

CNN 을 이용한 동전 분류

¹이재현, ²신동규, ³박이준, ⁴송현주, ^{5*}구본근

Coin Classification using CNN

¹Jaehyun Lee, ²Donggyu Shin, ³Leejun Park and ⁴Hyunjoo Song, ^{5*}Bongen Gu

요약

각국에서 통용되는 동전 제작에 사용되는 제한된 종류의 재질과 동전의 휴대성 등을 고려한 디자인은 각국의 통화가 달라도 동전의 모양, 크기, 색상을 비슷하게 하였다. 이로 인해 여러 국가를 방문하는 사람은 비슷한 모양의 여러 나라 동전을 식별하는 것에 어려움을 겪는다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 이미지 처리에 효과적인 합성곱 신경망(CNN)을 이용한 동전 분류 방법을 제안한다. 동전 분류를 위한 학습 이미지는 웹 크롤링을 이용하여 수집하고, 이미지 전처리를 위해 OpenCV를 사용하였다. 전처리가 완료된 이미지를 대상으로 특징 추출을 위해 세 계층의 합성곱 계층을 사용하였고, 분류를 위해 두 계층의 완전연결 신경망을 사용하였다. 본 논문에서 설계한 모델이 동전 분류에 효과가 있음을 보이기 위해 여덟 종류의 동전을 대상으로 시험하였다. 실험 결과에 의하면 동전 분류의 정확도는 약 99.5%이다.

Abstract

Limited materials to make coins for countries and designs suitable for hand-carry make the shape, size, and color of coins similar. This similarity makes that it is difficult for visitors to identify each country's coins. To solve this problem, we propose the coin classification method using CNN effective to image processing. In our coin identification method, we collect the training data by using web crawling and use OpenCV for preprocessing. After preprocessing, we extract features from an image by using three CNN layers and classify coins by using two fully connected network layers. To show that our model designed in this paper is effective for coin classification, we evaluate our model using eight different coin types. From our experimental results, the accuracy for coin classification is about 99.5%.

Keywords: CNN, machine learning, coin, coin classification, currency

¹ 한국교통대학교 컴퓨터공학과 학부생(1235mk@u.ac.kr)

² 한국교통대학교 융합경영전공 학부생(skrkffo6@naver.com)

³ 한국교통대학교 융합경영전공 학부생(gkwks08284@u.ac.kr)

⁴ 한국교통대학교 산업경영공학전공 학부생(ssonamu23@u.ac.kr)

⁵ 한국교통대학교 컴퓨터공학과 교수, 교신저자 (bggoo@u.ac.kr)

* 본 논문은 2021(사)ICT 플랫폼학회 하계 학술대회 발표논문을 보완한 것임.

Received: Sept. 13, 2021, Revised: Sept. 27, 2021, Accepted: Sept. 29, 2021

I. 서론

세계화는 인간의 활동 영역을 국가 내에서 국가 간으로 확장하였다. 이에 따라 많은 사람이 다양한 목적으로 국가 간의 이동을 하고 있다. 특히, 사람들의 해외 여행 빈도와 수는 지속적으로 증가하고 있다. 한국공항공사가 집계한 해외 여행객의 수는 2013년 기준 약 1,400만명에서 2018년 기준 약 2800만명으로 5년동안 두 배 이상 증가하였다[1].

해외 여행자는 물건 구입, 서비스 이용 등을 위한 결제에 신용카드 또는 현지 화폐를 이용하게 된다. 특히, 현지 화폐를 이용하여 결제할 때 여행자는 부득이 하게 동전을 거스름돈으로 받게 되는데, 현지 화폐에 익숙하지 않은 외국인은 동전의 색, 크기, 모양, 금액 등에 대한 식별에 어려움을 겪는다. 즉, 크기, 색상, 모양 등 각국마다 동전의 특징이 달라 여러 국가를 방문하는 사람은 동전식별에 어려움을 겪는다. 즉, 동전 제작에 사용되는 재질의 종류가 한정되어 있고, 휴대성을 고려한 동전의 디자인으로 인해 나라가 달라도 크기, 모양, 색상이 비슷해 외국인이 각각의 동전을 식별하는 것은 쉽지 않다.

유럽에 있는 27개 국으로 구성된 유럽 연합(EU)의 경우에 회원국 중 19개국만 유로를 공식 통화로 사용하고 있어[2], 그 이외의 유럽 연합 회원국 및 비 회원국은 각기 자국의 통화를 사용하고 있어, 유럽 여행자도 방문국에 따라 현지 통화에서 사용되고 있는 동전을 식별하는데 어려움이 있다.

