

# 딥러닝을 활용한 카페테리아 무인계산시스템의 개발

김진성, 장세운, 김정준, 김다솜, 조중휘

인천대학교 임베디드시스템공학과

e-mail : {jinsungroy, gnm80, 201202476, 201403134, jcho}@inu.ac.kr

## Development of Automatic Cafeteria Payment System based on Deep Learning

Jinsung Kim, Seun Jang, Jungjun Kim, Dasom Kim, Joongwhoo Cho

Dept. of Embedded System Engineering, Incheon National University

### 요 약

본 연구는 뷔페형 카페테리아 식당에서 근무하는 직원들이 계산 업무를 덜고 조리 업무에 집중하여 업무 성과, 직무만족도를 높일 수 있도록 돕는 카페테리아 무인계산시스템을 제안한다. 무인계산시스템의 작동과정은 크게 두 가지이다. 첫째, 식판을 가져오면 그 위의 음식들을 촬영하여 음식 부분의 ROI(Region of Interest, ROI) 이미지를 추출해낸다. 둘째, 미리 학습된 모델에 앞서 추출한 ROI 이미지를 입력하여 식판 위에 어떤 이미지들이 있는지 분석한다. 그 후 해당 음식과 가격을 GUI로 출력하여 사용자가 확인 후 결제할 수 있도록 한다.

### 1. 서론

한국에서는 매년 최저임금 인상에 관한 논의가 이루어지고 있으며, 비정규직 노동자의 비율이 높아 인상 건에 찬성하는 입장이 많다. 하지만 **문외술 (2016)**에 따르면 최저임금의 상승은 노동자들, 특히 생산성이 낮은 근로자들에게는 좋은 결과로 다가오지 않는다[1]. **Neumark and Wascher(2008)**에 따르면 1990년대 이후 신뢰할만한 연구 가운데 상당수의 논문에서 고용감소가 확인되었으며[2], **Neumark (2014)**는 최저임금 상승을 경험한 대다수의 국가에서 저숙련(low-skill) 근로자들의 일자리가 감소했음을 확인했다[3]. 최저임금이 상승하면 기존 근로자들에게 더 높은 임금을 지급해야 하기 때문에 기업의 이윤이 감소하고, 고용주는 이를 막기 위해 고용관계를 종료하는 현상에 이르게 되는 것이다[1].

노동시장이 고용을 줄이는 쪽으로 가게 되면 음식점, 특히 카페테리아 식당 같이 적은 수의 직원이 조리, 서비스, 계산 등의 업무를 처리하는 곳들은 더 적은 인원으로 많은 이용객들을 대접하게 되어 효율적인 업무 처리가 어려워지고, 이는 식당 종사원들의 낮은 직무만족도로 이어져 높은 이직률, 업무기술·팀워크·고객서비스 부족 등의 여러가지 문제점들을 야기할 수 있다[4][5][6]. 또한 **이욱 (2014)**에 따르면 식당 직원들의 고용 상태가 비정규직일 때, 정규직 식당 노동자들 보다 위의 현상들이 더 크게 나타나는 것으로 알려졌다[7].

본 연구는 뷔페 (Buffet)형 카페테리아 식당에서 본래 직원이 수행했던 계산 업무를 덜어 조리 업무에만 집중할 수 있도록 도와주는 무인계산시스템을 제안한

다. 무인계산시스템은 영상처리, 딥러닝 (Deep-Learning) 기술을 활용하여 식당 이용객이 어떤 음식을 식판 위에 담았는지 분류해내며, 각 메뉴에 대한 가격을 모니터에 출력하여 사용자가 카드나 현금으로 빠른 결제를 할 수 있도록 설계하였다.

### 2. 설계 및 구조

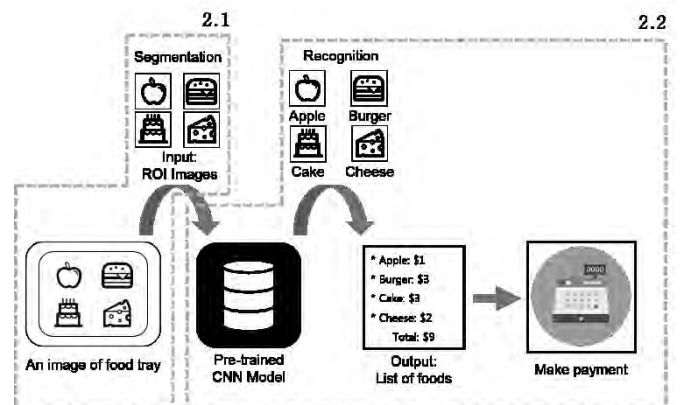


그림 1. Abstract of Automatic Cafeteria Payment System

그림 1은 딥러닝을 활용한 카페테리아 무인계산시스템의 개요도이다. 카메라를 이용해 식판 이미지를 획득하면 내장된 프로그램이 식판 위의 음식들을 스캔하여 음식들에 대한 ROI (Region of Interest, 관심영역) 이미지를 추출(Segmentation) 해낸다(그림 1의 2.1) 미리 학습시켜 놓은(Pre-trained) 합성곱신경망(Convolutional Neural Network, CNN)은 위 ROI 이미지들을 입력 받아 각 이미지들이 어떤 음식에 해당하는지 인지(Recognition) 하여 해당 음식 이름과 가격을

리스트로 출력한다(그림 1의 2.2). 이용자는 리스트에 출력된 내용을 확인 후 카드나 현금으로 결제를 진행한다.

