

# 합리적 가격결정을 위한 전이학습모델기반 아보카도 분류 및 출하 예측 시스템

유성운\* · 박승민\*\*

Avocado Classification and Shipping Prediction System based on Transfer Learning Model  
for Rational Pricing

Seong-Un Yu\* · Seung-Min Park\*\*

## 요약

타임지가 선정한 슈퍼푸드이며, 후숙 과일 중 하나인 아보카도는 현지가격과 국내 유통 가격이 크게 차이가 나는 식품 중 하나이다. 이러한 아보카도의 분류과정을 자동화한다면 다양한 분야에서 인건비를 줄여 가격을 낮출 수 있을 것이다. 본 논문에서는 아보카도의 데이터셋을 크롤링을 통하여 제작하고, 딥러닝 기반 전이학습모델을 다수 사용하여, 최적의 분류모델을 만드는 것을 목표로 한다. 실험은 제작한 데이터셋에서 분리한 데이터셋에서 딥러닝 기반 전이학습모델에 직접 대입하고, 해당 모델의 하이퍼 파라미터를 Fine-tuning하며 진행하였다. 제작된 모델은 아보카도의 이미지를 입력하였을 때, 해당 아보카도의 익은 정도를 99% 이상의 정확도로 분류하였으며, 아보카도 생산 및 유통가정의 인력감소 및 정확성을 높일 수 있는 데이터셋 및 알고리즘을 제안한다.

## ABSTRACT

Avocado, a superfood selected by Time magazine and one of the late ripening fruits, is one of the foods with a big difference between local prices and domestic distribution prices. If this sorting process of avocados is automated, it will be possible to lower prices by reducing labor costs in various fields. In this paper, we aim to create an optimal classification model by creating an avocado dataset through crawling and using a number of deep learning-based transfer learning models. Experiments were conducted by directly substituting a deep learning-based transfer learning model from a dataset separated from the produced dataset and fine-tuning the hyperparameters of the model. When an avocado image is input, the model classifies the ripeness of the avocado with an accuracy of over 99%, and proposes a dataset and algorithm that can reduce manpower and increase accuracy in avocado production and distribution households.

## 키워드

Deep Learning, Transfer Learning, ImageNet, VGG16, ResNet, DenseNet  
딥러닝, 전이 학습, ImageNet, VGG16, ResNet, DenseNet

\* 동서대학교 소프트웨어학과 연구원  
(20171554@g.dongseo.ac.kr)

\*\* 교신저자 : 동서대학교 소프트웨어학과 교수  
• 접수 일 : 2023. 02. 16  
• 수정완료일 : 2023. 03. 15  
• 게재확정일 : 2023. 04. 17

• Received : Feb. 16, 2022, Revised : Mar. 15, 2023, Accepted : Apr. 17, 2023

• Corresponding Author : Seung-Min Park  
Dept. of Software, Dongseo University,  
Email : sminpark@dongseo.ac.kr

## I. 서론

기네스북에서 선정한 세계에서 가장 영양가 높은 과일이자, 타임지 선정 세계 10대 푸드 중 하나인 아보카도의 국내 소비가 늘어나고 있다[1]. 코로나 이후 건강 음식을 찾는 세대가 늘어나고 간편하게 먹을 수 있다는 편의성 등의 이유로, 닐슨데이터 조사결과 2018년 기준 전년 대비 아보카도는 161.8%의 판매 증감률을 보였다. 아보카도는 대표적인 후숙 과일 중 하나로 수확한 후에 익어가는 특징 때문에 온도, 시간, 운송 안전성 등을 고려해야 하고, 그렇기에 인건비, 관리비 등의 비용이 증가하여, 수입 아보카도 가격이 현재의 가격과 크게 차이가 나게 된다.