본 논문에서는 각국에서 통용되고 있는 동전에 대하여 CNN 알고리즘을 이용하여 동전을 식별, 분류하는 방법을 제안한다. 동전 분류를 위해 본 논문에서는 이미지 처리에 효과적인 합성곱 신경망을 이용하였으며, 여덟 종류의 동전을 대상으로 하였다. 동전 이미지 학습을 위해 대상 동전의 이미지를 학습 데이터로 확보하고, 이를 이용하여 모델을 학습시킨 후 테스트하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2 장에서는 동전분류를 위해 본 논문에서 설계한 기계학습 모델을 기술하고, 3 장에서는 본 논문에서 설계한 모델의 구현 및 실험에 대해 기술한다. 제 4 장에서는 결론과 향후 연구과제를 제시한다.

II. 동전 분류 모델 설계

동전 분류를 위해 Keras[3]를 이용하여 본 논문에서 설계한 모델은 그림 1에서 나타낸 것과 같다. 본 논문에서 설계한 모델은 동전 이미지에서 특징 추출을 위해 세 단계의 합성곱 계층으로 구성하고, 추출한 특징을 이용하여 동전을 분류하는 두 단계의 완전 연결 신경망으로 구성한다. 합성곱 계층으로 구성되는 CNN(convolutional neural network)은 각종 이미지 처리, 분류[4-5], 인식[6] 등에 활용되고 있다. 본 논문에서 제안하는 동전 분류도 이미지를 이용한 분류가 요구되므로 CNN 모델을 이용한다. 합성곱 계층은 Conv2D-BatchNormalization-MaxPooling2D를 순차적으로 연결하여 구성하였다. 표 1은 Conv2d의 주요 파라미터를 나타낸 것이다.

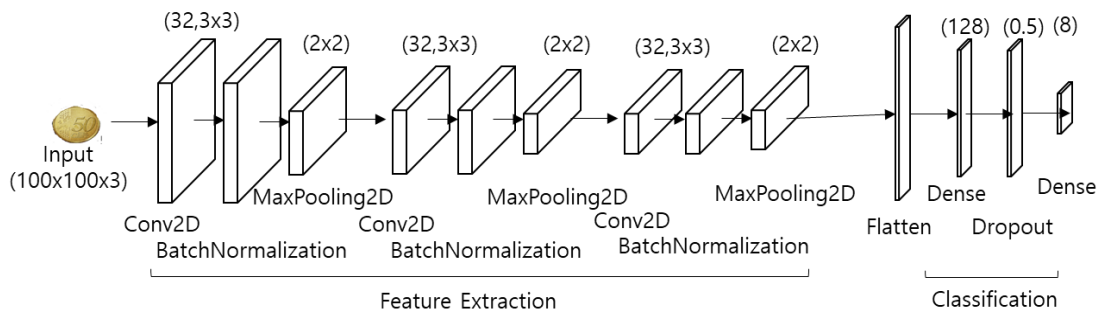


Figure 1. Model for classifying coin
그림 1. 동전 분류를 위한 모델

Table 1. Parameters for Conv2D layer
 표 1. Conv2D 계층을 위한 파라미터

Name	Value	Comment
filter	32	The number of filters(or feature map) for the layer
kernel_size	3x3	The size of kernel for extracting features.
activation	relu	Activation function
stride	1	The striding size for moving kernel

학습 시 발생할 수 있는 과적합을 방지하기 위해 본 논문에서 설계한 모델에서는 배치 정규화 계층인 BatchNormalization 을 사용하였으며, 이는 학습 과정의 안정화를 통해 과적합 방지와 함께 학습 속도 향상을 위함이다. Conv2D 에서 증가된 데이터 양을 감소시키기 위해 pool_size 를 2x2 로 설정한 MaxPooling2D 를 사용하였다.

세 단계의 합성곱 계층이 추출한 다 차원 특징을 동전 분류를 위한 계층에 적합한 1 차원으로 변환하기 위해 Flatten() 계층을 삽입하였다. 동전 분류를 위한 완전 연결 신경망은 두 단계의 Dense 로 구성하였다. 두 Dense 계층을 위한 파라미터 units 은 각각 128, 8 로 설정하였으며, 활성화 함수는 각각 relu 와 softmax 를 사용하였다.