무인계산시스템은 다음과 같은 세부 요소로 구성되어 있다.

### 2.1 카메라를 통한 식판 이미지 획득 및 ROI 설정

데이터 저장과 촬영의 용이성을 위해 자동초점설정 기능이 있는 Microsoft社의 ‘LifeCam HD-5000’ 웹캠을 무인계산시스템에 장착하여 이미지를 획득하였다. 식판이 카메라 영상 내에 잡히면 자동으로 촬영을 진행하여 1280\*720 사이즈의 PNG 포맷을 가진 컬러영상으로 저장한다.

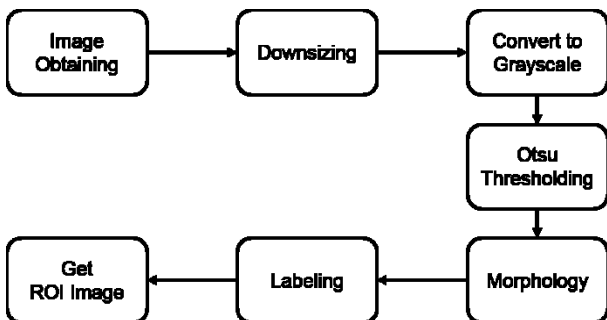


그림 2. Processing of Getting ROI Images from the Source Image.

저장된 영상은 효과적인 다중 ROI 추출을 위해 그림 2와 같은 영상처리 기법들을 적용하였다. 불필요한 특징을 줄이기 위한 Downsizing, 영상의 처리 속도를 높이기 위한 Grayscale 변환, 엣지 값을 추출하기 위한 Otsu Threshold 설정, 엣지의 노이즈를 줄이기 위한 Morphology. 위의 처리를 한 뒤 얻어진 이미지 중 일정 크기 이상의 엣지 부분에만 Labeling을 하여(그림 3) 그림 4의 ROI를 얻어낼 수 있었다[8]

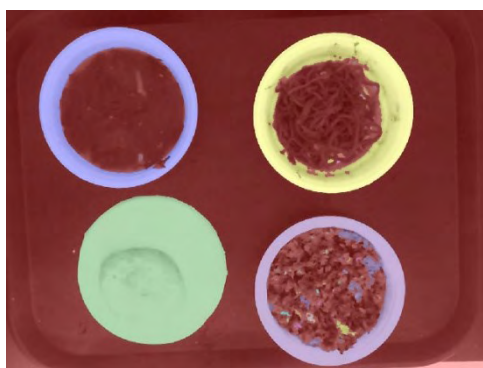


그림 3. Labeled Image of Source Data



그림 4. Obtained ROI Images

### 2.2 Deep Learning을 활용한 음식 이미지 학습과 분류

음식 종류를 구별 해내기 위한 분류기로 최근 기계 학습 분야에서 두각을 나타내고 있는 딥러닝 기술[9]을 무인계산시스템에 적용시켰다. 딥러닝 모델을 생성하기 위해, 전단(Front-end)에는 모듈화가 잘되어 있어 코드의 수정이 용이한 Keras 프레임워크, 후단(Back-end)에는 비교적 빠른 데이터 처리를 보여주는 Theano 프레임워크를 사용하였다.

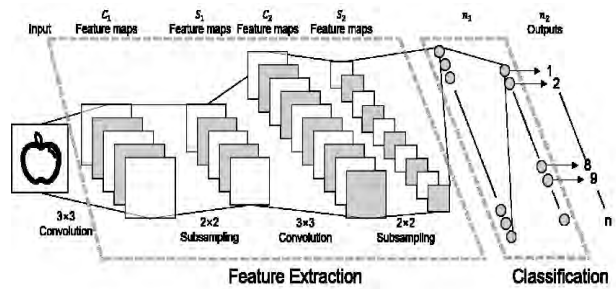


그림 5. Architecture of Convolutional Neural Network in Automatic Cafeteria Payment System

딥러닝 모델 구현에는 합성곱신경망(CNN)을 사용하였으며 그림 5와 같이 구성하였다. 35 클래스(35가지 음식), 총 3348장의 음식 이미지가 각각 두 번의 Convolution Layer와 Pooling Layer를 거치며 특징 추출(Feature Extraction)을 진행하고, 마지막으로 Softmax Layer를 통과하여 분류(Classification)가 된다. 학습을 마친 모델은 ‘.h5’ 확장자를 가진 파일로 저장된다(그림 1의 Pre-Trained Model 생성).