본 논문에서는 아보카도의 분류문제를 해결하여, 생산, 유통, 운송 등의 과정에서 인력을 감소시키고 정확성을 높일 수 있는 데이터셋 및 알고리즘을 제안한다. 아보카도의 익은 정도를 분류하기 위해, brown avocado와 bright avocado의 두 종류로 데이터를 준비하였으며, 해당 데이터를 수집하는 방법으로 웹 크롤링방식을 채택하여 촬영하는 것보다 빠른 방식으로 이미지 데이터셋을 구축하였다. 크롤링 방법으로 Selenium과 Chromedriver를 활용하였으며, 신경망 모델에 입력하기 위해, 해당 이미지의 크기, 속성, array값 등을 수정하며 전처리 과정을 진행하였다. 이후 base model로 CNN( Convolutional Neural Network)을 채택하여, 모델에 입력시키고, 전이학습 모델인 VGG16, ResNET, DenseNet을 사용하여, 이미지를 학습시켰다[2]. 세 개의 전이학습 모델의 성능평가를 진행한 후 가장 정확도가 높은 모델을 신경망 수정, 데이터생성, 하이퍼 파라미터 튜닝 등의 Fine-tuning방법을 사용하였다.

## II. 관련 연구

### 2.1 Transfer Learning

DCNN( Deep Convolutional Neural Network)을 처음부터 훈련 시키는 데엔 높은 비용과 시간이 소요된다. 이러한 문제를 해결하기 위한 여러 방법의 하나인, Transfer Learning은 하나의 문제를 해결하

고 다른 관련 문제에 적용하면서 얻은 지식을 저장하는 데 중점을 둔 기계 학습의 학습방식 중 하나이다.

Transfer Learning은 다양하고 보편적인 이미지의 특징 혹은 Feature들을 학습한 정보를 학습시키고자 하는 모델에 전이시켜 입력되는 데이터에 대해 특징을 효율적으로 추출하기 때문에 학습하지 않은 모델에 비해 비교적 빠르고 정확한 정확도를 달성할 수 있다. 이러한 이유로 특징을 비교해 이미지를 분류하는 기계의 시각적 이해를 주요 목표로 하는 컴퓨터 비전의 영역에서 Transfer Learning으로 수행된 모델들이 높은 성능을 보인다[3].

### 2.2 ImageNet

ImageNet은 2010년~2017년까지 매해 열린 대회 ILSVRC( ImageNet Large-Scale Visual Recognition)을 위한 시각적 개체 인식 소프트웨어 연구에 사용하도록 설계된 대규모 시각적 데이터베이스로 자동차, 고양이를 포함한 1000개의 클래스, 총 1400만개의 이미지로 구성되어 있다. 해당 데이터셋을 가지고 이미지 분류를 수행한 모델들은 매년 뛰어난 성능을 보여주고 있으며, 사람의 이미지 분류 오류는 5.1%에 달하지만[4] AlexNet의 등장으로 이미지 분류의 정확도가 크게 상승하였고, 2015년 이후, 사람보다 뛰어난 정확도를 가진 모델도 등장하였다. ImageNet은 Transfer Learning의 대표적인 데이터셋 중 하나이며, 본 연구에서 학습속도와 정확도 향상을 위해 전이 받아 활용한다.

### 2.3 VGGNet

VGG( Visual Geometry Group)Net은 옥스포드 대학의 연구팀에 의해 개발된 모델로, 2014년 ILSVRC에서 준우승한 모델이다. 해당 해에 우승을 차지한 GoogleNet에 비해 성능 차이는 크게 나지 않으면서 더 간단한 신경망 층을 가지고 있다. VGGNet은 이전 대회에 혁신적으로 평가받던 AlexNet이 나온 지 2년만에 다시 한번 오차율 면에서 큰 발전을 보여줬다. VGGNet의 메인 아이디어는 아주 작은 3X3 Conv layer를 이용하는 것에 있으며 해당 layer를 16, 19층으로 쌓으면서 좋은 성능을 낼 수 있었다고 한다[5].

## 2.4 ResNet

VGG가 깊은 네트워크를 강조하면서 ILSVRC에서 좋은 성적을 거두게 되었지만, Plain convolutional neural network에서 Layer를 무작정 늘렸을 때 기울기 소실/폭발 문제가 발생하여 성능이 오히려 떨어지는 것이 확인되었다. ResNet은 이러한 문제를 skip/shortcut connection을 사용하여 입력  $x$ 를 몇 layer 이후의 출력값에 더해주어 해결하였다[6].

