

Deep Learning based Scrapbox Accumulated Status Measuring

Ye-In Seo*, Eui-Han Jeong*, Dong-Ju Kim*

*Researcher, Postech Institute of Artificial Intelligence, POSTECH, Pohang, Korea

*Researcher, Postech Institute of Artificial Intelligence, POSTECH, Pohang, Korea

*Research professor, Postech Institute of Artificial Intelligence, POSTECH, Pohang, Korea

[Abstract]

In this paper, we propose an algorithm to measure the accumulated status of scrap boxes where metal scraps are accumulated. The accumulated status measuring is defined as a multi-class classification problem, and the method with deep learning classify the accumulated status using only the scrap box image. The learning was conducted by the Transfer Learning method, and the deep learning model was NASNet-A. In order to improve the accuracy of the model, we combined the Random Forest classifier with the trained NASNet-A and improved the model through post-processing. Testing with 4,195 data collected in the field showed 55% accuracy when only NASNet-A was applied, and the proposed method, NASNet with Random Forest, improved the accuracy by 88%.

▶ **Key words:** Deep Learning, Accumulated status Measuring, CNN, Transfer Learning, Machine Learning

[요 약]

본 논문에서는 금속스크랩이 쌓이는 스크랩박스의 적치 상태를 측정하는 알고리즘을 제안한다. 적치 상태 측정 문제를 다중 클래스 분류 문제로 정의하여, 딥러닝 기법을 이용해 스크랩박스 촬영 영상만으로 적치 상태를 구분하도록 하였다. Transfer Learning 방식으로 학습을 진행하였으며, 딥러닝 모델은 NASNet-A를 이용하였다. 더불어 분류 모델의 정확도를 높이기 위해 학습된 NASNet-A에 랜덤포레스트 분류기를 결합하였으며, 후처리를 통해 안전성을 높였다. 현장에서 수집된 4,195개의 데이터로 테스트한 결과 NASNet-A만 적용했을 때 정확도 55%를 보였으며, 제안 방식인 Random Forest를 결합한 NASNet은 88%로 향상된 정확도를 달성하였다.

▶ **주제어:** 딥러닝, 적치 상태 측정, CNN, 전이 학습, 머신 러닝

-
- First Author: Ye-In Seo, Corresponding Author: Dong-ju Kim
 - *Ye-In Seo (seoyein@postech.ac.kr), Postech Institute of Artificial Intelligence, POSTECH
 - *Eui-Han Jeong (defined314@postech.ac.kr), Postech Institute of Artificial Intelligence, POSTECH
 - *Dong-ju Kim (kkb0320@postech.ac.kr), Postech Institute of Artificial Intelligence, POSTECH
 - Received: 2020. 01. 06, Revised: 2020. 02. 24, Accepted: 2020. 02. 25.

I. Introduction

금속스크랩이란 금속 제품을 만들 때 생기는 금속 부스러기로 제품으로 사용 불가능한 철판이나 금속 자재이다. 금속 제품 가공을 거치고 나면 스크랩박스에 금속 스크랩을 쌓아두는데, 스크랩박스가 쌓인 정도를 작업자들이 육안으로 확인한 뒤 스크랩박스를 비운다. 이는 수시로 작업자가 스크랩박스에 가서 확인해야 하므로 작업자의 번거로움을 초래한다. 또한 금속스크랩이 쌓이는 속도나 쌓이는 시점이 균일하지 않기 때문에, 작업자가 확인하기 전 스크랩박스가 넘칠 위험성도 존재한다. 금속스크랩이 과도하게 쌓일 경우, 스크랩박스를 비우는 작업에도 차질이 생기기도 한다. 그러므로 금속스크랩이 스크랩박스에 어느 정도 쌓였는지의 판단을 자동화 할 필요성이 있다.

자동화를 위한 기존 방법으로는 스크랩이 쌓임과 동시에 비우는 설비를 설치하는 방법[1]이 있으나 이는 대량의 설비 설치비용을 필요로 한다. 또한 센서를 이용한 자동화 방법[2]도 존재하나, 이는 계근 장치와 LiDAR 센서 등이 필요해, 추가 설치비용이 발생한다. 이에, 본 논문에서는 기존 공정에 영향을 주지 않으면서도 추가 비용을 줄이는 방법인 딥러닝 기법을 스크랩박스 적치 상태 측정의 자동화 방법으로 채택하였다. 그림 1은 제안 알고리즘 활용의 산업 현장 시나리오를 나타낸다.