음식의 분류는 그림 4의 ROI 이미지들을 미리 학습된 모델에 입력하는 방식으로 진행한다. 입력된 ROI 이미지들은 학습할 때와 마찬가지로 신경망 구조를 거치며 특징 추출 작업을 진행한다(그림 5). 이후 Softmax Layer를 거치며 분류된 결과가 가격과 함께 GUI 상에 출력된다(그림 6)

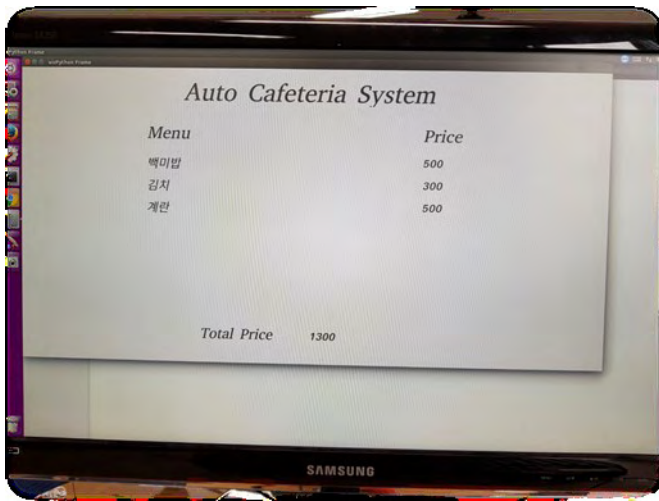


그림 6. The result of recognition printed on GUI

### 3. 실험 결과

Environment	Measurement (sec)
Our System	5 sec (Except payment)
Human	20.2 sec

Table 1. Processing time of payment

Table 1은 무인계산시스템과 실제 사람이 계산할 때 걸리는 시간을 보여준다. 측정은 각각 20 번씩, 총 40 번을 진행하였다. 측정 방식으로, 무인계산시스템(Our Sstem)은 음식의 가지 수를 1-6 개까지 다양하게 측정하였으며(계산 기능은 구현하지 않았으므로 측정 제외), 사람(Human)은 인천대학교 카페테리아 식당 직원이 실제로 계산할 때 걸리는 시간을 측정하였다.

측정 결과 무인계산시스템이 사진을 촬영하여 리스트를 출력하기까지의 시간은 대체로 5 초 안팎이고, 식판 위에 올라가 있는 음식의 개수에 크게 영향 받지 않았다. 반면 직원은 평균 20.2 초의 처리 결과를 보여주었다. 사람이 많지 않은 시간대에는 약 8 초 이내에 계산을 끝내는 모습도 보여주었지만, 사람이 많은 점심시간에는 인당 18 초에서 40 초 대까지 다양한 처리 속도를 보여주었다.

위의 결과를 통해 무인계산시스템은 특히 사람이 많은 점심, 저녁 시간대에 직원보다 빠른 계산 속도를 보여 효율적인 배식을 가능케 할 것으로 예상된다.

### 4. 결론 및 향후 연구

카페테리아 무인계산시스템은 대체로 정확한 음식 판별률과 사람이 많은 시간대에는 실제 직원이 계산하는 것보다 빠른 처리 속도를 보여주었다. 실 매장에 적용이 된다면, 종업원이 본인 업무에 좀 더 집중할 수 있는 환경이 조성되어 직무 만족도와 직무 성과가 높아짐은 물론 직원들의 서비스 개선으로 인한 고객 만족도도 증가 할 것으로 예상된다.

현재 카페테리아 무인계산시스템은 연구 및 개발 진행 중이다. 향후 양질의 다양한 데이터셋 (Data Set) 추가를 통해 더 다양한 음식을 높은 확률로 분류해 낼 수 있도록 할 예정이며, 여러가지 환경(조명, 음식

의 배치 등)에 더 강인하게(Robust) 작동할 수 있도록 하드웨어 및 소프트웨어 보안을 하여 제공할 계획이다.

### 참고문헌

- [1] 문외술 (2016), 최저임금 변화가 노동시장에 미치는 영향, 규제연구, 25(2), 139-161
- [2] Neumark, David (2014). "Employment Effects of Minimum Wages." IZA World of Labor 2014:6.
- [3] Neumark, David and William Wascher (2008). Minimum Wages, Cambridge, MA: MIT Press.
- [4] 이상희 (2015), 프랜차이즈 한식당 종사원의 직무만족이 직무성과에 미치는 영향, 한국조리학회지, 21(1), 15-29.
- [5] 이상희 (2014), 외국계 체인레스토랑 비정규직 종사원의 직무만족, 직무성과 및 이직의도 영향관계, Tourism Research, 39(2), 65-85
- [6] Nelson W (1987). The trouble with temps. Industry Week, Dec 14:53-57.
- [7] 이옥 (2014), 학교급식 직원의 고용유형에 따른 인적 자원 관리 활동에 대한 인식과 조직 몰입도, 한국식품영양과학회지, 43(1), 162-171
- [8] 오동연, 이민채 (2010), Morphology 와 다중 ROI 를 이용한 차선 인식 및 추적, 한국자동차공학회 추계학술대회, 1263-1267
- [9] 김지원, 표현아 (2015), 다양한 딥러닝 알고리즘과 활용, 정보과학회지, 33(8), 25-31