

http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2021.7.4.629

JCCT 2021-11-77

RecyMera : 사물 인식 기법에 기반한 재활용품 자동 분류 지원 시스템

RecyMera: A Recycling Assistant System based on Object Recognition Technology

이선주*, 정혜주**, 엄성용***

Seon-Ju Lee*, Hye-Ju Jung**, Seong-Yong Ohm***

요약 최근 일회용품의 사용 증가로 인한 환경 파괴를 방지하지 위해, 일회용품의 사용 축소와 더불어 재활용 비율을 최대한 높이는 노력이 절실하게 필요하다. 본 논문에서는 재활용 관련 정보 제공 및 올바른 분리배출을 지원하는 스마트폰용 애플리케이션 <RecyMera>를 소개한다. 본 시스템은 효과적인 사물 인식 기법을 적용하여, 카메라를 배출할 물품에 비추면 즉시 해당 물품의 종류를 자동 인식 및 자동 분류하여 그 물품에 알맞은 분리배출 방법을 현장에서 즉시 제공한다는 점에서 기존의 분리배출 정보 애플리케이션에 비해 효과적이고 편리하다. 이 시스템이 널리 활용된다면, 일상 생활 속 재활용 비율 확대를 통한 환경보호에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

주요어 : 사물 인식, 환경 보호, 분리배출, 재활용, 카메라, 스마트폰 애플리케이션

Abstract With the recent increase in the use of disposable products, it is urgently necessary to reduce the use of disposable products and to increase the recycling rate as much as possible in order to prevent environmental damage. In this paper, we introduce <RecyMera>, a smartphone application that provides recycling-related information and supports correct separation and discharge. This system automatically recognizes and automatically classifies the type of item, by applying an effective object recognition technique, when the camera points at the item to be discharged. It is more effective and convenient compared to other existing smartphone applications. This system is expected to contribute to environmental protection by increasing the recycling rate in daily life.

Key words : Object recognition, Environment protection, Recycling, Camera, Smartphone application

I. 서론

국내 배달산업의 시장 규모는 지난 5년간 빠르게 증가했다. 특히 지난 2019년에는 코로나19의 영향으로 온

라인쇼핑의 거래액이 증가하였고, 그중에서도 음식 배달 서비스가 가장 큰 비율을 차지했다[1]. 이러한 현상은 일회용품의 생산 및 소비량의 증가로 이어졌으며, 환경부 자료에 따르면 2020년도의 플라스틱 폐기물이 전년 대비 약 20% 증가한 것으로 나타났다[2]. 더욱이

*준회원, 서울여자대학교 수학과 학부생 (제1저자)

**준회원, 서울여자대학교 소프트웨어융합학과 학부생 (제2저자)

***정회원, 서울여자대학교 소프트웨어융합학과 교수 (교신저자)

접수일: 2021년 8월 5일, 수정완료일: 2021년 8월 25일

게재확정일: 2021년 8월 30일

Received: August 5, 2021 / Revised: August 25, 2021

Accepted: August 30, 2021

*Corresponding Author: osy@swu.ac.kr

Dept. of Software Convergence, Seoul Women's Univ., Korea

그 재질 및 종류가 다양화됨에 따라, 올바른 분리배출이 점점 어려워지고 있다는 점도 또 하나의 문제점으로 대두되고 있다. 그 원인은 일회용품 자체에 재활용 분류 표시가 제대로 되어있지 않거나 복합적인 재료로 제작되어 재활용 분류에 혼동이 생기는 경우가 많다는 것이다[2].

이러한 문제를 해결하기 위해서는 일회용품을 사용하지 않거나 줄이는 것이 가장 좋은 방법이 될 수 있으나, 관련 대체재가 나오지 않는 이상 현실적으로 매우 어려운 상황이다. 따라서 현실점에서 다양한 일회용품을 올바르게 분리 배출하여 자원을 최대한 재활용하는 것이 환경을 위한 차선의 방법이라고 볼 수 있다.

현재, 한국의 분리배출 참여율은 세계에서 상위권 수준으로 분리 수거율이 약 90%로 높은 수준이지만 실질적인 재활용 비율은 약 40%에 불과하다[3]. 이는 많은 제품에 재활용이 되지 않는 재질이 함께 섞여 있을 뿐 아니라, 분리배출 방법이 잘못되어 일어난 현상으로 파악된다[3].

