

# AI 기반 음식 추천시스템

권하영, 김해민, 이슬, 이예지, 이훈  
부경대학교 정보통신공학과

{hayeong135, khmin3305, ysh23257, yeji6410}@pukyong.ac.kr, hlee@pknu.ac.kr

## AI-Based Food Recommendation System

Hayeong Kwon, Haemin Kim, Seul Lee, Yeji Lee, and Hoon Lee  
Dept. Information and Communications Eng., Pukyong National University

### 요 약

인공지능 기반 추천시스템은 넷플릭스, 유튜브, 쿠팡 등 다양한 적용 분야에서 널리 활용되고 있다. 기존 적용 사례에서는 사용자의 선호도 정보를 우선으로 한다. 반면에, 학교 및 회사의 급식 상황에서 필요한 음식 추천시스템은 사용자의 선호도 정보와 더불어 현재 소지하고 있는 재료 정보를 동시에 활용해야 한다. 본 논문에서는 재료 유무 정보와 선호도 정보를 동시에 활용하는 신개념 음식 추천시스템을 제안한다. 인공지능 객체인식 기술을 기반으로 사용자가 현재 보유한 재료를 파악하고, 그 후 컨텐츠 기반 필터링 개념을 적용하여 현재 조리가 가능한 음식 후보군을 선정한다. 마지막으로 협업 필터링 기법을 통해 사용자의 선호도를 반영하여 평가결과가 높을 것으로 예상되는 음식을 최종 추천한다. 모의실험 결과를 통해 제안하는 기법이 효과적으로 음식 추천 업무를 수행함을 확인한다.

### I. 서 론

장기화된 코로나 상황과 개인화된 생활 습관으로 인해 1인 가구가 증가하고 있다. 이러한 사회적 현상으로 집에서 음식을 직접 요리하는 이른바 “집밥”문화가 널리 형성되었고, 이에 따라 건강식의 선호도 또한 가속화되는 추세이다. 이러한 상황에 대처하기 위해 최근 음식 추천 기술이 고안되었다[1]. 하지만 기존 기술은 사용자의 선호도 정보를 반영하지 못하고, 단순히 재료의 존재 여부만을 파악한다. 이와 반대로 인공지능 기반 추천 알고리즘이 주로 활용되는 넷플릭스 및 유튜브 적용 분야에서는 사용자의 선호도 정보만을 사용한다.

그러나 정확한 음식 추천을 위해서는 사용자의 선호도와 재료의 존재 여부 정보를 종합적으로 사용할 필요가 있다. 이를 위해 본 논문에서는 상기 정보들을 모두 활용하는 통합 음식 추천시스템을 제안한다. 모의실험을 통해 제안하는 기법의 성능을 확인한다.

### II. 본론

제안하는 음식 추천 시스템은 사용자의 선호도와 현재 소유한 재료 정보를 모두 활용한다. 전체 시스템을 총 3개의 모듈로 나누어 설계한다. (1)객체인식 기술을 기반으로 현재 사용자가 소지한 재료를 인식한다. (2)재료 정보를 바탕으로 조리가 가능한 음식 후보군을 걸러내는 컨텐츠 기반 필터링 연산을 수행한다. (3)사용자 선호도 정보를 기반으로, 조리 가능한 음식 후보군 중 높은 평가 결과가 예상되는 음식을 최종 추천하는 협업 필터링 연산을 실시한다.

#### 2.1 YOLOv5 기반 재료 인식 모듈

사용 가능한 재료를 실시간으로 인식하기 위해 인공지능 기반 객체 탐지 기술인 YOLOv5s 모델을 활용한다[2]. YOLOv5s 모델은 객체 인식 성능이

우수하고, 모델의 연산 복잡도가 낮아 실시간 영상처리에 적합한 객체 인식 기술이다. [그림 1]과 같이 약 2000 장의 데이터를 수집하여 훈련에 사용한다.

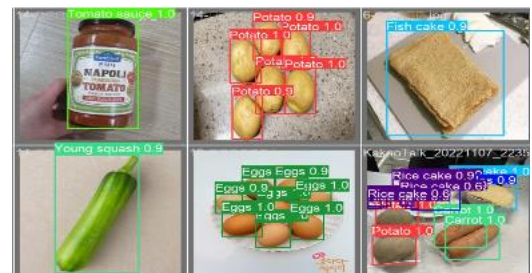


그림 1. YOLOv5s 훈련 데이터 예시

#### 2.2 재료 기반 음식 후보군 선택 모듈

YOLOv5s 모델로 인식한 재료를 활용하여 현재 조리가 가능한 음식 후보군을 판단하기 위해 컨텐츠 기반 필터링 추천 기술을 사용한다. 이를 위해 음식을 재료 벡터 embedding 으로 재구성한다. 가장 단순한 방법은 특정 재료가 요구되면 벡터의 원소를 1, 필요 없다면 0 으로 구성하는 것이다. 하지만 이러한 이진 embedding 은 재료의 중요성을 파악하지 못한다.

