

# 데이터 분석을 활용한 생활 대형 폐기품(가전, 가구 등) 간소화 시스템

오지은<sup>1</sup>, 강우일<sup>2</sup>, 김가희<sup>3</sup>, 김지현<sup>3</sup>, 김채민<sup>3</sup>

<sup>1</sup>인천대학교 컴퓨터공학부

<sup>2</sup>공주대학교 스마트정보기술공학과

<sup>3</sup>성신여자대학교 AI 융합학부

ohje7530@inu.ac.kr, 201701321@kongju.ac.kr, 20211305@sungshin.ac.kr, 20211319@sungshin.ac.kr,  
20211323@sungshin.ac.kr

## A system for simplifying large-scale household waste (household appliances, furniture, etc.) using data analysis

Jieun Oh<sup>1</sup>, Woo-Il Kang<sup>2</sup>, Ga-Hee Kim<sup>3</sup>, Ji-Hyeon Kim<sup>3</sup>, Chae-min Kim<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Computer Science and Engineering, Incheon National University

<sup>2</sup>Smart Information Technology Engineering, Kongju National University

<sup>3</sup>School of AI Convergence, Sungshin Women's University

### 요 약

도시화가 급속도로 진행됨에 따라서 일상생활에서 생활폐기물의 관리와 처리에 대한 문제가 심각해지고 있다. 이 문제를 해결하고자 어플리케이션을 통해 생활폐기물 처리를 쉽게 할 수 있는 시스템을 제안한다. ‘썩처리’는 편리성, 정확성, 확장성, 수익성을 가지고 (중)대형 생활 폐기물 처리하는 딥러닝 어플리케이션이다. 어플리케이션 내의 저장된 딥러닝 과정으로 학습되어진 생활폐기물 분류 모델을 통해 폐기물 사진을 자동 인식하는 과정으로 누구나 쉽게 폐기물 배출을 신청할 수 있다. 정확한 딥러닝 알고리즘과 전이학습, 데이터 검수 등을 통해 높은 성능의 사물 자동 인식을 할 수 있으며, 사용자가 불필요한 과정 없이 손쉽게 폐기물을 처리할 수 있게 한다.

### 1. 서론

한국환경공단의 전국 폐기물 발생 및 처리 현황 조사에 따르면, 2020 년 총 폐기물 발생량은 19,546 만톤/년으로, 전년 대비 약 7.7% 증가하였다. 또한 생활폐기물은 8.9%로, 작년 대비 6.6%가 증가하였음을 알 수 있다.<sup>1)</sup>

기존 지자체의 시스템에서 생활 폐기물 처리를 위한 방법은 복잡한 5 단계 접수 과정과 찾기 힘든 카테고리 사용자의 불편함과 번거로움 발생한다. 또한 기존의 시스템에서 클릭 수가 많은 지자체 시스템에서 벤치마킹하여 기능으로 흡수 시키고, 또한 차별화된 전략이 필요하게 되었다.

본 연구는 데이터 분석 및 딥러닝을 활용한 생활 대형 폐기품 처리를 간소화하는 어플리케이션을 개발하며, 수거업체와의 연결과 중고거래 서비스 등을 통해 폐기품을 다양한 방식으로 처리하는 것을 목적으로 한다.

### 2. 사용된 기술

#### 2.1 딥러닝<sup>2)</sup>

본 모델 설계 및 구현에 사용한 개발 도구는 Keras 환경에서 진행을 하였고,

분류 모델을 통해 학습을 진행하기 전에 앞서 간단한 전처리 후 베이스 라인모델(CNN)의 성능을 확인하고서 학습을 진행하였다. 총 20 개의 클래스 중 5 가지 카테고리(Char, Bed, Desk, Dresser, Dressing Table)을 가지고 진행하였을 때, accuracy : 98.09% val\_accuracy : 89%로 모델의 발전 가능성을 확인하였다.

이미지의 정확한 분류와 빠른 계산 속도가 중요하기 때문에 Convolution Neural Networks Model(CNN)을 분류작업에 활용하였다.

전이 학습의 모델 (DenseNet 121, ResNet 152V2, DenseNet 201) 3 가지의 성능을 확인하였고, 다음과 같다.