마지막 Dense 계층에서 units 을 8 로 설정한 것은 본 논문에서 설계한 모델은 여덟 종류의 동전을 분류 대상으로 하였기 때문이며, 이 값은 분류해야 하는 동전 종류의 수에 맞게 설정하면 된다. 또, 동전 분류를 위해 각 동전 종류에 대해 one-hot 인코딩을 하였으며, 분류 결과로 동전 이미지가 분류될 수 있는 각 동전 종류의 확률 계산을 위해 활성화 함수는 softmax 를 사용하였다.

과적합 방지를 위해 두 Dense 계층 사이에 dropout 비를 0.5 로 설정한 Dropout 계층을 삽입하였다. 본 논문에서 설계한 모델은 다중 분류를 위한 손실 함수로 categorical_crossentropy 와 adam 최적화 방법을 사용하여 학습을 진행하였다.

III. 구현 및 실험

3.1 구현 환경

본 논문에서 제안한 동전 분류를 위한 모델은 Keras 를 이용하여 구현하였다. Keras 는 텐서플로(tensorflow)를 백엔드로 하며, 기계 학습 모델의 설계 및 구현 용이성을 제공하기 위한 고수준의 API 및 관련 클래스를 제공하고 있다. Keras 는 모델을 구성하는 방법에 따라 순차 모델(sequential model)과 함수 모델(functional model)을 지원하는데, 각 계층이 순서대로 연결되는 순차 모델을 이용하여 모델을 구현하였다. 본 논문에서 제안한 동전 분류 모델 구현은 그림 2 에서 보인 것과 같이 구성되어 있다.

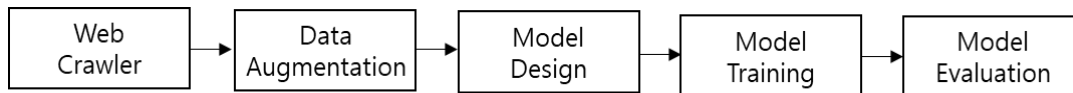


Figure 2. Step for classifying coins
 그림 2. 동전 분류의 단계

웹 크롤링[7-8]을 이용한 동전 이미지 수집은 분류 대상으로 설정한 동전을 위한 학습용 이미지를 확보하기 위한 단계이다. 이 단계를 통해 수집된 학습 데이터는 그 양이 적어 적절한 성능을 갖도록 모델을 학습시키기에 부족하다. 이를 해결하기 위해 학습 데이터 증강(data augmentation) 단계를 수행하였다. 데이터 증강 단계는 웹 크롤링을 통해 수집된 이미지를 원본으로 하여 회전, 이동 등 일정 범위의 다양한 변형을 통해 학습 데이터의 수량을

증가시킨다. 본 논문에서는 증가된 학습 데이터를 이용하여 모델을 학습시킨 후 성능을 평가한다.

3.2 학습 데이터

모델의 학습을 위한 학습 데이터는 본 논문에서 대상으로 설정한 여덟 종류의 동전 이미지이다. 웹 크롤링을 이용하여 수집한 동전 이미지는 동전 전체의 모양을 온전히 포함한 반듯한 이미지이며, 전처리 과정을 통해 100x100 크기로 조정되었다. 또, 동전의 색상도 동전 분류에 사용되는 중요한 특징이므로 색 표현을 위해 세 개의 색상 채널을 갖는 이미지를 이용하였다. 이미지의 각 채널은 각각 1 바이트 길이를 갖는다. 따라서, 한 개의 동전 이미지는 100x100x3 의 크기를 갖는다. 웹 크롤링을 이용하여 수집한 여덟 종류의 동전 이미지는 400 개이다.

웹 크롤링을 이용하여 수집한 동전 이미지의 수는 적절한 성능 확보를 위해 모델을 충분히 학습시키기에 부족하다. 학습 데이터 부족 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 수집한 원본 이미지에 데이터 증강 기법을 활용하여 다양한 변형을 가하여 학습 데이터 수를 증가시켰다. 본 논문에서는 데이터 증강 기법을 통해 각 동전당 1,000 개의 학습 데이터를 생성하여, 학습에 이용하였다. 생성한 학습 데이터 중 900 개는 학습에 사용하였고, 나머지 100 개는 테스트 데이터로서 모델의 성능 평가를 위해 사용하였다.

학습 데이터 증강을 위해 본 논문에서는 Keras 의 ImageDataGenerator 를 이용하였다. 이를 이용하여 학습 이미지를 생성할 때 0~255 범위의 각 채널 값을 0~1 범위로 변환하였으며, 이것은 채널 값의 넓은 범위로 인해 발생할 수 있는 학습 결과의 왜곡을 방지하고, 학습 속도를 높이기 위한 것이다. 표 2 는 데이터 증강을 위한 ImageDataGeneration 에서 사용한 파라미터를 나타내고 있다.

