

# Deep Learning 기술 기반의 실종자 수색 프로그램

김민선, 손지혜, 이유진, 이정현, 용환승  
이화여자대학교 컴퓨터공학과

e-mail : [ms-93@hanmail.net](mailto:ms-93@hanmail.net), [jihye7465@naver.com](mailto:jihye7465@naver.com), [dbelsdl1004@naver.com](mailto:dbelsdl1004@naver.com),  
[junghyun.j.lee@gmail.com](mailto:junghyun.j.lee@gmail.com), [hsyong@ewha.ac.kr](mailto:hsyong@ewha.ac.kr)

## A Program for Finding Missing Person Based on Deep Learning

Min-Sun Kim, Ji-Hye Sohn, Yoo-Jin Lee, Jung-Hyun Lee, Hwan-Seung Yong  
Dept. of Computer Science, Ewha Womans University

### 요 약

매년 많은 실종자가 발생하며, 이를 인력으로 해결하는 것은 제한적이다. 본 논문은 드론을 통해 인간이 수색할 수 있는 것보다 넓은 지역의 이미지를 촬영하고, 이 이미지에서 딥 러닝 기술을 기반으로 학습시킨 모델을 통해 실종자의 특징을 인식해 그의 위치를 찾아내는 프로그램에 대해 다룬다. 드론과 인공지능을 접목한 본 프로그램을 통해 실종자들의 높은 복귀율을 기대하게 한다.

### 1. 서론

#### 1.1 추진배경

해마다 우리나라는 실종 아동과 장애우들이 생겨나 사회적으로 큰 문제가 되고 있다. 수많은 실종자들을 인력만을 이용하여 찾기엔 한계가 있다. 따라서 이를 개선할 기술이 필요하다.

본 논문은 드론과, 인간을 뛰어넘는 수준의 정확도를 자랑하는 인공지능 기술을 바탕으로 실종자를 보다 정확하고 쉽게 찾을 수 있는 기술을 제안하고자 한다.

#### 1.2 목표

다량의 데이터를 통한 인공지능의 Deep Learning(딥러닝) 기술을 기반으로, 여러 사람 가운데 찾고자 하는 인물의 특징을 정확히 구분해내는 모델을 학습시킨다. 또한 드론을 이용하여 인간의 가시능력 범위를 벗어난 구역의 많은 사람들 중에서 특정인을 찾아내게 한다. 즉, Deep Learning 의 정확성과 드론의 넓은 가시성을 이용하여 현재 수색방법의 한계를 뛰어 넘는 프로그램을 개발하는 것을 목표로 한다.

### 2. 주요 구현기술 및 이론

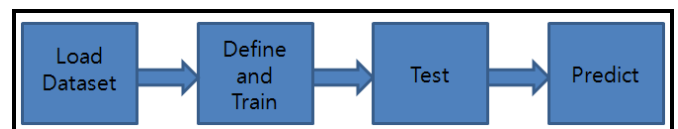
#### 2.1 개발환경

S/W 적으로, 본 프로그램은 Anaconda(아나콘다)의 Spyder(스파이더)를 개발환경으로 한다. 개발 도구는 Keras(케라스), Scikit(싸이킷), Theano(씨아노)를 이용하며, 이들을 통해 이미지를 훈련하고 테스트한다. 개발 언어는 Python(파이썬)을 사용한다.

H/W 장비는 원하는 지역의 이미지를 얻기 위해 Parrot(패럿)사의 Bebop2 Drone (비밥 2 드론)을 사용한다.

#### 2.2 시스템 구조

<그림 1>은 시스템의 전체적인 구조를 나타낸다. 본 시스템은 이미지 데이터를 정의한 뒤, 이를 이용해 모델을 훈련시킨다. 학습된 모델을 테스트하여 정확도를 확인하고 새로운 이미지 데이터에 대한 정답을 예측하는 구조이다 [1] [2]. 프로그램에 데이터를 읽어 온 뒤 각 이미지를 훈련시키고 테스트를 통해 결과를 확인한다. 많은 양의 데이터로 dataset 을 구성하였기 때문에 보다 정확한 결과를 얻게 한다.



<그림 1>시스템 구조도

#### 2.3 Algorithm

크게 2 가지 알고리즘을 사용하여 Data Set 을 학습시킨다. 이 두 알고리즘을 통해, 5 가지 종류의 Layer, 총 10 개를 쌓은 모델을 만들었다.

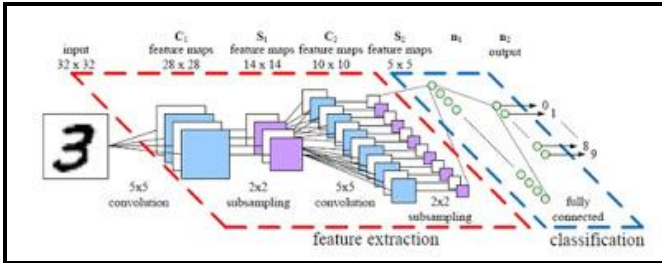
##### 2.3.1 Convolutional Neural Network

<그림 2>는 feature map 을 만들고, pooling 단계를 거치는 일반적인 CNN 의 구조를 나타낸다. CNN 은 receptive fields 에 대해서 각각 weight 을 적용한다. 커널 행렬로 이미지의 모든 픽셀을 훑어서 데이터를 다 른 형태로 변형시키는 Convolution 과정을 거친다 [4]. 3 개의 Convolution Layer, 각각 2 개의 MaxPooling, Dropout Layer 와 1 개의 Flatten Layer 를 사용하여 CNN 을 구현하였다.

