와 일치시켰습니다. 사용자는 NLP 기능을 사용하여 레시피 지침을 음성으로 제어하고 텍스트 언어를 변경할 수 있습니다. 앱 모듈의 홈 페이지에서 사용자는 앱에 설정된 사용자 기본 설정과 사용자가 좋아하는 레시피를 기반으로 사용자의 과거 데이터와 하이브리드 기반 추천 시스템의 결과를 기반으로 몇 가지 레시피를 추천받게 됩니다.

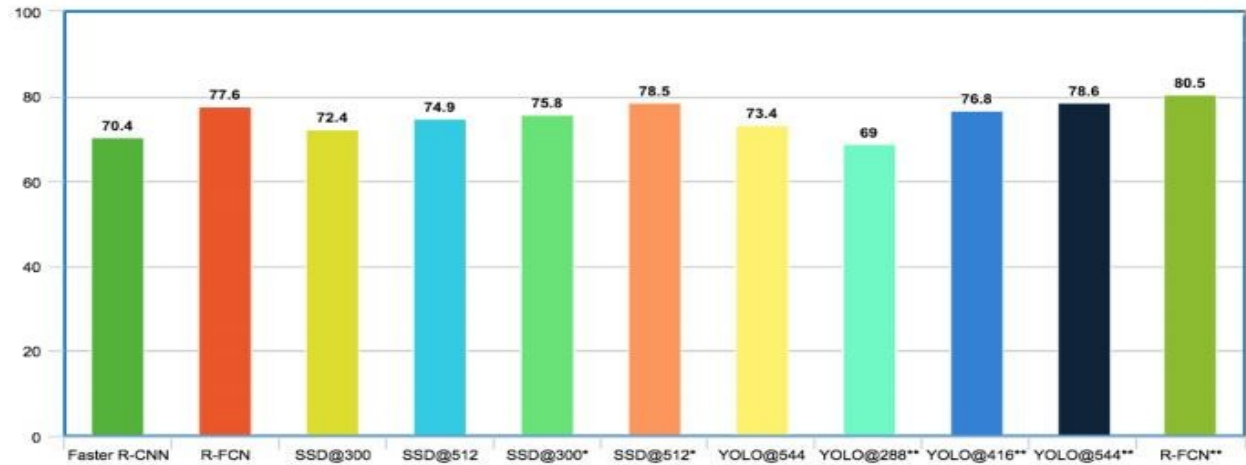


그림 6: 해상도가 다른 입력 이미지를 사용한 더 빠른 R-CNN, R-FCN, SSD 및 YOLO 모델의 비교 정확도

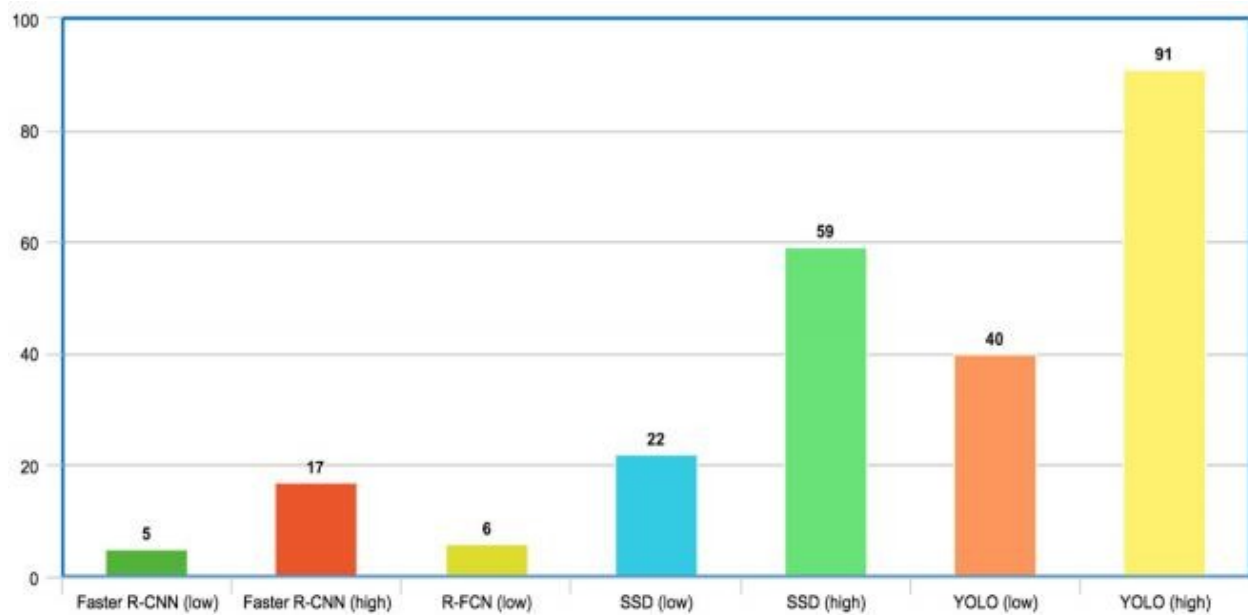


그림 7: 해상도가 다른 입력 이미지를 사용하여 더 빠른 RCNN, R-FCN, SSD 및 YOLO 모델을 구현한 초당 처리 프레임 수 (FPS) 비교