따라서 환경 보호를 위해 올바른 분리배출 방법을 공유하고 실천하는 것이 매우 중요하다. 이를 위해 본 논문에서는 재활용 관련 정보 제공 및 올바른 분리배출을 지원하는 스마트폰용 애플리케이션 <RecyMera> 시스템을 소개한다. 이 시스템에서는 사물 인식 기술을 사용하여 다양한 물품을 정확하면서도 체계적으로 분류해 줌으로써 효과적인 재활용 분리배출에 도움을 줄 수 있다.

2장에서는 재활용 분리배출과 관련된 기존의 시스템들의 주요 특징과 장단점에 대해 살펴본다. 3장에서는 본 논문에서 개발한 시스템의 주요 기능 및 디자인, 그리고 사용한 내부 모델에 대해 설명하고, 4장에서는 시스템 개발 및 구현 환경에 대해 설명한다. 5장에서는 결론 및 향후 연구 방향을 제시한다.

II. 관련 연구

1. 분리배출과 관련된 기존 애플리케이션

최근 환경에 대한 높은 관심으로 분리배출을 주제로 한 모바일 애플리케이션이 다양하게 개발되고 있다. 이러한 시스템들은 대체로 분리배출 정보를 안내하거나 분리배출 후 일종의 보상 점수(reward)를 적립하도록 하여 사용자의 참여를 독려하거나, 퀴즈 풀이 방식으로 흥미를 제공하면서 기본적인 분리배출 지식을 익히도록 유도하고 있다.

분리배출 정보를 안내하는 대표적인 기존 애플리케이션으로는 ‘내 손안의 분리배출’과 ‘쓰레기 분리배출 도우미’, ‘분리수거(서울시)’를 들 수 있다[4-6].

‘내 손안의 분리배출’[4] 시스템은 카테고리를 클릭하거나 물품을 검색하여 분리배출 정보를 찾을 수 있는 애플리케이션으로, 올바른 분리배출 방법을 카테고리별로 상세히 알 수 있으며 Q&A 탭이 존재해 질문을 남겨 원하는 정보를 얻을 수 있다는 장점이 있다. 그러나 사용자가 헛갈리는 물품에 대해 단번에 알기가 어렵고 Q&A로 질문을 남겨도 담당자의 답변을 기다려야 하는 단점이 있다.

‘쓰레기 분리배출 도우미’[5] 시스템은 검색 기능을 통해 정보를 얻을 수 있는 애플리케이션으로 헛갈리기 쉬운 분리배출 정보가 담겨있지만, 검색 기능만 실행할 수 있어 물품의 이름을 알지 못할 때는 검색하기 어려운 단점이 있다.

한편, ‘분리수거(서울시)’[6] 시스템은 재활용 카테고리별로 분리배출 정보를 확인할 수 있지만, 검색 기능이 없어 사용하기 불편하다는 단점이 있다.

반면, 본 논문에서 제안한 시스템은 사용자가 스마트폰의 카메라로 직접 물품을 촬영해 그 물품에 해당하는 분리배출 정보를 바로 얻을 수 있다. 따라서 물품의 정확한 명칭을 몰라도 사용자가 원하는 분리배출 정보를 즉시 알 수 있다. 또한, 물품을 가지고 있지 않거나 카메라를 사용할 수 없는 경우에서도 분리배출 방법을 알 수 있도록 카테고리별 정보 및 검색 기능을 제공하여 사용자의 편의성을 높였다.

2. 이론적 배경

1) 딥러닝 기법

딥러닝(deep learning) 기법은 인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)에 기반하여 여러 레벨에서 학습을 시도하는 알고리즘이다[7]. 인공신경망이란 생물학의 신경망처럼 시냅스의 결합으로 이루어진 네트워크에서 인공 뉴런(노드)이 학습을 통해 시냅스의 결합 세기, 즉 가중치를 변화시키는 방식으로 문제 해결 능력을 학습하는 모델 전반을 가리킨다[8]. 초기에 이는 신경망 학습에 많은 시간이 소요되어 다른 분야에 적용되는 것이 불가능했다. 그 원인으로 모델의 발산과 과적합이 제기되었다. 이때 과적합의 문제를 해결하기 위해 딥러닝이 등장하였고, 하드웨어의 발전과 빅데이터

로 인해 빠른 속도로 발전하였다[9]. 이후 ‘deep neural networks’, ‘convolutional neural networks’, ‘deep belief networks’와 같은 딥러닝 기법들이 등장하여 다양한 분야에 적용되었다. 특히 ‘convolutional neural networks’ 기반의 딥러닝 알고리즘이 컴퓨터 비전과 음성인식 분야에서 뛰어난 성능을 발휘하고 있다.