상기 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 가중치 기반 embedding 기술을 제안한다. 음식  $i$ 의 embedding 벡터  $\mathbf{v}_i$ 의  $j$  번째 원소  $v_{ij}$ 는 재료  $j$ 의 활용 여부를 의미한다. 주재료의 집합을  $\mathcal{A}$ , 부재료의 집합을  $\mathcal{B}$ 로 정의하면, 음식의 embedding 은 다음과 같이 계산된다.

$$v_{ij} = \begin{cases} 0.5/|\mathcal{A}|, & \text{if } j \in \mathcal{A} \\ 0.5/|\mathcal{B}|, & \text{if } j \in \mathcal{B} \end{cases}$$

주재료의 개수  $|\mathcal{A}|$ 는 2 개 내외로 설정하여 큰 가중치가 부여되고, 부재료의 수  $|\mathcal{B}|$ 는  $|\mathcal{A}|$ 보다 월등히 크므로 작은 가중치로 설정된다. Embedding 벡터의 모든 원소의 합을 1로 고정하여 한정된 벡터 공간 내에서 유사도가 안정적으로 계산되도록 설계한다.

표 1. 제안하는 음식 embedding 기법

	재료 1	재료 2	재료 3	재료 4	재료 5	유사도
사용자재료	1	1	1	0	0	-
음식 1	0	0	0.25	0.5	0.25	0.083
음식 2	0	0.5	0.16	0.16	0.18	0.381
음식 3	0.5	0.25	0.25	0	0	1

[표 1]은 제안하는 embedding 기법의 예시를 나타낸다. YOLOv5s 로 인식한 결과가 첫번째 행에 표현되었으며, 사용자재료는 간단한 이진 embedding 기법을 사용한다. 사용자재료 embedding 벡터  $\mathbf{a}$ 와 음식  $i$ 의 유사성은 코사인 유사도  $\mathbf{a}^T \mathbf{v}_i / (\|\mathbf{a}\| \cdot \|\mathbf{v}_i\|)$ 로 계산하여 벡터 공간에서 두 embedding 이 이루는 각도를 측정한다. [표 1]을 통해 음식 3 이 현재 소지한 재료로 요리할 수 있는 가장 좋은 후보군임을 알 수 있다.

### 2.3 선호도 기반 음식 추천 모델

사용자의 선호도를 고려한 최종 음식을 추천하기 위해 협업 필터링 개념을 사용한다. 수집한 사용자-음식 선호도 행렬  $\mathbf{A}$ 를 Singular Value Decomposition (SVD) 기법으로  $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T$  로 분해하여 추천에 필요한 잠재요인을 파악한다[3]. 행렬  $\mathbf{U}$  는 사용자가 음식을 판단할 때 사용하는 잠재요인을,  $\mathbf{V}^T$  는 잠재요인-음식 간의 연결관계를 나타낸다. 특이값 행렬  $\mathbf{\Sigma}$ 는 잠재요인의 중요성을 표현한다.

SVD 기반 협업 필터링 기술의 목표는 선호도 행렬  $\mathbf{A}$ 에 수집되지 않은 가정보, 즉, 특정 사용자와 특정 음식 간의 연결관계를 다른 사용자 및 음식들 간의 평가결과를 기반으로 유추하는 것이다. 이를 위해 먼저  $\mathbf{A}$ 의 소실된 원소를 다른 사용자들의 평균평점 혹은 다른 음식들의 평균평점으로 대략적으로 예측한다. 그 후 SVD 를 활용하여 선호도 행렬  $\mathbf{A}$ 를 재구성한다. 이때 모든 잠재요인을 활용하면 중요한 특성에 대한 정보가 소실되므로 특이값의 일부만 활용하여 추천시스템을 설계한다. 본 논문에서는 특이값을 내림차순으로 정렬한 후 값이 높은 잠재요인만을 활용하여  $\mathbf{A}$ 를 재구성한다.