Table 2. Parameters for Data Augmentation
표 2. 데이터 증강을 위한 파라미터

Name	Value	Comment
rotation_range	15	The angle range for image rotation
sheer_range	0.5	Shear angle in counter-clockwise direction as radians
horizontal_flip	True	Randomly flip inputs horizontally.
vertical_flip	True	Randomly flip inputs vertically.

3.3 구현 및 실험 결과

그림 3 은 동전 분류를 위해 본 논문에서 제안한 학습 모델을 Keras 로 구현한 것의 요약을 나타낸 것이다. 이 요약에 의하면 학습 대상이 되는 파라미터는 약 43 만여 개이다. 구현 방법 또는 분류의 종류 등에 따라 이 파라미터는 변경될 수 있다.

그림 4 는 모델의 학습 반복 횟수(epoch)와 정확도 사이의 관계를 나타낸 것이다. 학습 반복 횟수가 30 회 이하일 경우에 테스트 데이터를 대상으로 한 분류에 안정적이지 않은 정확도 추세를 보이지만, 30 회 이상으로 증가되면서 분류 정확도가 점차 안정화되었다. 또, 60 회 이상의 반복 학습부터는 정확도가 비교적 적게 차이가 남을 보이고 있다. 본 논문에서는 학습 반복 수를 100 으로 설정하였는데 60 회 이상부터는 학습 반복수 증가에 따른 유의미한 정확도 차이를 보이지 않았다. 만약, 모델이 더 복잡해지고, 정교해지면 반복 학습 횟수가 정확도에 영향을 줄 것으로 예상된다.

학습의 반복 수 epochs 을 100 으로 설정하여 학습을 진행한 후 학습 데이터를 대상으로 한 정확도는 약 99%로 평가되었으며, 테스트 데이터를 대상으로 한 동전 분류 정확도는 99.5%로 평가되었다. 그림 5 은 본 논문에서 구현한 여덟 종류의 동전에 대한 분류 결과를 나타낸 것이다. 분류 결과에 의하면 동전의 크기가 상대적으로 크고, 그에 따라 동전 표면에 금액을 표시하는

숫자의 크기가 큰 경우에 분류를 잘 했다. 반면 2 센트와 1 센트 동전과 같이 동전의 재질이 비슷하여 동전의 색상이 유사하고, 동전의 크기가 작고, 비슷한 크기의 동전은 분류 정확도가 떨어지는 것을 볼 수 있다. 이것은 유사한 재질에 작은 크기의 동전, 그리고 좁은 표면에 표시된 숫자 1 과 2 를 명확하게 구분하지 못한 것으로 판단된다.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 98, 98, 32)	896
batch_normalization (Batch Normalization)	(None, 98, 98, 32)	128
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 49, 49, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 47, 47, 32)	9248
batch_normalization_1 (Batch Normalization)	(None, 47, 47, 32)	128
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 23, 23, 32)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 21, 21, 32)	9248
batch_normalization_2 (Batch Normalization)	(None, 21, 21, 32)	128
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 10, 10, 32)	0
flatten (Flatten)	(None, 3200)	0
dense (Dense)	(None, 128)	409728
dropout (Dropout)	(None, 128)	0
dense_1 (Dense)	(None, 8)	1032