2) CNN

컴퓨터는 사람이 이미지를 구분하는 방식과 다른 방식을 사용한다. 그러므로 데이터의 형태를 변형한 후 컴퓨터에게 학습을 시켜야 하는데, 이미지 데이터에 대해서는 주로 CNN(Convolutional Neural Network) 알고리즘을 사용한다. CNN은 생물의 시신경이 동작하는 과정을 모티브로 하여 이미지 데이터의 처리를 할 수 있도록 한 신경망이다. 이는 2012년에 영상인식 모형에서 성과를 거둔 것을 계기로 본격적인 관심을 받기 시작했다. 이후 고해상도의 자연 이미지에서 일반적인 사물을 인식할 수 있는 수준에 이르렀고, 사진 자동 분류, 내용 기반 이미지 검색 등의 서비스에서 활용되고 있다[10].

그림 1은 CNN의 일반적인 구조를 보여준다. 가장 왼쪽에 있는 것은 입력 패턴(input layer)이다. 입력 패턴 속 오른쪽 하단의 사각형은 ‘local receptive field’라고 하며, 다음 계층의 한 노드와 가중치로 연결된다. 이러한 방식으로 입력 패턴의 모든 영역이 다음 레이어(layer)로 전달되는 과정이 합성곱(convolution)이다. 다음 과정은 ‘sub-sampling’이다. 합성곱이 진행된 레이어의 패널을 압축하는 과정으로 ‘풀링’(pooling)이라고도 한다. 이 과정은 입력 패턴의 크기를 줄여주고, 발견한 특성의 위치 변동에 대한 민감도를 낮춰주는 기능을 한다. 이렇게 두 가지 과정이 여러 번 반복되어 불변하는 특징을 찾고, 이것이 알고리즘이 되어 이미지를 분류한다[11].

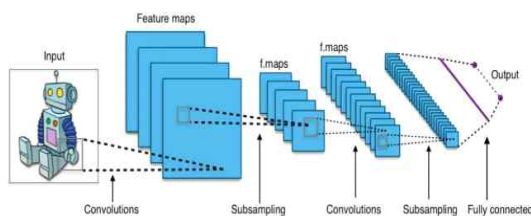


그림 1. CNN 구조
 Figure 1. CNN Structure

III. 시스템 구성 및 주요 기능

1. 시스템의 주요 기능

본 논문에서 개발한 시스템은 여러 가지 방식으로 해당 물품의 분리배출 방법을 확인할 수 있다.

첫 번째 방식은 카메라 기능을 사용하는 방식이다. 이 방법에서는 배출하고자 하는 사물을 카메라 화면에 비추면 사물 인식 기법이 자동 적용되고, 인식 결과에 따라 해당하는 분리배출 정보가 레이블을 통해 화면에 출력된다. 이 방식은 물품의 이름이나 종류를 정확히 모르는 경우에도 활용 가능한 장점이 있다.

두 번째 방식은 사용자가 사물의 이름을 키워드로 입력하면 해당하는 분리배출 정보를 확인할 수 있다. 검색된 키워드별 횟수가 자동 저장되기 때문에 여러 번 검색했던 키워드는 직접 입력하지 않아도 쉽게 선택할 수 있는 편의 기능을 제공한다.

그 외에도 대표적인 분리배출 카테고리의 버튼을 사용하여 빠르게 관련 정보를 확인할 수도 있다.

그림 2는 각각 플라스틱류와 유리류를 선택한 경우의 상세 페이지 화면으로 각각 해당 종류의 분리배출 방법을 자세히 설명하고 있다.



그림 2. 재활용 상세 페이지
 Figure 2. Detail Recycling Information Pages

2. 사물 인식 기능

1) 적용 모델 소개

본 시스템에서는 정확한 사물 인식을 위해 내부적으로 ‘EfficientNet-Lite’[12-13]이라는 이미지 분류 모델

을 기본적으로 사용한다. ‘EfficientNet-Lite’는 ‘EfficientNet’을 기반으로 한 모바일, IoT 친화적인 이미지 분류 모델이다. ‘EfficientNet’은 CNN 기술 중 하나이며, 일반적으로 딥러닝 모델의 깊이를 높여서 성능을 향상시키는 전통적인 방법에서 나아가 너비와 해상도를 확장시키는 방식을 사용하기 때문에 높은 정확도를 가진다. 그리고 계산량과 파라미터의 수가 적기 때문에 mobileAI에서 처리 속도가 빠르다. ‘EfficientNet-Lite’는 ‘TensorFlow Lite’에서 실행되고, 모든 모바일 CPU, GPU와 edge TPU에서 잘 동작한다는 특징이 있다[13].