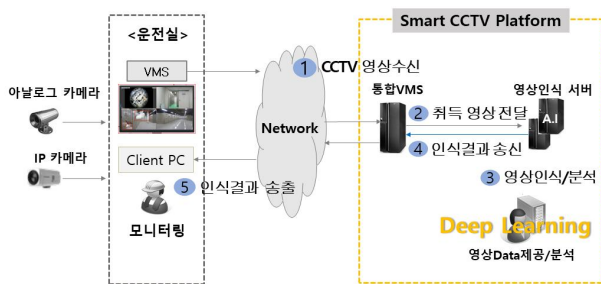


Fig. 1. Scenario for Using Algorithms in Industrial Fields

본 논문에서는 딥러닝 기법을 이용한 스크랩박스 적치 상태 측정 알고리즘을 개발하였다. 제안 방법은 별도의 센서나 장치를 구입할 필요 없이 기존에 설치되어 있는 CCTV 영상으로 촬영된 스크랩박스 이미지로만 적치 상태를 판단하는 것으로 한다.

CNN(Convolutional Neural Network)[3]을 이용하였으며, 그 중에서 NASNet-A[4] 모델을 transfer learning[5]하여 적치 상태 측정에 이용하였다. 또한 모델의 성능 향상을

위하여, 학습한 NASNet-A 모델을 특징 추출기로 이용하고 Random Forest[6] 알고리즘을 적치 상태 판단 분류기로 이용하여, 인식 성능을 향상시킬 수 있었다.

더불어, 실제 산업현장에서는 스크랩박스를 비우기 전엔 금속스크랩이 계속 쌓이기만 하므로, 산업현장에 테스트 시 안정된 결과를 낼 수 있도록 모델이 예측한 값의 신뢰도를 이용한 후처리 방식을 적용하였다.

II. The Proposed Scheme

1. Related works

1.1 Data

본 논문에서는, 기존에 설치된 CCTV로 스크랩박스를 촬영한 동영상에서 프레임을 추출해 데이터로 활용하였다. 금속스크랩의 종류가 달라도 적치 상태를 잘 판단하는지 테스트하기 위해, 테스트 데이터와 학습 데이터는 촬영일을 각각 다르게 해서 수집하였다. 데이터 라벨링은 라벨링 툴을 개발하여 그림 2와 같이 적치 상태 판단 기준선을 기준으로 라벨링을 진행하였다.

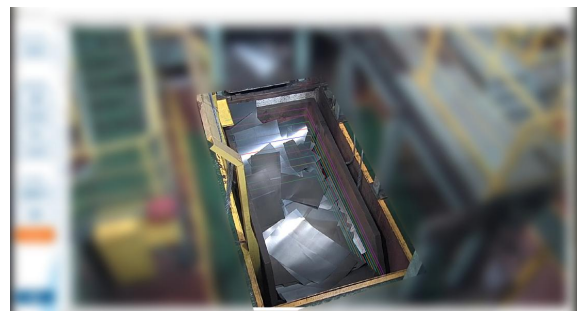


Fig. 2. Labeling tool's Sample image

적치 상태 판단기준은 10퍼센트 단위의 다중 분류와, 스크랩박스를 비우는 도중인지의 여부를 판단하는 9개의 분류로 정의하였다. 이 때, 70퍼센트 이상일 경우 스크랩박스를 비우는 것이 이상적이라는 현장의 의견을 반영하여, 적치 상태 70퍼센트 이상은 하나의 클래스로 구성하였다. 클래스명과 클래스 별 데이터 수는 다음과 같다. 표 1은 본 논문에서 수집한 클래스별 학습 데이터 개수이다. 총 99,603장의 데이터로 학습을 진행하였다.

Table 1. Training data

class name	number of data
0~10%	7,561
10~20%	11,125
20~30%	6,404
30~40%	11,783
40~50%	16,646
50~60%	15,404
60~70%	18,620
70~100%	7,783
clear	4,277
Total	99,603

1.2 Accumulated status measuring algorithm

적치 상태 측정 알고리즘은 10퍼센트 단위로 어느 적치 상태인지 판단하고, 스크랩박스를 비우고 있는 중인지의 여부까지 판단하도록 하여 총 9개의 클래스로 분류하는 알고리즘이다.