B. 메이크엣 앱 GUI 및 작동

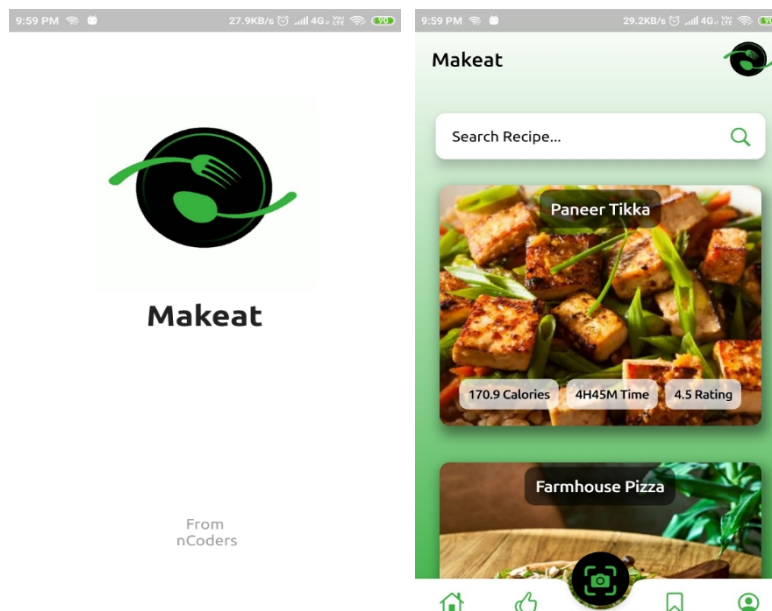


그림 8: 메이크엣 시작 화면 및 홈 페이지

그림 8은 스플래시 화면과 앱의 홈 페이지를 나타냅니다. 에셋과 필요한 앱 데이터를 사용자 인터페이스에 로드하기 위해 스플래시 화면의 대기 시간은 약 8-9초입니다. 또한 홈 페이지에는 레시피의 제목, 시간, 칼로리 및 훨씬 더 많은 매개 변수를 고려한 레시피에 대한 검색 및 사전 검색이 포함되어 있습니다. 검색과 함께 제목과 일부 매개변수가 포함된 레시피의 반응형 카드 보기가 있습니다.



하단 바를 사용하여 앱의 여러 섹션을 탐색할 수 있습니다.