## 2.5 DenseNet

ResNet에서 사용한 shortcut connection 방법은 바로 다음 Layer만 연결하기 때문에  $L$ 개의 connection만 가질 수 있었다. DenseNet에서는 각 Layer를 다른 모든 Layer에 연결하기 때문에  $L(L+1)/2$ 개의 연결을 가질 수 있고, 이러한 방식은 이전의 모든 Layer로부터 정보를 받을 수 있기 때문에 feature map에 대한 불필요한 학습이 필요 없다. 따라서 더 적은 파라미터 수를 요구하게 되고, 네트워크의 구조가 깊더라도 학습 속도에는 변화가 없다[7].

## III. 연구방법

### 3.1 개발 환경

본 논문의 연구 진행에는 다음과 같은 버전의 소프트웨어를 사용하였다. 사용된 개발도구로 Python(3.7), Anaconda(4.9.2), TensorFlow(2.1.0), CUDA(10.1.0)를 사용하였다. 해당 프로그램들을 구동한 PC의 사양은 다음과 같다. GPU(Nvidia Tesla T4), CPU(Intel(R) Core(TM) i7-9700), RAM(32GB), 운영체제는 window10 64비트 운영체제를 사용하였다.

### 3.2 데이터셋

아보카도의 익은 모습과 익지 않은 모습을 구별하기 위한 분류모델을 학습시키려면 충분한 양의 데이터가 필요로 하다. 이를 위한 데이터셋을 Selenium을 활용하여 구글에서 검색 후 이미지 크롤링 방식을 활용하여 아보카도데이터를 수집하였다. 익지 않은 아보카도의 이미지는 green avocado, unripe avocado, bright green single avocado를, 충분히 익은 아보카도는 brown avocado, ripe

avocado, black avocado를 검색 키워드로 사용하여 크롤링하였다. 해당 이미지들을 green avocado와 brown avocado로 분류하여, 각 1000장의 이미지를 크롤링하였으며, 그 중 불필요한 이미지는 학습에 방해가 되기 때문에, 제거한 후 각 700장의 이미지를 저장하였다[8].

### 3.3 Base model 제작 및 데이터입력

데이터가 신경망 모델에 입력되고 제대로 학습하는지 확인하기 위해 Base model을 제작한다, 해당 모델을 제작하면서 CNN 신경망에 들어갈 이미지의 최적 크기, 데이터셋의 올바른 입력확인, 적은 신경망에서 학습결과 등을 확인한다. Base model이 이미지 학습에 성공하면, 전이학습 모델에 데이터셋 입력을 진행한다.

### 3.4 전이학습모델 성능평가

높은 성능의 아보카도 분류모델을 제작하기 위하여, 전이학습 모델의 성능평가를 진행한다. VGGNet, ResNET, DenseNet 세 가지의 전이학습 모델에, 제작한 데이터셋을 입력한 후 학습시켜 각 모델의 성능을 accuracy값, loss값, 학습속도 등을 고려하여 평가한다. 그 후 종합적인 성능이 가장 좋은 모델을 선택하여 성능을 개선한다.

### 3.5 모델 성능 개선

종합적인 성능이 가장 좋은 전이학습 모델의 성능을 개선 시키기 위한 fine tuning을 실시한다. 정확도를 높이기 위해 데이터 추가 및 수정, 신경망 개선 및 추가, batch size, epoch, optimizer 등의 하이퍼 파라미터를 수정한다[9]. 높은 성능의 모델이 제작되면, test data를 입력하여 아보카도를 분류한다.

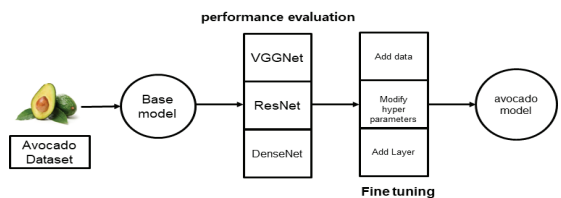


그림 1. avocado model 제작 순서  
Fig. 1 Production order of avocado model

#### IV. 실험 및 결과

##### 4.1 Base model

아보카도 분류모델을 만들기 위한 base model을 제작하였다. 해당 모델에 제작한 데이터셋을 입력하여 신경망 모델에 입력되는지 확인하였다. base model은 CNN기반으로, 첫 번째 입력층에 input\_shape로는 이미지의 크기를 reshape하여 입력하였고, 이후 두 개의 Conv2D층과 max\_Pooling2D층으로 구성하였으며, 활성화 함수로는 ReLU를 사용하였다. 출력층은 이진 분류모델이기 때문에 활성화 함수를 Sigmoid로 정하여 0과 1로 분리구별 할 수 있도록 제작하였다[10].