그림 3은 본 논문에서 제안하는 스크랩박스 적치 상태 측정 알고리즘 블록도를 보여준다. 우선, transfer learning 방식으로 CNN 모델을 학습시킨 뒤, 학습된 CNN 모델을 feature extractor로 사용한다. 이후 학습된 CNN 모델에서 추출된 4032차원의 특징을 랜덤 포레스트 분류기에 넣어 적치 상태를 판단하도록 한다. 또한 추가적으로 후처리를 적용하여 산업 현장 적용 시 일관된 결과를 낼 수 있도록 알고리즘을 구성하였다.

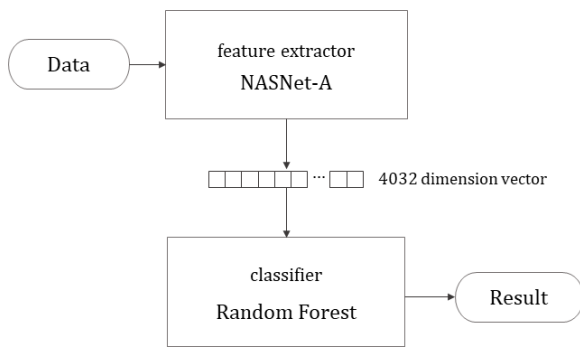


Fig. 3. Accumulated Status Measuring Algorithm

1) NASNet

적치 상태 측정에 사용한 모델은 구글에서 만든 NASNet-A를 사용하였다. NASNet은 도메인 데이터에 맞춰 최적의 모델 구조를 찾아가는 모델로서, NASNet-A는 cifar10 데이터로 학습하여 효과가 좋은 cell을 이미지넷 [7] 데이터에 적용해 만들어진 cell 중 상위 250개를 사용한 모델이다. imagenet으로 사전학습된 NASNet-A 모델을 마지막 layer를 제거하고 적치 상태 측정 클래스 수에 맞게 dense layer를 추가하였다.

2) NASNet with Random Forest

NASNet기반의 적치 상태 측정 알고리즘의 정확도 향상을 위해, 본 논문에서는 앙상블 기법을 사용하는 랜덤 포레스트 알고리즘을 분류기로 적용하였다. 전통적인 분류기와 CNN을 결합하는 시도는 분류기의 성능 향상을 위해 [8]과 같이 시도되어 왔다. 그 중에서도 [9]에서는 앙상블 베이스의 predictor와 CNN이 상호 보완적인 관계가 있다고 기술한다. 기존 연구에서는 transfer learning으로 추출한 피처를 활용한 경우가 드물었기 때문에, transfer learning을 통해 학습시킨 CNN에서 추출한 피처에도 전통적인 classifier를 활용하는 것이 효과가 있는지를 확인해보고자 했다. 더불어, 앙상블 모델을 통해 오버 피팅을 방지하고 분류기의 성능을 향상시킬 수 있기 때문에, 적치 상태의 구분이 모호한 경우에 대해 잘 적용될 수 있을 거라는 점에 근거하여 랜덤 포레스트를 도입하였다.

이를 위해, 기존에 학습한 NASNet의 dense layer를 제거하여, global average pooling을 거친 4032차원의 특징 벡터를 추출하고, 4032차원의 특징 벡터들과 라벨 정보를 활용하여 랜덤포레스트 알고리즘을 학습시켰다.

랜덤포레스트 알고리즘은 다수의 의사결정트리를 학습시켜서 하나의 모델을 생성하는 앙상블 기법의 알고리즘이다. 훈련 데이터 중 균일한 확률 분포에 따라 반복적으로 샘플링을 하는 bagging을 통해 여러 개의 의사결정트리를 학습시키고 여러 트리의 예측 결과를 모아 voting을 통해 예측을 진행하는 알고리즘이다. 그림 4는 랜덤포레스트 알고리즘이 어떻게 작동하는지를 나타낸다.