그림 3과 그림 4는 ‘EfficientNet-Lite’ 모델의 정확도 (accuracy)를 유사 모델인 ‘MobileNetV2’, ‘ResNet-50’과 ‘Inception-V4’와 비교한 그래프이다[13]. 모델 크기 및 지연율(latency) 변화에 따른 정확도 변화를 보여 주는데, ‘EfficientNet-Lite’는 비교적 작은 모델 크기 및 작은 지연율에도 높은 정확도를 가지는 것을 확인할 수 있다[14].

2) 이미지 분류 모델

본 논문에서는 간단하면서도 강력한 이미지 분류 모델을 생성할 수 있도록 ‘TensorFlow Lite Model Maker’ 라이브러리[15-16]를 사용한다. ‘TensorFlow Lite Model Maker’ 라이브러리는 머신러닝을 활용하는 애플리케이션을 위해, 원하는 입력 데이터로 TensorFlow 신경망 모델을 적용하고 변환할 수 있는 라이브러리로서, 이미지 분류를 위해 ‘EfficientNet-Lite’, ‘MobileNetV2’, ‘ResNet50’ 등과 같은 여러 모델을 지원한다. 라이브러리를 통해 생성된 이미지 분류 모델에 분리배출 이미지를 적용할 수 있도록 ‘전이 학습(transfer learning)’을 사용했다[16-17]. ‘전이 학습’이란 유사한 작업에 대해 이미 훈련된 모델의 일부를 가져와 새 모델에서 재사용함으로써 시간을 단축시킬 수 있는 기술이다. 즉, 새로운

이미지 클래스를 적용하면 간단히 이미지 분류 모델을 만들어 필요한 작업에 사용할 수 있다. 그 결과 높은 정확도와 가벼운 메모리를 가지며 잘 훈련된 모델에 분리배출 이미지 클래스를 적용하여 쉽게 분리배출 분류 모델을 생성할 수 있다.

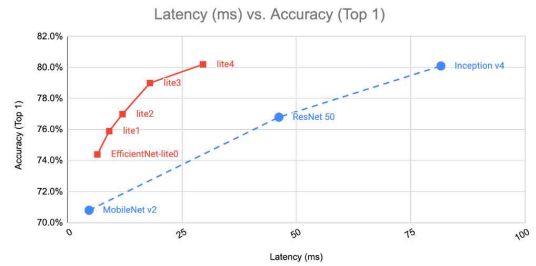


그림 4. 적용 모델 간의 지연을 비교
Figure 4. Latency Comparison

본 논문에서는 분리배출 이미지 클래스를 생성하기 위해 Kaggle[18]의 ‘Garbage classification’ 데이터 세트를 이용한다. 이 데이터 세트는 ‘battery’, ‘paper’ 등 분리배출 종류의 이미지 데이터로 이루어져 있다. 이때 ‘green-glass’, ‘brown-glass’, ‘white-glass’는 일반적인 분리배출 종류로 구분해 주기 위해 ‘glass’ 클래스를 만들어 하나로 묶어주었으며, 그 결과 ‘battery’, ‘paper’, ‘metal’, ‘glass’, ‘plastic’, ‘clothes’, ‘shoes’, ‘trash’ 카테고리의 이미지 데이터를 이용했다.

‘전이 학습’은 속도 증가 및 메모리 사용량을 줄이기 위해 구글 클라우드 서버를 사용하는 Google Colab 환경에서 진행했으며, Python과 GPU 가속기를 사용해 모델을 생성했다.

그림 5는 ‘TensorFlow Lite Model Maker’ 라이브러리를 사용하는 과정을 보여준다. 먼저 사용할 학습 데이터 세트를 적용한다. 이때 사용한 데이터가 많을수록 정확도를 높이는 데 도움이 된다. 준비된 데이터를 학습용 데이터(train data), 평가용 데이터(validation data), 테스트용 데이터(test data)로 각각 80%, 10%, 10%의 비율로 나누어 사용하였으며, 그리고 반복 회수를 의미하는 epochs를 5회에서 10회로 늘려 정확도를 개선하였다. epochs가 5인 경우 정확도가 96.65%였으나, 이를 10회로 늘린 결과, 테스트 결과의 정확도가 97.34%로 상승하였다.