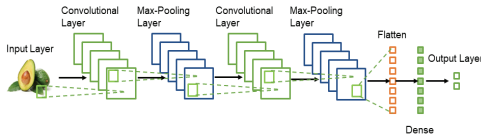


그림 2. base model의 신경망구조  
Fig. 2 Neural network structure of the base model

해당 모델의 optimizer를 Adam으로, epoch는 20번으로 compile한 후 학습한 결과 학습 데이터의 정확도와 손실 값은 각각 0.9와 0.2수준으로 좋은 결과가 나왔지만, 검증 데이터에서 각각 0.7과 0.6 수준으로 좋지 않은 결과가 출력되었다. 결과적으로 학습모델의 데이터학습이 이루어진 것을 확인하였다.

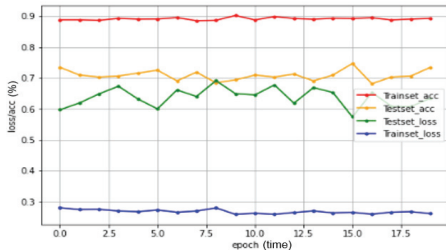


그림 3. base model의 결과  
Fig. 3 Results of the base model

##### 4.2 Transfer Learning Model

base model로 데이터셋의 데이터입력 가능 여부를 확인하여, 전이학습 모델을 불러와 데이터셋을

학습시켰다. 사용한 전이학습 모델은 VGG신경망을 16층 쌓은 VGG16, ResNet을 152층 쌓은 Res150V2, ResNet의 성능을 향상시킨 DensNet을 사용하였다. 해당 모델들은 모두 이미지 분류에 뛰어난 성능을 보여준 모델이며, 동일 조건에서 avocado데이터셋을 가장 잘 학습 한 모델을 고르는 것을 목표로 한다.

표 1. 세 모델의 학습성능 비교

Table 1. Comparison of learning performance of the three models

model	accuracy	loss value	time (sec)
VGG16	0.9108	0.2226	363.99
ResNET	0.9220	0.2101	263.36
DenseNet	0.9200	0.2166	250.23

세 전이학습 모델의 입력조건과 파라미터는 green avocado와 brown avocado 각 1000장 총 2000장의 이미지 데이터, weights값을 imagenet, optimizer를 Adam으로, epoch는 20번으로 compile하였다. 세 모델의 train data 학습성능은 그림 4와 같이 모두 높은 성능을 보여주었다. VGG16모델을 제외한 나머지 두 모델은 정확도, 손실값, 학습시간 모두 매우 비슷한 값을 보였다. 그러나 모델을 테스트하여 보았을 때, 그 값이 다르게 나타났다.

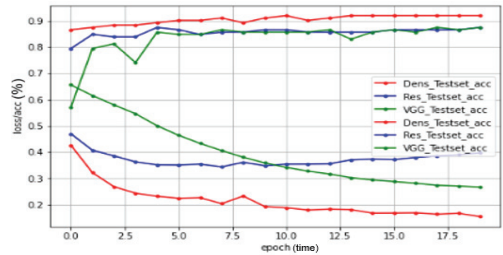


그림 4. 세 모델의 테스트성능 비교  
Fig. 4 Comparison of test performance of three models

DenseNet은 학습한 결과와 비슷하게 테스트 결과를 출력한 것을 알 수 있으나, VGG16모델은 학습결과와 큰 차이로 loss값이 상승하며 성능이 저하되었고, ResNet은 일정 구간에서 과적합(overfitting)이 발생하여 loss값이 감소하지 않았다. 세 모델을 비교하여 성능을 판단하였을 때, 정확도,

학습시간, 손실 값 감소에서 높은 성능을 보여준 DenseNet을 전이학습 모델로 선택하여, 과인 튜닝을 진행하였다.

