

# 사과 품종 분류를 위한 CNN기반 모델링 및 분류 기법 연구

CNN based modeling and classification for variety of apples

박준호 (Junho Park)(제1저자) | 대전대학교 컴퓨터공학과 학사 | qkrwnsgh777@naver.com

김동혁 (Donghyeok Kim)(공동저자) | 대전대학교 컴퓨터공학과 학사 | tubic7123@naver.com

김재안 (Jeaan Kim)(공동저자) | 대전대학교 통계학과 학사 | hawodks@naver.com

김홍준 (Hongjun Kim)(교신저자) | 대전대학교 컴퓨터공학과 조교수 | hjkim99@dju.kr

## 목 차

1. 서론
2. 선행연구
3. 사과 이미지 획득 및 품종 출력을 위한 임베디드 시스템
4. 사과 품종 이미지를 이용한 GoogleNet기반의 딥러닝 알고리즘
5. 결론 및 향후 연구과제

## 초 록

농장주들이 과일을 분류하는 데까지의 시간소모를 줄이고 향후 과일의 등급 판정 기준을 정량화하기 위하여 우리나라의 대표적인 과일이며 다양한 품종을 가지고 있는 사과를 대상으로 신경망 기반 분류 자동화 시스템을 제안한다. 컨베이어 벨트를 통해 지나가는 객체를 카메라모듈로 촬영하여 이를 통신 및 연산을 수행하는 라즈베리파이 기반 시스템을 설계, 구현한다. 깊은 네트워크와 나머지(residual)를 학습하는 ResNet 기반 알고리즘이 구동되는 딥러닝 서버와는 SSH통신을 통해 이미지와 학습된 모델을 주고받는다. 향후 품종뿐만 아니라 등급까지 분류 자동화한다면 다양한 품종의 과일을 대상으로 한 출하 자동화 시스템으로의 적용이 가능하다.

\* 키워드 : 스마트팜, 딥러닝, ResNet, 신경망

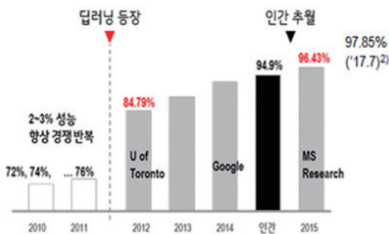
## ABSTRACT

This paper propose a neural network-based classification automation system for apples, which are representative fruits of Korea and have a variety of varieties, in order to reduce the consumption of time for farmers to classify fruits and to quantify the criteria for grading the fruits. Raspberry Pi-based system that communicates and performs calculations by photographing objects passing through a conveyor belt with a camera module is designed and implemented. Then it receive the trained model using ResNet-based algorithm that runs on the deep-learning server. In the future, if classifying not only varieties but also grades is automated, it can be applied as a shipping automation system targeting various varieties of fruit.

\* Keywords : Smart Farm, Deep Learning, ResNet, Convolution Neural Network

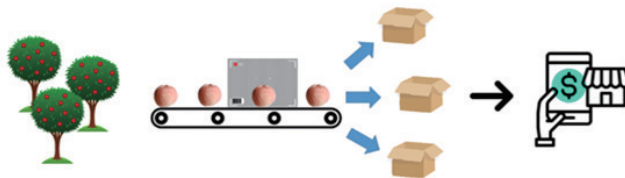
## 1. 서론

과일의 품종과 등급 등 분류기준이 세분화되어있기 때문에 각 농장마다 과일을 분류하는데 적지 않은 시간을 소모하게 된다. 이에 따른 스마트팜의 인공지능(Artificial Intelligence)으로 활용 할 수 있는 이미지 인식에 대한 연구(<그림1>)가 최근 활발히 이루어지고 있다.



<그림 1> 시각인식 지능의 발전, ImageNet 경진대회 결과

이러한 시점에서 과일 분류의 자동화와 고속화 시스템을 통해 스마트팜 시스템의 구성요소로서 사과 품종 분류 시스템을 설계 및 구현한다.