1) 자원순환정보시스템 전국폐기물 발생 및 처리 현황 (2022.02.25)

2) 참고문헌 [1]

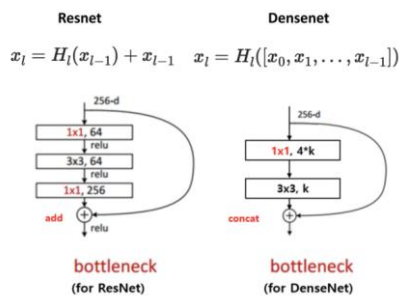
Model	Val_ Loss(%)	Val_ Accuracy(%)
DenseNet121	0.0691	0.9782
ResNet152 V2	0.1295	0.9702
DenseNet201	0.1579	0.9605

<표 1. CNN 모델 비교>

정확도를 살펴보면 DenseNet121 는 0.9782%, ResNet152 V2 는 0.9702%, DenseNet201 는 0.9605%이다. 학습 속도가 빠른 순으로는 DenseNet121, DenseNet201, ResNet152 V2 이다.

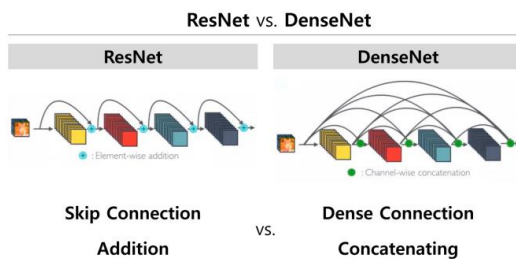
위 표를 토대로 최적의 모델을 선정하고자 DenseNet 과 ResNet 을 비교 분석하였다. 우선, 두 모델의 공통 점은 Skip Connection 을 이용한다는 것이다. 이를 통해 정보를 더 깊은 레이어(layer)까지 전달할 수 있기 때문에 결과적으로 학습 성능을 높게 된다.

반면, <그림 1>과 같이 두 모델은 Skip Connection 시 ResNet 은 덧셈, DenseNet 은 concatenation 을 통해 이루어진다는 점에서 차이가 있다.



<그림 1. Resnet 과 Densenet 의 Skip Connection 비교>

<그림 2>는 두 모델의 레이어 간의 통로(path)구조를 비교한 것이다. ResNet 는 덧셈 연산으로 인해 바로 뒤의 레이어를 연결하는 통로가 생기는 데 비해, DenseNet 는 각 레이어들이 다른 모든 레이어들과 연결되어 통로가 뻗뻗하게 만들어진다.



<그림 2. 두 모델의 통로 비교>

일반적으로 모든 레이어들을 concatenation 을 하게 되면 feature 의 수도 그에 비례하여 급격하여 증가하게 된다. 하지만 DenseNet 은 growth rate 라는 값을 통해 channel 의 수를 등차수열의 형태로 늘어나도록 하기 때문에 feature 의 수가 급격히 증가하는 것을 조절할 수 있다. 따라서 DenseNet 은 모든 레이어가 서로 연결되어 있음에도 ResNet 에 비해 더 적은 파라미터

수로 더 높은 성능을 낼 수 있게 된다. 이를 토대로 DenseNet121 를 최종적으로 선정하여 연구에 활용하였다.

## 2.2 클라우드 컴퓨팅

클라우드 컴퓨팅은 고객의 필요에 따라 리소스 사용량을 확장 및 축소 가능한 서비스이다. 사용자가 직접 리소스를 구성, 관리할 필요가 없다. 사용한 만큼의 비용만 지불하면 되어서 데이터 센터 운영 등 불필요한 비용을 절약할 수 있다는 장점을 가지고 있다.

## 3. 시스템의 구성

### 3.1 기존 시스템과의 차별성

구분	로그인	사진업력	상품 자동인식 (AI)	카테고리 자동분류	검색어 추천	과정개수 (클릭, 입력기준)
구분	○	○	X	X	X	21
구분	○	○	△	○	X	35
구분	X	X	X	X	X	18
구분	X	X	X	X	X	16
구분	○	○	X	X	X	41

<그림 3. 기존 시스템 분석>

본 연구는 아래의 4 개의 항목을 기준으로 기존 시스템을 보완하여 제작하였다.

- 1) 편리성: 처리 서비스의 번거로운 과정을 간소화
- 2) 정확성: 분류가 애매한 항목을 자동으로 분류
- 3) 확장성: 중고 물품의 정확한 중고 거래 서비스로 확장 가능
- 4) 수익성: 기존의 폐기물을 처분한 후 새 상품을 추천해 주는 광고 수익 가능

### 3.2 이미지 데이터 정보 수집<sup>3)</sup>

데이터 셋의 모든 이미지들은 목표하는 생활제품들을 가장 많이 볼 수 있는 중고거래 플랫폼과 Google, Naver 등과 같은 웹사이트에서 이미지 크롤링을 통하여 수집 하였다. 클래스는 전자기기 10 종, 가구 10 종으로 총 20 개의 클래스로 나누었다. 데이터 불균형 문제를 방지하기 위해 최소 이미지 수를 500 개, 최대 이미지 수를 2000 개로 하여 총 30000 개의 이미지를 수집하였다.