### 4.3 모델 성능 개선

전이학습 모델로 선택한 DensNet의 성능을 향상하게 시키고 더 높은 정확도와 더 낮은 loss값을 출력하기 위해 모델 성능 개선을 시도하였다. 첫 번째로 데이터자체의 수를 늘렸다. 그러나 크롤링하여 얻을 수 있는 데이터에는 한계가 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 ImageDataGenerator를 사용하였다.

ImageDataGenerator는 karas의 모듈 중 하나로 입력되어있는 이미지의 값들을 바꾸어 생성하고, 데이터로 입력해준다. ImageDataGenerator를 사용하여 입력한 데이터 한 장당 32개의 새로운 이미지를 생성하여 입력데이터를 2000개에서 64000개로 증가시켰다.

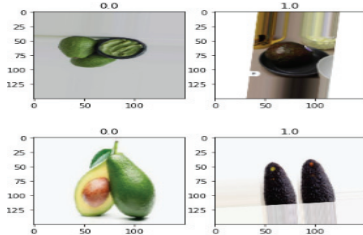


그림 5. ImageDataGenerator를 이용한 데이터 추가  
Fig. 5 Using ImageDataGenerator Add data after data creation

두 번째로 과적합을 방지하고 이진 분류의 성능을 끌어올리기 위해 신경망 Layer를 추가시켰다. 너무 많은 층의 증가는 오히려 성능 저하를 불러일으키므로 2개의 추가 신경망에 128개의 units을 추가하고, 활성화 함수로 ReLU를 사용하였다.

Optimizer는 이진 분류에 적합한 Adam으로 사용하였다, Adam의 default 학습률 값은 0.001이지만 정확도를 높이고 손실 값을 낮추기 위하여 0.0001로 수정하였고 학습률이 낮아짐에 따라 batch\_size 역시 기존의 32에서 16으로 수정하였다[11].

### 4.4 성능평가

최종 모델의 학습을 진행하였다. 가장 낮은 Train loss값은 0.0067이며 가장 높은 Train accaracy는

1.000이 출력되었다. Test set에서 val loss값은 최소 0.1299 최대 val accaracy는 0.9462가 출력되었다.

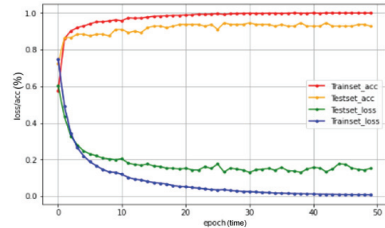


그림 6. 성능을 증가시킨 학습모델의 결과  
Fig. 6 Results of the training model increasing performance

해당 모델의 실 사용성을 확인하기 위해 Test 데이터를 모델에 입력하여 실제로 아보카도 분류를 잘 하고 있는지 확인하였다. brown avocado의 값은 1 이고, bright avocado의 값은 0이기 때문에 출력하는 수에 맞게 함수를 작성하고, 이미지를 입력시켰다.

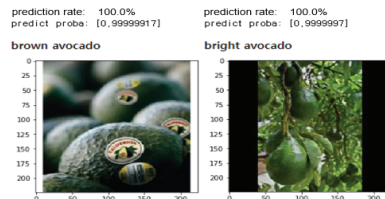


그림 7. 이미지를 입력시켜 분류를 확인  
Fig. 7 Input an image to check classification

테스트 결과 그림 8과 같이 높은 예측률로 아보카도를 분류하는 것을 알 수 있다. 그러나, 해당 두 개의 이미지만을 가지고 학습모델의 분류 결과를 판단하기는 어렵다. 분류성능을 증명하기 위해, 추가적인 테스트를 진행하였다. Test 데이터에서 랜덤하게 24장을 뽑아 테스트 모델에 입력시키고, 해당 사진의 카테고리라 테스트 모델의 예측결과가 일치할 경우 True, 그렇지 않을 경우, False를 출력하게 하여 이미지 분류를 확인해 보았다.