<그림 2> 수확한 과일의 실시간 자동 분류 및 물류적용에 대한 개념도

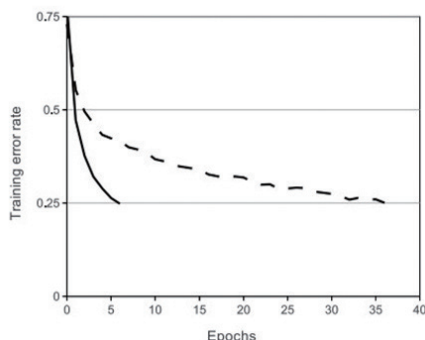
이미지를 획득하는 하드웨어 라즈베리 카메라와 Tensorflow Inception Resnet V2 기반의 딥러닝 알고리즘을 이용하여 다양한 품종의 사과 이미지를 학습시키고, 학습시킨 파일을 기반으로 분류알고리즘과 SSH통신을 이용한 분류서버를 구축한다.

## 2. 관련 연구

### 2.1 연구 동향

이미지 기반의 분류 알고리즘에 대한 연구는 주로 SVM (Support Vector Machine) 알고리즘을 기반으로 많이 수행된 바 있다. 하지만 현재는 벡터 기반의 SVM 알고리즘 대신 인공신경망을 사용하는

CNN 기반의 분류 알고리즘이 이미지 기반 특징 추출과 인식, 예측 모두 높은 성능을 가지게 되었다 (Datta et al., 2008; Razavian et al., 2014).



<그림 3> CNN을 사용한 imageNet 분류방식 연구결과

<그림3>의 CNN with ReLUs(실선)는 CIFAR-10(점선)에 비해 25%의 학습 오류율을 기록하고 있는데, 이는 tanh neurons을 가진 동등한 네트워크보다 더욱 빠르고 정확하다(Krizhevsky et al., 2012).

## 2.2 CNN ( Convolutional Neural Network )

CNN은 FCL(Fully Connected Layer) 방식인 3차원 이미지를 1차원으로 평면화시키는 과정에서 손실되는 공간 데이터를 유지하기 위해 만들어졌다.

이미지를 날것(Raw Input)으로 받아들여 공간적, 지역적 정보를 유지하고 특성(Feature)의 계층(Layer)을 빌드업한다. 이미지의 특징을 추출하기 위해 부분 픽셀을 쪼개 보는 형식으로 각 픽셀 간의 연관성을 계산한다. 이 때문에 대부분의 다른 기본 이미지 처리 작업 방식은 전체 이미지에 걸쳐 작동하기 위한 오버헤드로 어려움을 겪지만, CNN 기반의 병렬처리는 GPU 환경에서 처리 시간이 더 빨라지고 정확하여 추출과 인식의 과정에서 높은 정확도를 가지는 이유이다(Potluri et al., 2011).

## 2.3 과적합 최소화

부족한 데이터셋으로 인한 과적합을 해결하기 위해 CNN의 Data Augmentation을 통하여 이미지를 저장 없이 적은 연산을 사용하여 데이터셋 보강이 가능하다.

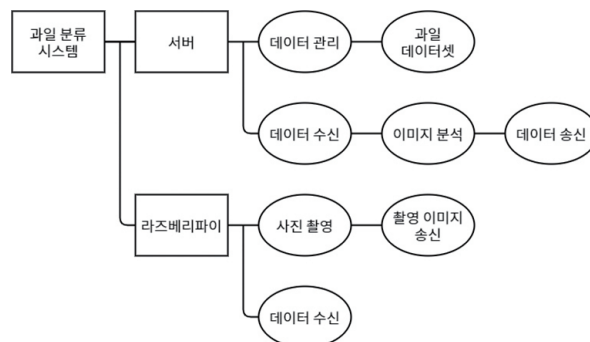
무작위 추출 이미지 변환을 통해 작동하며 RGB 채널의 강도를 변경하여 데이터셋을 보강한다 (Krizhevsky et al., 2012).

## 2.4 모델 건전성

모델의 성능을 비교한 지표인 "top-5 error rate"는 모델이 가장 높은 확률로 예측한 5가지 예측이 정답이 아닌 빈도를 검토하는 것이다. 2012년 검증 데이터 세트에서 나타난 각 모델의 top-5 error rate는 AlexNet이 15.3%, BN-Inception-v2이 6.66%였고 Inception-v3는 가장 낮은 3.46%를 달성했다.