##### 2.3.2 Multi-Layer Neural Network

Multilayer Perceptron (MLP)은 input x 를 받아 이것의 y

=  $Wx+b$  를 계산하고, 여기에 activation function 을 적용한다. 이를 하나의 layer 로 보고, layer 를 여러 개 쌓아 올린 후, 마지막에 output layer 를 쌓아 올리는 방식이다 [4]. 본 시스템은 CNN 의 마지막 두 개의 layer 를 MLNN 으로 구성했으며, 이를 통해 학습 데이터와 그 데이터에 대한 label(레이블)을 matching 해주는 classification 역할을 수행한다.



<그림 2> CNN 의 구조

2.4 Data Set

본 시스템은 Deep Learning(딥 러닝) 기술을 통해 실 종자를 특정할 수 feature 들을 이미지 형태로 학습시킨다. Feature 의 종류는 크게 3 가지로 분류하며, ‘색깔, 사람, 배경’으로 나눈다. 모든 이미지는 PNG 포맷을 가진다. 색깔은 10 가지로 나뉘고, 각 1×36 픽셀 크기의 이미지 30 장을 사용한다. 각 픽셀 별로 RGB 값이 서로 다르기 때문에 최종적으로 10,800 개(36×30×10)의 색깔 데이터를 사용한다. ‘사람’과 ‘배경’ 이미지는 INRIA Person Dataset 을 사용한다 [3]. 따라서, 본 시스템은 실질적으로 총 14,429 개의 데이터로 학습한다. <표 1>은 이미지 데이터의 자세한 정보를 보여준다.

종류	세부	포맷	크기 (픽셀)	개수
색깔	분홍색	PNG	1×36	30
	빨간색			30
	주황색			30
	노란색			30
	초록색			30
	파란색			30
	보라색			30
	검정색			30
	하얀색			30
	회색			30
사람			64×128	2,717
배경				912
계				14,429

<표 1> 상세 이미지 데이터 정보

3. 모델 학습 결과

```

24s - loss: 0.0397 - acc: 0.9889
Epoch 21/25
24s - loss: 0.0854 - acc: 0.9772
Epoch 22/25
26s - loss: 0.0500 - acc: 0.9850
Epoch 23/25
25s - loss: 0.0423 - acc: 0.9870
Epoch 24/25
30s - loss: 0.0384 - acc: 0.9881
Epoch 25/25
33s - loss: 0.0437 - acc: 0.9872
**
98.81%
    
```

<그림 3>사람 학습 과정

```

314s - loss: 0.1776 - acc: 0.9264
Epoch 21/25
300s - loss: 0.1761 - acc: 0.9319
Epoch 22/25
291s - loss: 0.1604 - acc: 0.9366
Epoch 23/25
294s - loss: 0.1521 - acc: 0.9446
Epoch 24/25
294s - loss: 0.1461 - acc: 0.9474
Epoch 25/25
283s - loss: 0.1345 - acc: 0.9504
**
96.00%
    
```

<그림 4>색 학습 과정

<그림 3>과 <그림 4>는 Training(훈련), Testing(테스트), Evaluating(평가)를 한 단계로 하여, 이를 25 번씩 반복한 결과를 나타낸다. 96%의 정확도로 사람과 사람이 아닌 이미지를 구분해내고, 98%이상의 정확도로 10 가지 색을 구분해내는 것을 보여준다.

4. 실제 적용 과정



<그림 5>실제 적용한 이미지와 그 결과

<그림 5>는 실제 적용에 사용한 이미지와 그 결과 화면을 나타낸다. 학습된 모델에 사람이 있는 이미지와 그렇지 않은 이미지를 차례로 입력하여, 사람이 인식된 이미지에 대해서만, 이미지 속 사람이 착용한 옷의 색에서 나타나는 주요한 색 2 가지를 찾아낸다. 두 가지 색 중 찾고자 하는 색이 포함되어 있으면 그 정보를 사용자에게 전달하는 실제 과정을 볼 수 있다.

5. 기대효과 및 활용방안

사람보다 상대적으로 더 넓은 시야를 갖고 있는 드론을 이용하여 수색을 하면 현재보다 더 높은 복귀율을 기대할 수 있다.

더 나아가 수배범의 얼굴을 학습시켜 드론이 비행하면서 수배범을 찾아 검거율을 높이는 등 사회에 긍정적인 기여를 기대 할 수 있다.

본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터(IITP)의 서울어코드활성화지원사업(IITP-2016-R0613160040001002)의 연구결과로 수행되었음.

참고문헌

- [1] Adil Moujahid, “A Practical Introduction to Deep Learning with Caffe and Python”, <http://adilmoujahid.com/posts/2016/06/introduction-deep-learning-python-caffe/>, (2016-06-26)
- [2] Yamaguchi, “Parsing Clothing in Fashion Photographs”, (2011)
- [3] “INRIA Person Dataset”, <http://pascal.inrialpes.fr/data/human/>, (2005)
- [4] T-Robotics, “컨볼루션 뉴럴넷”, [http://t-robotics.blogspot.kr/2016/05/convolutional-neural-network\\_31.html#.V9bQ9izr2M8](http://t-robotics.blogspot.kr/2016/05/convolutional-neural-network_31.html#.V9bQ9izr2M8), (2016-05-31)
- [5] Chris McCormick, "HOG Person Detector Tutorial", <http://mccormickml.com/2013/05/09/hog-person-detector-tutorial/>, (2013-05-09)