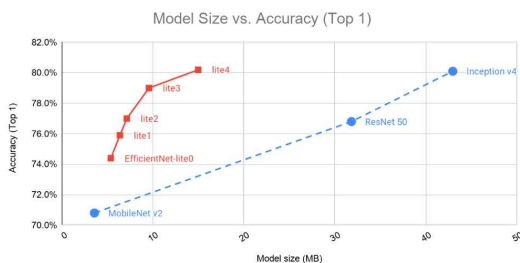


그림 3. 적용 모델 간 크기 비교
Figure 3. Model Size Comparison

는 장점이 있다. 한편 물품을 가지고 있지 않거나 카메라를 사용할 수 없는 경우에서도 카테고리별 정보 및 검색 기능을 제공하여 올바른 분리배출 방법을 확인할 수 있도록 지원하여 사용자의 편의성을 높였다.

하지만 복합적인 물질로 구성된 물품에 대해서는 정확한 분류가 어려운 한계가 있다. 현재로서는 1차적인 자동 분류 수행 후, 복합 물질에 대해서는 수동적으로 분리배출 해야 한다. 향후, 카메라로 비추었을 때 복합 물질에 대한 분리배출 정보까지 제공할 수 있다면 시스템 활용성 및 편의성이 증가할 것이다. 향후, 이를 위한 추가 연구가 필요하다.

References

- [1] S.H. Lee, "Online shopping increased 25.2% in April...Leisure service for outdoor activities in spring ↑", Asia Economy, Jun 3, 2021. <https://view.asiae.co.kr/article/2021060311011532493>.
- [2] S.M. Sim, "More delivery means more plastic waste... Recycling companies say, 'No more'", Chosun Biz, Mar 26, 2021. https://biz.chosun.com/site/data/html_dir/2021/03/25/2021032502679.html.
- [3] H.J Jang, "Hard-working recycling, no recycling in vain?", DonaDot Com, Dec 31, 2020. <https://www.donga.com/news/article/all/20201231/104713889/1>.
- [4] Google Play, "Recycle in my hand(내손안의 분리배출)". <https://play.google.com/store/apps/details?id=kr.or.kprc.recycle>.
- [5] Google Play, "Recycle Helper(쓰레기 분리배출 도우미)". <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.wheeparam.garbagehelper>.
- [6] Google Play, "Recycle(Seoul)". https://play.google.com/store/apps/details?id=com.wherewas_.
- [7] D.H. Kim., A Study on Target Detection and Tracking via Drones Using Deep Learning and Computer Vision, Ph.D. Thesis.Korea Aerospace University, 2020.
- [8] Wikipedia. "Neural Network". https://ko.wikipedia.org/wiki/Neural_Network.
- [9] Wikipedia. "Deep Learning". https://ko.wikipedia.org/wiki/Deep_Learning.
- [10]J.W. Kim, et al, "Deep Learning Algorithms and Applications", Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers, Vol. 33, No. 8, pp. 25-31, August 2015.
- [11]S.M. Ahn, "Deep Learning Architectures and Application", Journal of Intelligence Information System, Vol. 22, No. 2, pp.127-142, June 2016. <https://doi.org/10.13088/jiis.2016.22.2.127>
- [12]S.J. Choi and J.M Jung, "A Method for accelerating training of Convolutional Neural Network", The Journal of the Convergence on Culture Technology, Vol. 3, No. 4, pp. 171-175, November 2017. <https://doi.org/10.17703/JCCT.2017.3.4.171>
- [13]Mingxing Tan, et al., "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks", Google Brain, 2020.
- [14]TensorFlow, "Higher accuracy on vision models with EfficientNet-Lite". <https://blog.tensorflow.org/2020/03/higher-accuracy-on-vision-models-with-efficientnet-lite.html>.
- [15]TensorFlow, "Image Classification using TensorFlow Lite Model Maker". https://www.tensorflow.org/lite/tutorials/model_maker_image_classification.
- [16]S. J. Shin, et al, "Fruit price prediction study using artificial intelligence", The Journal of the Convergence on Culture Technology, Vol. 4, No. 2, pp. 197-204, 2018. <https://doi.org/10.17703/JCCT.2018.4.2.197>
- [17]TensorFlow, "What is transfer learning?". https://www.tensorflow.org/js/tutorials/transfer/what_is_transfer_learning.
- [18]Kaggle, "Garbage Classification". <https://www.kaggle.com/asdasdasdasdas/garbage-classification..>
- [19]TensorFlow, "TensorFlow Lite Guide". <https://www.tensorflow.org/lite/guide>.
- [20]Korea Environment Corporation, "Eco-Assurance System". <https://www.keco.or.kr/kr/business/resource/contentsid/1564/index.do>.

※ 본 논문은 2021학년도 서울여자대학교 교내 연구비의 지원을 받았음(2021-0071)