## 3. 사과 이미지 획득 및 품종 출력을 위한 임베디드 시스템

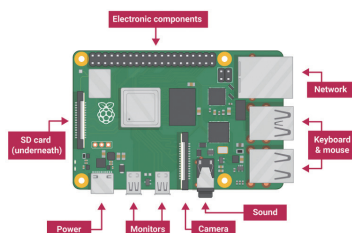
### 3.1 시스템구성개요



<그림 4> 시스템 구성도

여러 가지 품종의 사과 이미지 데이터를 획득하기 위한 시스템은 <그림4>와 같이 구성한다.

### 3.2 하드웨어



<그림 5> Raspberry Pi 4



<그림 6> 라즈베리파이 기반의 시제품

<그림5>와 같이 라즈베리파이에 필요한 모듈만 장착하여 사용한다.

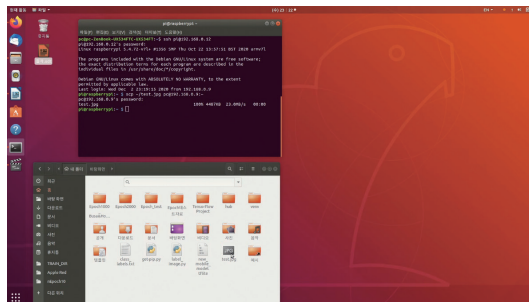
### 3.3 이미지 분류 시스템

#### 3.3.1 이미지 판별 시스템

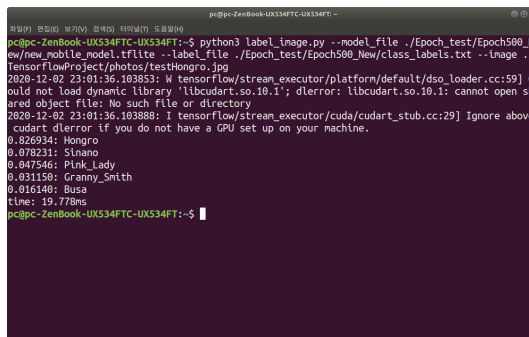
클라우드 혹은 로컬 서버에 이미지를 수신 받아 학습된 데이터셋을 사용하여 분류한다.



<그림 7> 라즈베리파이4에서 촬영한 사진



<그림 8> 이미지 송신 작업



<그림 9> 이미지 분류 작업

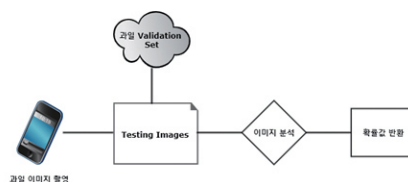
#### 3.3.2 이미지 데이터셋 구축

기존에 존재하는 오픈데이터 셋은 해외품종에 집중되어 있으므로 국내 사과와의 분류에는 사용이

어려움으로 새로운 데이터셋을 구축하기로 하였다. 국내에서 구할 수 있는 품종인 홍로, 부사, 시나노를 기반으로 이미지를 촬영하여 데이터를 확보한 후 오픈소스 신경망 라이브러리인 Keras의 ImageDataGenerator 기술을 사용하여 augmentation 과정을 거쳐 원본 사진에 변형을 주어 증가된 학습할 데이터셋을 구축하였다.

## 4. 사과 품종 이미지를 이용한 GoogLeNet기반의 딥러닝 알고리즘

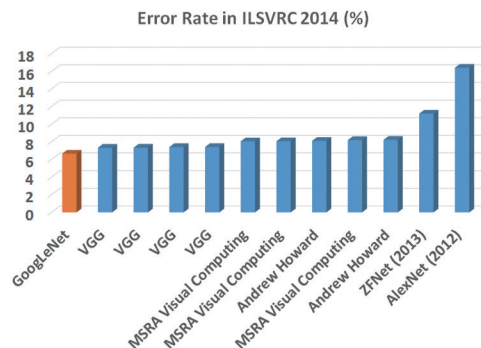
학습된 데이터 Validation Sets를 이용하여 촬영된 과일 이미지를 분석, Validation Sets와 촬영된 이미지의 차이점을 분석한 후 확률 값을 반환하여 해당 과일의 일치율을 확인한다(<그림10>).