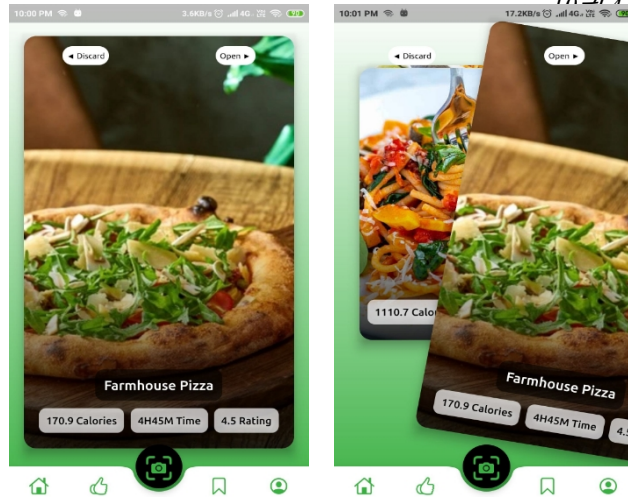


그림 9: 레시피 스와이프 카드

그림 9는 사용자가 스캔한 재료에 따라 평가되고 표시되는 레시피의 스와이프 카드를 나타냅니다. 여기서는 레시피 스와이프 카드 위에 왼쪽 및 오른쪽 태그를 통해 스와이프 카드가 어떻게 작동하는지에 대한 지침을 제공하여 각 최종 사용자를 배려했습니다. 왼쪽으로 스와이프하면 현재 레시피 목록에서 해당 레시피가 바로 삭제됩니다. 오른쪽으로 스와이프하면 다음 그림과 같이 자세한 레시피 페이지가 열립니다.

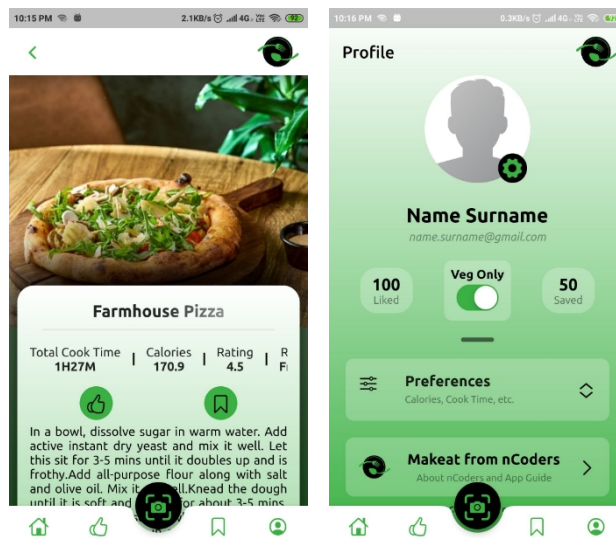


그림 10: 레시피 페이지 및 프로필 페이지

그림 10은 레시피 페이지와 프로필 페이지를 나타냅니다. 레시피 페이지에는 레시피에 대한 이미지와 자세한 지침이 포함되어 있습니다. 자세한 지침과 함께 앱은 요리 시간, 칼로리, 등급 및 많은 영양소 등과 같은 레시피의 여러 매개 변수를 가져옵니다. 이 페이지에는 레시피 북마크 및 레시피 좋아요와 같은 기능도 있으며, NLP를 사용하여 레시피 지침을 단계별로 읽어주는 셰프 봇(음성 어시스턴트)도 있습니다. 사용자가 세부 정보, 프로필 사진 등을 변경할 수 있는 프로필 페이지. 이 페이지에는 사용자가 레시피의 비건, 채식 및 비 채식 선호도와 함께 시간과 영양을 설정할 수 있는 다양한 매개 변수의 기본 설정도 포함되어 있습니다.



VI. 결론 및 향후 범위

전 세계적으로 1인 가구의 수는 향후 10년간 엄청나게 증가할 것입니다. 또한 요리에 대한 기본 지식이 없는 밀레니얼 세대의 수도 많습니다. 1인 가구는 계속 늘어날 것이기 때문에 누구나 기본적인 요리 실력을 갖추는 것이 필요해졌습니다. 이제 막 요리를 배우기 시작한 초보자들은 많은 재료의 이름과 레시피를 모르기 때문에 요리하는 데 어려움을 겪을 수 있습니다.