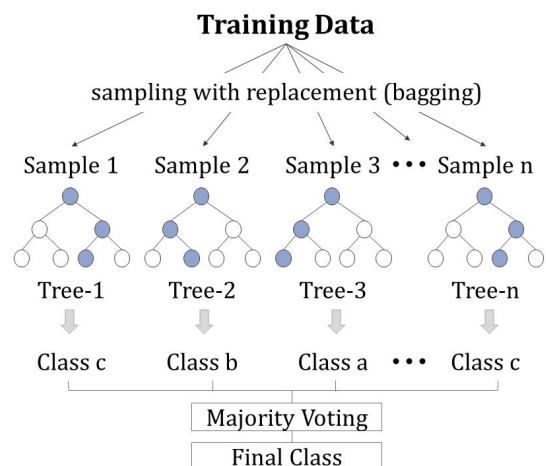


Fig. 4. Random Forest Algorithm

3) 후처리

금속스크랩이 쌓이는 스크랩박스의 특성 상, 금속스크랩이 쌓이는 방향과 금속스크랩 재질에 따라 육안으로도 판단이 불명확한 변수가 존재하였다. 실제 산업현장에 적용 시, 다른 클래스로 판단하지 않고 균일하게 예측할 필요가 있었다. 또한 육안으로 보기에 금속스크랩이 가라앉아서 놀리더라도 스크랩박스를 비우기 전에 이전보다 낮은 클래스로 예측하지 않도록 할 필요성이 있었다. 이에, 본 논문에서는 후처리를 적용하여 균일하게 예측을 진행하도록 하였다.

3-1) 적치 상태 예측 조건

- confidence : 현재부터 이전 50개 probability의 평균
- ① hard voting[10] : 이전 20개 결과를 모아서 결과 중 가장 많이 나온 클래스를 결과로 함
 - ② 면적 비율 : 20개 결과의 현 클래스 confidence 합과 다른 클래스의 confidence 합의 비율을 비교
 - ③ clear(스크랩박스를 비우는 경우) 이후일 경우를 제외하고는 이전 클래스로 넘어가지 않도록 결과 제한

3-2) 다음 클래스로 예측하는 조건

```

if 다음 클래스의 confidence > 0.1 :
    현재부터 이전 시점 confidence합(면적)을 구해 비율 계산

현재 클래스 : 0_10 ~ 70_100인 경우
if entropy < 1.4 :
    현재부터 이전 10개 confidence를 hard voting
    if hard voting result == 'clear' :
        result = 'clear'
    elif 다음 클래스 confidence가 0.1 이상 :
        if 면적 비율 조건 만족 :
            result = 다음 클래스

현재 클래스 : clear인 경우
if entropy < 1.4 :
    현재부터 이전 10개 confidence를 hard voting하여 hard voting 결과를 결과로 함
if 현재 클래스 지속 횟수 >= 50 :
    이전 10개 confidence hard voting하여 hard voting 결과를 결과로 함
    
```

또한 연속적으로 금속 스크랩이 쌓인다고 가정하기 때문에 이전 클래스로 되돌아가는 경우는 없으므로, 이전 클래스로는 되돌아가지 않도록 제한을 두었다.

III. Experiment

학습 데이터를 수집한 날과 다른 날에 수집한 테스트 데이터 4,396장에 대하여 정확도를 비교하였다. 표 2는 본 논문에서 사용한 테스트 데이터의 클래스별 데이터 개수이다.

Table 2. Test data

class name	number of data
0~10%	503
10~20%	460
20~30%	409
30~40%	498
40~50%	491
50~60%	550
60~70%	464
70~100%	502
clear	519
Total	4,195

본 논문에서는 테스트 데이터를 이용하여, 20, 30, 50, 80, 90 에폭일 때의 NASNet weight에 대해서 NASNet만 적용한 알고리즘과 NASNet과 RandomForest를 같이 적용한 알고리즘의 성능을 테스트하였다. NASNet은 이미지넷 데이터에 맞춰진 weight를 초기값으로 해서 스크랩박스 데이터로 전 층을 fine-tuning하였다. 표 3는 에폭별 NASNet과 NASNet 과 RandomForest를 같이 적용한 모델의 테스트 정확도이다.

Table 3. Experimental Result

Methods	Epoch	Accuracy
NASNet	20	51%
	30	55%
	50	52%
	80	58%
	90	45%
NasNet with Random Forest	20	68%
	30	70%
	50	66%
	80	76%
	90	80%

표 3에서 볼 수 있듯, NASNet만으로 테스트 시, 30에폭에서 가장 높은 정확도를 보였으나, Random Forest 분

류기를 적용했을 때에는 90에폭인 NASNet에 Random Forest를 적용했을 때, 가장 높은 정확도를 보였다.