<그림 10> 과일 분류 알고리즘

### 4.1 Inception-v3기반의 모델링 및 분류 알고리즘

Inception-v3의 핵심 스크립트 중 하나인 make\_image\_classifier.py를 사용하여 이미지 학습을 진행한다. 과일 품종 데이터를 구분하는 데 필요한 학습 데이터를 만들게 하는 스크립트로, 텐서플로우를 사용하여 여러 사진이 모여 있는 데이터셋의 특징을 파악하여 테스트로 사용할 이미지의 종류를 파악할 수 있는 기초를 만들어준다. Inception-v3 모델은 2014년 ImageNet에서 개최한 ILSVRC에서 VGGNET을 제치고 1위를 차지한 모델이다(<그림11>).

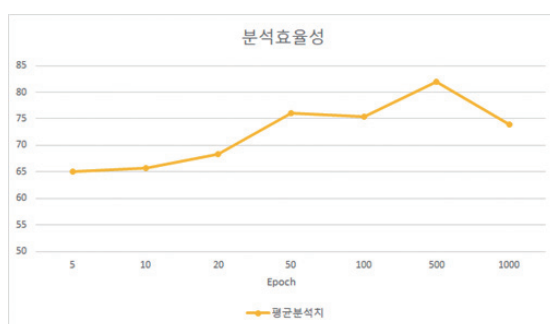


<그림 11> ILSVRC 2014 출품작 중 최저 에러율

최종 과제 제출 결과 검증 및 테스트 데이터에서 상위 5개 팀 중 오류 6.67%로 다른 참가자들 중 1위를 차지한 바 있다(Szegedy et al., 2015).

#### 4.2 분류모델 최적화

분석 모델의 일반화를 위해 epoch값을 조정하여 과소적합과 과대적합을 피하는 최적화된 설정 값을 찾았다. <그림12> 분석 효율성은 학습된 모델이 어느 정도의 정확성을 가지는지 파악하기 위해 테스트 데이터를 바탕으로 구성했다. X축은 Epoch값의 조정치 이고 Y축은 분석 정확도를 %로 분석하였다. Epoch값이 증가함에 따라 초기에는 원만하게 증가하나 1000을 넘기면서 오히려 효율성이 감소하는 결과를 나타냈다.



<그림 12> Epoch 값 설정에 따른 분석 효율성 지표

### 5. 결론 및 향후 연구과제

<표 1> 부사 품종 분석 효율성 테스트 결과

Data/Epoch	100	200	300
100	32.7%	75.2%	56.1%
300	28.3%	78.3%	47.8%
500	49.1%	82.5%	68.2%
1000	53.7%	74.7%	54.5%

테스트 결과 사진데이터 200장, Epoch 500의 조건에서 가장 정확한 품종 분류가 가능한 것을 알아 내었다. 향후 사과 외의 다른 과일 품종에도 적용할 수 있고 품종을 포함하여 과일 등급까지의 학습 내용을 토대로 분류를 할 수 있도록 지원 범위를 넓힐 계획이다. 또한 국내 품종의 과일 데이터 셋을 오픈 데이터 셋으로 공유함으로 앞으로 비슷한 연구를 수행하는 이들에게 도움을 줄 수 있을 것이다.

---

## 참고문헌

- Datta, R., Joshi, D., Li, J., & Wang, J. Z. (2008). Image retrieval: Ideas, influences, and trends of the new age. *ACM Computing Surveys*, 40(2), 1-66.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25, 1097-1105.
- Potluri, S., Fasih, A., Vutukuru, L. K., Al Machot, F., & Kyamakya, K. (2011, July). CNN based high performance computing for real time image processing on GPU. In *Proceedings of the Joint INDS'11 & ISTET'11*, 1-7.
- Razavian, A., Azizpour, H., Sullivan, J., & Carlsson, S. (2014). CNN Features Off-the-Shelf: An Astounding Baseline for Recognition. *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 512-519.
- Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D., & Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 1-9.