또한 레시피를 제공하는 현재의 기술은 일반적으로 초보자에게 친숙하지 않고 영어로 되어 있으며 지역 인구에 적합하지 않습니다. 우리가 제안한 시스템 메이크엣은 재료 이름뿐만 아니라 요리에 대한 지식이 필요하지 않은 초보자 친화적인 플랫폼을 제공했습니다. 사용자가 다양한 요리를 시도하고 직접 만든 음식을 먹을 수 있도록 과거 데이터를 기반으로 사용자에게 관련 레시피를 추천했습니다. 또한 자연어 처리(NLP)를 통해 다국어 지원도 제공함으로써 지역 사용자들이 요리를 통해 다양한 문화를 경험할 수 있도록 했습니다. 전반적으로 메이크엣은 스스로 요리할 수 있는 사람들의 비율을 높이고, 사람들이 직접 만든 음식을 먹도록 장려할 수 있습니다. 향후에는 광범위한 데이터 세트를 제공하여 지원되는 재료의 수를 늘릴 수 있습니다. 클래스당 300개 이상의 이미지를 사용하여 모델을 학습시키면 모델의 정확도를 크게 향상시킬 수 있습니다. 다양한 사람들과 소통할 수 있도록 시스템의 모든 단계에서 언어 번역을 구현할 수 있습니다.