Table 4. Experimental Result

Methods	Accuracy
NASNet	55%
NASNet with Random Forest	80%
NASNet with Random Forest and post processing	88%

표 4는 NASNet일 경우와 NASNet과 Random Forest를 같이 적용한 경우, 후처리까지 적용한 세 가지 경우에 대해서 정확도 변화를 보여준다. NASNet에 Random Forest 분류기를 적용한 경우 성능이 크게 향상됨을 알 수 있었다. 또한 로직을 적용하여 다른 클래스로 예측하는 경우를 최소화하여, 정확도가 향상했음을 확인할 수 있었다.

그림 5는 90에폭으로 학습한 NASNet에 Random Forest 분류기를 적용하여 테스트한 결과 혼동 행렬(confusion matrix)이고, 그림 6은 동일 모델에 후처리를 적용하여 테스트한 결과 혼동 행렬이다. 다른 클래스로 예측하는 정도가 줄어들고 안정적으로 예측함을 확인할 수 있다.

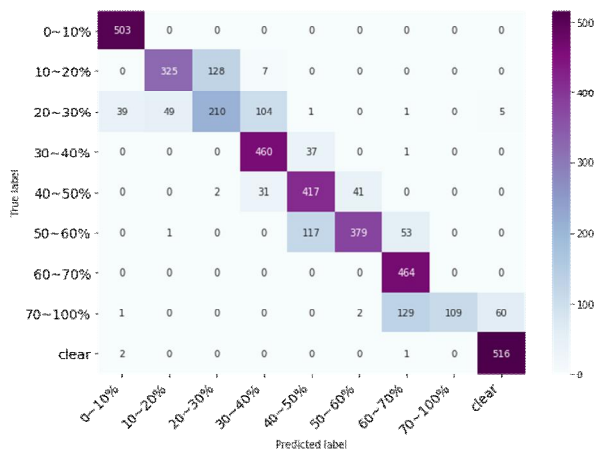


Fig. 5. Confusion Matrix - NASNet with Random Forest

그림 7은 테스트 결과를 시각화한 그래프이다. 그래프를 보면 다른 클래스로 예측하는 경우를 로직을 통해 최소화하고 있음을 관측할 수 있다.