딥러닝 모델에 맞게 데이터를 정제하기 위해 전처리 과정을 통해 관련 없는 데이터와 재사용이 가능한 데이터를 선별하였고, 선별을 통해 총 23400 개의 데이터를 가지고 데이터 셋을 만들었다.

### 3.3 AWS 서버 구성



<그림 4. 서버 구성도>

### 3.4 과금 서비스

대형 폐기물을 버리기 위해 규격별로 과금을 매긴다. 과금은 기존의 지역별 데이터베이스를 기준으로 한다. 딥러닝의 결과를 데이터베이스에 저장해 둔 정보를 통하여 대형 폐기물의 무게, 종류를 살펴보고, 해당 지역의 기준에 따라 과금한다.

### 3.5 중고거래

폐기물 데이터의 정보와 물품 설명을 서버로 전송하여, 해당 폐기품 내역과 사용자 정보를 관리할 수 있도록 데이터베이스에 저장한다. 품질이 좋은 폐기물의 경우 중고거래 서비스를 통해 해당 어플리케이션에서 바로 접근할 수 있다는 편리성을 가진다.

## 4. Application 시스템 구성

### 4.1 서비스 구성도



<그림 5. Application 서비스 구성도>

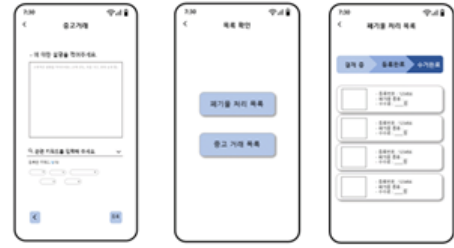
### 4.2 Application 화면

폐기물 처리 화면에서 사용자가 폐기물 사진을 업로드하여 등록한다. 이 때 어플리케이션 내에서 정보를 자동 인식하여 간편하게 등록을 완료할 수 있다.



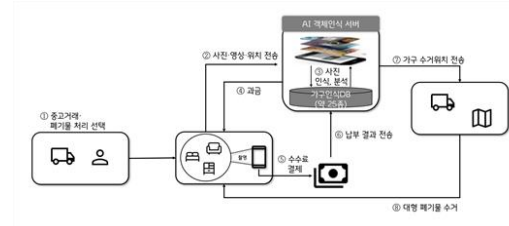
<그림 6. 폐기물 처리 신청 화면>

중고거래 화면에서 사용자에게 거래 물품 정보를 입력 받아 중고거래를 등록한다. 등록된 물품과 중고거래 내역 목록에서 처리 과정의 진행사항을 사용자가 볼 수 있도록 시각화했다.



<그림 7. 중고거래 신청 화면>

### 4.3 흐름도



<그림 8. Application 서비스 흐름도>

## 5. 결론 및 향후 과제

현재 상용화 된 어플리케이션은 낮은 사진 인식률과 복잡한 접수 과정 등의 불편함을 감수해야한다. 본 시스템의 개발 완료 시 다양한 폐기물 사진을 인식하고, 간단한 접수 과정을 통해 사용자가 편리하게 폐기물을 처리할 수 있을 것으로 예상된다. 또한 중고거래 시스템을 이용해 폐기물을 재활용하여 환경보존에 도움이 될 수 있다.

향후 드론의 사용이 발달하면 어플리케이션을 통해 배출하고자 하는 폐기물의 위치를 파악하고, 수거 업체가 아닌 무인 드론이 폐기물을 수거하는 등 다양한 분야와 결합하여 더욱 편리한 서비스를 제공할 수 있다.

### 참고문헌

- [1] 김준우, 김남규, “이질적 이미지의 딥러닝 분석을 위한 적대적 학습기반 이미지 보정 방법론”, 한국정보처리학회, 정보처리학회논문지. 소프트웨어 및 데이터 공학, 10 권, 11 호, 457-464, 2021.
- [2] 이주혁, 김미희, “웹 크롤링을 사용한 자동화된 이미지 분류 모델”, 한국정보처리학회, 한국정보처리학회 학술대회논문집, 28 권, 2 호, 719-722, 2021.

※ 본 프로젝트는 과학기술정보통신부 정보통신창의 인재양성사업의 지원을 통해 수행한 ICT 멘토링 프로젝트 결과물입니다.