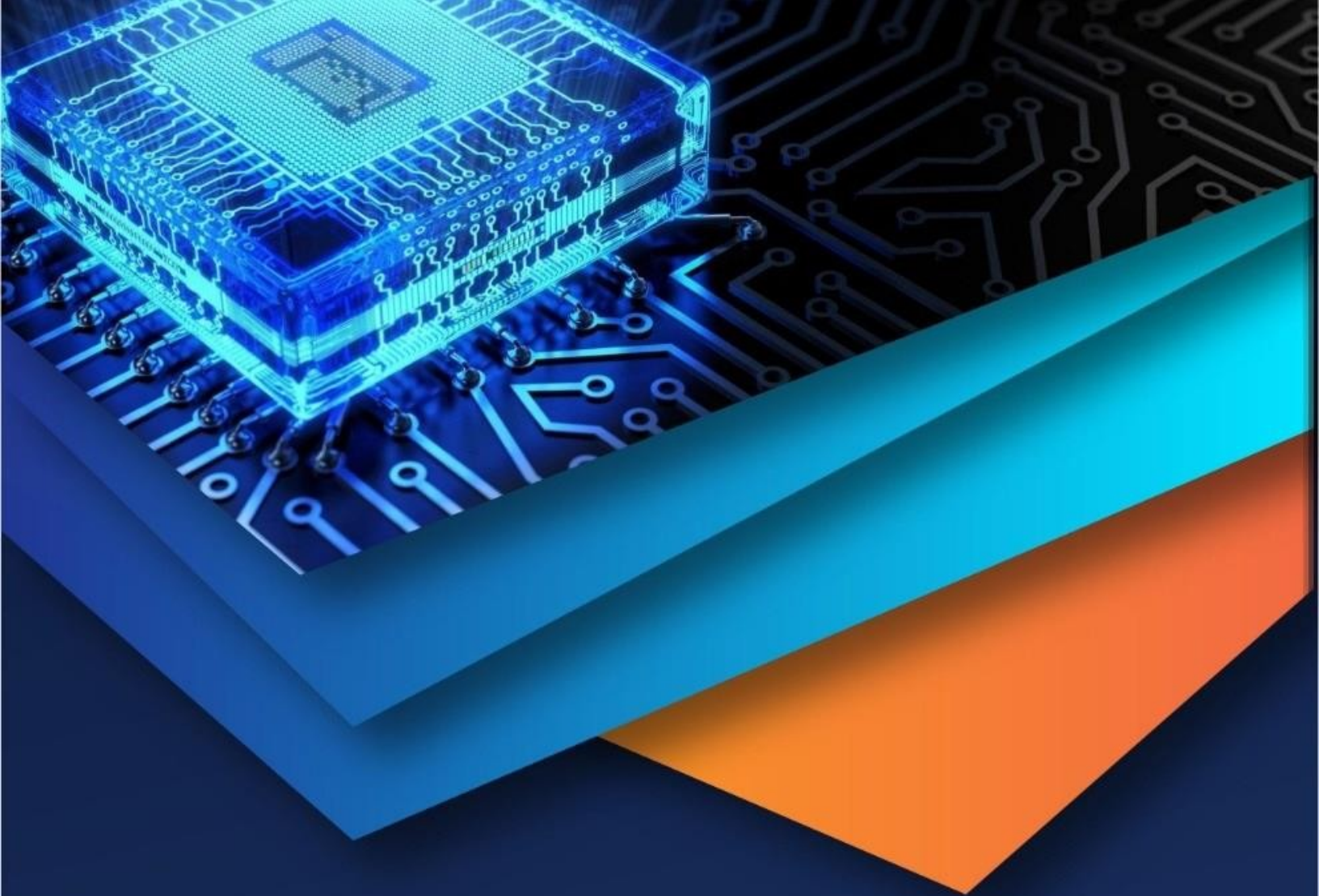
VII. 인정

이 자리를 빌려 마지막 해 프로젝트 작업 기간 동안 지속적인 지도와 격려를 해주신 프로젝트 가이드 실비야 디몬테 선생님께 깊은 감사의 말씀을 전합니다. 그녀의 경험과 훌륭한 지식 덕분에 우리는 정해진 시간 내에 마지막 해 프로젝트를 완료해야 하는 요건을 충족할 수 있었습니다. 또한 컴퓨터 공학부 책임자인 지텐드라 사트와르 박사와 프로젝트 코디네이터인 비샤카 쉈케, 존 케니 씨에게도 격려와 전폭적인 협력, 지원에 감사의 말씀을 드립니다.

또한 모든 시설과 업무 친화적인 환경을 제공해 주신 뭄바이 바사이 유니버설 공과대학의 교장 J. B. Patil 박사와 경영진에게도 감사의 말씀을 전합니다. 부서 직원, 도서관 및 연구실 직원들의 도움에도 감사를 표합니다.

참고 자료

- [1] 야나이 케이지, 마루야마 타쿠마, 가와노 요시유키 (2013), "시각적 인식을 통한 레시피 추천 시스템", IEEE.
- [2] ZhengXian Li, Jinlong Hu, Jiazhao Shen, 웅 쉬, (2016), "모바일 애플리케이션을 위한 확장 가능한 레시피 추천 시스템", IEEE.
- [3] 리피 샤, 헤탈 가우다니, 프렘 발라니 (2016), "하이브리드 접근 방식을 사용한 레시피 추천 시스템", IJARCCCE.
- [4] S.T Patil, Rajesh D. Potdar (2019), "레시피 추천 시스템", IOSR 저널.
- [5] 알카타이 골브, 니디 미슈라, 레바티 가이크와드, 슈루티 파탈(2019), "레시피 추천 시스템", IJARCCCE.
- [6] 워싱턴 포스트, "밀레니얼 세대는 정말 요리하는 법을 모을까요? 기술 덕분에 그럴 필요가 없습니다.", washingtonpost.com
- [7] 비즈니스 와이어, "2030년까지 1인 가구, 128% 성장률 기록할 것", businesswire.com
- [8] <https://www.kaggle.com/irkaal/foodcom-recipes-and-reviews>



10.22214/IJRASET



45.98



IMPACT FACTOR:
7.129



IMPACT FACTOR:
7.429



INTERNATIONAL JOURNAL FOR RESEARCH

IN APPLIED SCIENCE & ENGINEERING TECHNOLOGY

Call : 08813907089  (24*7 Support on Whatsapp)