## III. 모의실험 및 구현 결과

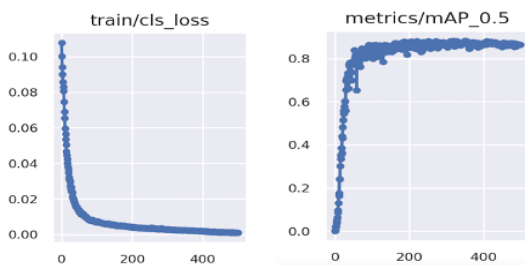


그림 2. YOLOv5 훈련 결과 (왼쪽:손실함수, 오른쪽:정확도)

제안하는 추천시스템의 모의실험 및 최종 구현 결과를 제시한다. YOLOv5s 모델의 훈련 결과를 [그림 2]에 도시하였다. 총 2000 장의 영상 중 훈련에 1600 장, 검증에 400 장을 활용한다. 영상의 크기는  $416 \times 416$ , 배치 사이즈는 128 로 설정한다. 훈련 결과 예측 성능이 향상됨을 확인하였다.

표 2. 실제 평점과 예측 평점 비교

사용자	음식	실제 평점	예측 평점
사용자 1	음식 A	5.0	4.35
사용자 2	음식 B	2.0	1.6
사용자 3	음식 C	4.0	4.28

[표 2]은 제안하는 추천시스템의 최종 추천 결과 예시를 나타낸다. 세 명의 무기명 사용자가 서로 다른 음식을 평가한 실제평점과 추천시스템으로 예측한 예측평점이 각 열에 표현되었다. 모의실험 결과 실제평점과 예측평점이 유사한 것을 알 수 있다.

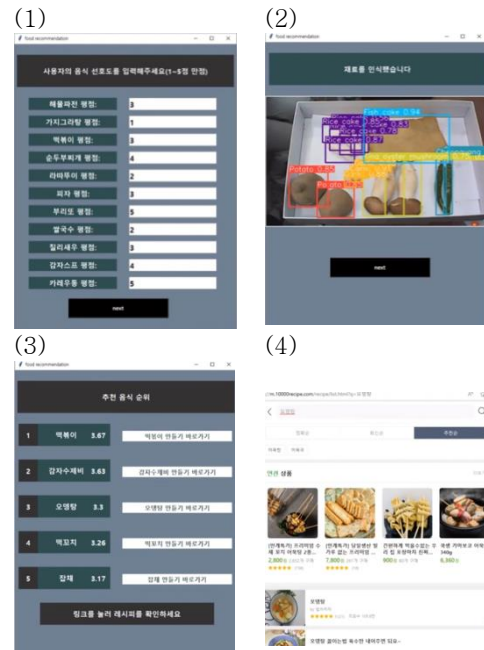


그림 3. GUI 음식 추천 프로그램

[그림 3]는 제안하는 시스템의 최종 구현 결과를 나타낸다. GUI 프로그램을 통해 결과를 사용자가 확인할 수 있도록 제작하였다. (1)먼저 음식 11 개에 대한 사용자의 신호를 입력 받은 후, (2)YOLOv5s 가 예측한 결과 영상을 출력한다. (3)이를 토대로 사용자가 선호할 것으로 예상되는 상위 5 개의 음식과 그 예측평점을 출력한다. (4)사용자가 선택한 음식의 조리법을 제공한다.

## IV. 결론

본 논문에서는 인공지능 기술을 사용하여 사용자가 가진 재료와 사용자의 선호도를 모두 반영하는 음식 추천 시스템을 구현하였다. YOLOv5s 를 통해 실시간으로 재료를 인식한 후, 제안하는 embedding 기법을 통해 음식을 벡터로 환원하여 콘텐츠 기반 및 협업 필터링 알고리즘을 단계적으로 실시한다. 사용자 친화적인 통합 추천시스템을 구현하여 사용자의 정보를 누적 시켜 빅데이터를 형성하고, 이를 통해 추후 회사, 학교 등의 급식 환경에서 실용적인 추천 서비스를 제공할 수 있다.

### 참 고 문 헌

- [1] H. Park, J. Choi, M. Kim, Y. Jo, and J. Moon, "Recipe recommendation service using image recognition of artificial intelligence based on user's food ingredients," *Proceedings of the Korea Information Processing Society Conference*, pp. 506-508, Oct. 2019.
- [2] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection", *arXiv:1506.02640*, May 2016.
- [3] Y. Koren, R. Bell and C. Volinsky, "Matrix factorization techniques for recommender systems," *Computer*, vol. 42, no. 8, pp. 30-37, Aug. 2009.