Total params: 430,536
 Trainable params: 430,344
 Non-trainable params: 192

Figure 3. Summary of our model proposed in this paper
 그림 3. 본 논문에서 제안하는 모델 구성

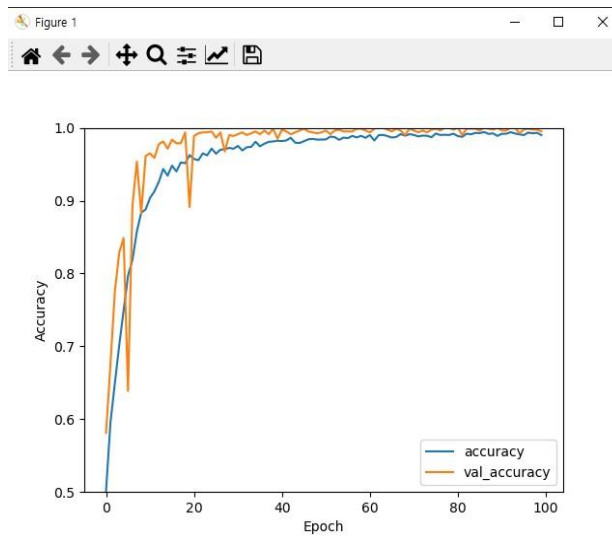


Figure 4. Relation between Accuracy and Epoch
 그림 4. 학습 반복수(epoch)와 정확도 간의 관계



Figure 5. Coin Classification Results
그림 5. 동전 분류의 결과

IV. 결론

여러 국가를 방문하는 방문자가 현지에서 사용하는 대표적 결제 수단은 현금이다. 이때 여러 국가를 방문한 방문자는 거스름돈으로 받은 동전이 모이게 되면, 동전의 색상, 재질, 디자인, 크기 등이 유사하여 그 동전이 어느 나라에서 발행한 것인지 식별하기 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는 CNN을 이용하여 동전을 식별하는 방법을 제안하였다.

본 논문에서 제안한 기계학습 모델은 동전 이미지에서 특징 추출을 위한 세 단계의 합성곱 계층과 동전 분류를 위한 두 단계의 완전 연결 신경망으로 구성되었다. 이 모델은 여덟 종류의 동전 이미지를 학습, 분류하도록 설계, 구현되었다. 학습에 사용한 데이터는 학습 데이터 증강 방법을 이용하여 원본 이미지에 한정된 범위의 변형을 가하여 생성한 것이며, 이 데이터를 이용하여 학습을 완료한 모델은 테스트 이미지에 대해 99.5%의 정확도를 보였다.

향후 연구 과제로는 스마트폰 플랫폼에 본 논문에서 제안한 모델을 적용하여 스마트폰 카메라를 이용하여 동전을 캡처하면 그 동전의 발행 국가, 공식 화폐단위, 환율에 따른 금액 등에 대한 종합적인 정보를 제공하는 것이다. 또한, 본 연구에서 다루지 않은 지폐 분류도 가능하도록 확장하여 화폐와 관련된 다양한 서비스를 개발하는 것이다.

V. 참고문헌

- [1] KOSTAT, "The statistics for the number of Korean people who tour outside of Korea", Statistics KOREA Government, https://www.index.go.kr/potal/main/EachDtlPageDetail.do?idx_cd=1655
- [2] European Union, Wikipedia.org, https://en.wikipedia.org/wiki/European_Union
- [3] Keras IO, "Keras: Introduction", https://keras.io/getting_started/intro_to_keras_for_engineers/
- [4] S.C. Lim, S.H. Kim, Y.H. Kim, and D.Y. Kim, "Training Network Design Based on Convolution Neural Network for Object Classification in few class problem", JKIIICE, Vol. 21, No.1, pp.144-150, Jan. 2017.
- [5] P.H. Jeon, H.J. Kwun, and S.K. Oh, "Design of Face Recognition System Based on RBFNNs Using Linear Discriminant Analysis and Softmax Function," 2017 Summar Conf. of KIEE, pp. 1480-1481, Jul. 2017.
- [6] T.J. Park and T.S. Song, "Implementation of Handwriting Number Recognition using Convolutional Neural Network," 2021 Spring Conf. of KIIICE, pp.561-562, May. 2021
- [7] C.W. Na and B.W. On, "A proposal on a proactive crawling approach with analysis of state-of-the-art web crawling algorithms," JICS, vol 20, No.3, pp.43-59, Jun. 2019.
- [8] I.S. Yun(a translator), "Web Crawlering and Scrapping," Wiki books, May. 2018.

저자소개



이재현(Jaehyun Lee)

2016 년 3 월 한국교통대학교 컴퓨터공학과 학부과정

관심분야:인공지능, 빅데이터



신동규(Donggyu Shin)

2015 년 3 월 한국교통대학교 경영통상복지학부 융합경영전공 학부과정

관심분야:인공지능, 빅데이터, IT 경영



박이준(Leejun Park)

2018 년 3 월 한국교통대학교 경영통상복지학부 융합경영전공 학부과정

관심분야 : 인공지능, 빅데이터, IT 경영



송현주(Hyunjoo Song)

2017 년 3 월 한국교통대학교 산업경영안전공학부 산업경영공학전공 학부과정

관심분야 : 인공지능, 빅데이터, 지능형 생산관리



구본근(Bongen Gu)

1998 년 2 월 경북대학교 대학원 컴퓨터공학과(공학박사)

1998 년 4 월 한국교통대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야:컴퓨터구조,인공지능, 임베디드 시스템