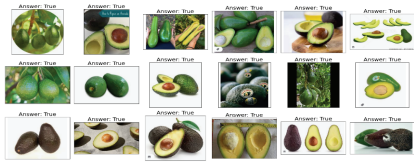


그림 8. 무작위 이미지를 입력시켜 분류를 확인  
Fig. 8 Input random images to check classification

임의로 선택한 24개의 이미지 모두 True를 출력하였으며, 정확도 측정을 통해 평균 99.9%의 분류정확도를 보이는 것을 확인할 수 있었다.

### V. 결론

본 연구에서는 딥러닝 기반 전이학습 모델을 사용하여, 후숙 과일인 아보카도의 익은 정도를 분류하는 시스템을 제안하였다. 제안한 시스템은 brown avocado와 bright avocado의 두 종류로 데이터를 크롤링한 후 입력받아 아보카도의 분류문제를 높은 성능을 보이며 해결하였으며, 해당 모델을 활용하여, 아보카도의 분류자동화가 이루어진다면, 아보카도의 생산, 유통, 운송 등의 과정에서 인력을 감소시키고 정확성을 높일 수 있으며, 이로 인해 국내 유통되는 아보카도 혹은 현지의 아보카도 가격을 낮출 수 있을 것이다.

#### 감사의 글

본 논문은 2022년도 동서대학교 “Dongseo Cluster Project” 지원에 의하여 이루어진 것임. (DSU-2022002)

### References

- [1] H. Lee and I. Kim, “Empirical Analysis of Consumers Purchase Satisfaction and Repurchase Intention on Imported Mangoes and Avocados,” *Korea Association for International Commerce and Information*, vol. 23, no. 4, Dec. 2021, pp. 269-292.
- [2] H. Chong, N. Lee, and H. Cho, “Development of Image Defect Detection Model Using Machine Learning,” *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 15, no. 3, June 2020, pp. 513-520.
- [3] K. He, R. Girshick, and P. Dollar, “Rethinking ImageNet Pre-training Facebook AI Research (FAIR),” *2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Seoul, South Korea, 2019 pp. 4917-4926.
- [4] O. Russakovsky, J. Deng, H. Su, J. Krause, S. Satheesh, S. Ma, Z. Huang, A. Karpathy, A. Khosla, M. Bernstein, A. C Berg, and L. Fei-Fei, *International Journal of Computer Vision*, vol. 115, no. 3, 2015, pp. 211-252.
- [5] K. Simonyan and A. Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition,” *Oxford University Technical Report*, Apr. 2015.
- [6] K. He, Xi. Zhang, S. Ren, and J. Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition,” *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, United States, 2016 pp. 770-778.
- [7] G. Huang, Z. Liu, L. Maaten, and K. Weinberger, “Densely Connected Convolutional Networks,” *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, United States, 2017, pp. 2261-2269.
- [8] J. Jo, “Effectiveness of Normalization Pre-Processing of Big Data to the Machine Learning Performance,” *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 14, no. 3, June 2019, pp. 547-552.
- [9] J. Kim and H. Oh, “The methods to improve the performance of predictive model using machine learning for the quality properties of products,” *Journa of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 25, no. 6, June 2021, pp. 749-756.
- [10] H. Lee, “Optimization of the Number of

Filter in CNN Noise Attenuator," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 16, no. 4, Aug. 2021, pp. 625-632.

- [11] I. Kandel and M. Castelli, "The effect of batch size on the generalizability of the convolutional neural networks on a histopathology dataset," *ICT Express*, vol. 6, issue 4, Dec. 2020, pp. 312-315.

### 저자 소개



#### 유성운(Seong-Un Yu)

2023년 동서대학교 소프트웨어학과 졸업(공학사)

※ 관심분야 : 데이터분석, 백엔드개발



#### 박승민(Seung-Min Park)

2010년 중앙대학교 전자전기공학부 졸업(공학사)

2019년 중앙대학교 대학원 전자전기공학과 석박사 통합과정 졸업(공학박사)

2019년~현재 동서대학교 소프트웨어학과 조교수

2022년~현재 동서대학교 AI+X융합연구센터장

2021년~현재 산업인공지능 표준화포럼 운영위원

※ 관심분야 : 인공지능, 패턴인식, 뇌-컴퓨터 인터페이스, 기계학습.