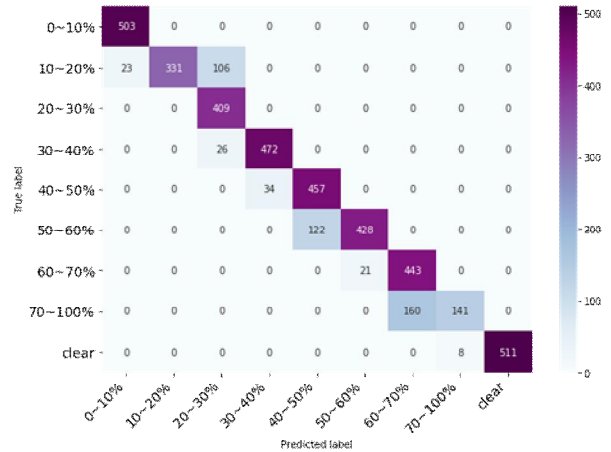


Fig. 6. Confusion Matrix - NASNet with Random Forest and post processing

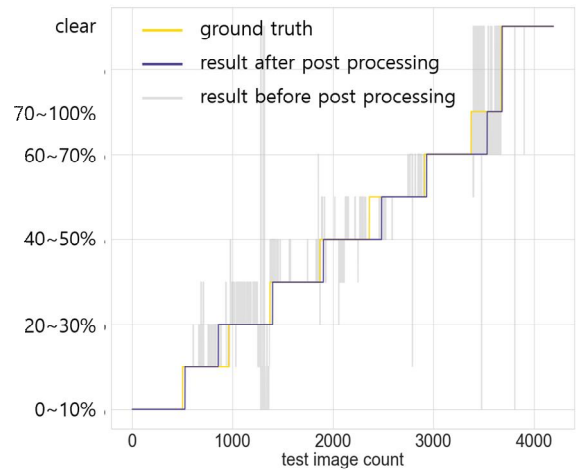


Fig. 7. Test Result Line Plot

IV. Conclusions

본 논문에서는 금속스크랩을 담은 스크랩박스의 적치 상태를 측정하기 위한 딥러닝 알고리즘을 개발하였다. 현 장에서는 스크랩박스의 적치 상태가 70% 이상일 때 비우는 것을 기준으로 하고 있다. 그러나 모니터링이 자동화되어 있지 않기에 담당자가 수시로 확인한 뒤, 넘침을 방지하기 위해 70% 이하일 경우에도 미리 비우는 경우가 다수 존재하였다. 그로 인해 적치 상태가 70% 이상인 데이터 수집에 어려움이 있었다.

또한, 금속스크랩의 특성상, 스크랩박스 적치 상태를 육안으로도 확인하기 애매한 경우가 다수 존재하여, 테스트 시, 앞뒤로 한 클래스씩 혼동하는 경우가 존재했다. 또한 비우는 도중의 이미지가 다른 클래스의 이미지와 구분이 어려운 탓에, 전이학습 만으로는 55%의 낮은 정확도를 얻었다.

그럼에도 불구하고 CNN으로 추출한 피처에 앙상블 분류기를 적용하여 비우는 도중의 이미지를 80% 이상의 정확도로 구분하는 것을 확인하였다. 또한 후처리 로직을 적용해서 유사 클래스로 혼동하는 수를 줄였고, 결과적으로 정확도를 88%까지 높일 수 있었다. 이를 통해 기존에 작업자가 주기적으로 확인해야 했던 불편함을 줄이고, 적치 상태 파악을 놓쳐 스크랩박스가 넘침으로 인한 안전사고의 위험성을 감소시킬 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work(research) was supported by 2019 R&D support project based on science and technology according to the regional demand funded by the Ministry of Science and ICT(CN19100GB001).

REFERENCES

- [1] Samsung Electronics Co., Ltd., "Scrap box for automatic discharge," 10-2002-0006447, Feb 05, 2002.
- [2] JH Data System Co., Ltd., "PLATFORM FOR SCRAPPING METAL BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE," 10-1981031, May 16, 2019.
- [3] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," COMMUNICATIONS OF THE ACM, Vol. 60, No. 6, pp. 84-90, Jun 2017. DOI: 10.1145 / 3065386
- [4] B. Zoph, V. Vasudevan, J. Shlens, Q. V. Le, "Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition," 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 8697-8710, Salt Lake City, USA, June 2018. DOI: 10.1109 / CVPR.2018.00907
- [5] S. J. Pan and Q. Yang, "A Survey on Transfer Learning," IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERING, Vol. 22, No. 10, pp. 1345-1359, Oct 2010. DOI: 10.1109 / TKDE.2009.191
- [6] L. Breiman, "Random forests," MACHINE LEARNING, Vol. 45, No. 1, pp. 5-32. Oct 2001. DOI: 10.1023 / A:1010933404324
- [7] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L. J. Li, K. Li and F. F. Li, "ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database," 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 248-255, Miami, USA, June 2009. DOI: 10.1109 / CVPR.2009.5206848
- [8] H. Zhao, H. Liu, "Multiple classifiers fusion and CNN feature extraction for handwritten digits recognition," Granular Computing, Feb 2019. DOI: 10.1007 / s41066-019-00158-6
- [9] S. Agajanian, O. Oluyemi and G. M. Verkhivker, "Integration of Random Forest Classifiers and Deep Convolutional Neural Networks for Classification and Biomolecular Modeling of Cancer Driver Mutations," FRONTIERS IN MOLECULAR BIOSCIENCES, Vol. 6, pp. 83-99, Jun 2019, DOI: 10.3389 / fmolb.2019.00044
- [10] Data science school, "Hard voting in Majority Voting," <https://datascienceschool.net/view-notebook/766fe73c5c46424ca65329a9557d0918/>

Authors



Ye-in Seo received the B.S. degree in Business Management from Chungnam National University, Korea, in 2019. Ms. Seo joined the Researcher of the Research Department of Postech Institute of Artificial

Intelligence, POSTECH, Pohang, Korea, in 2019. She is currently a Researcher of the Research Department of Postech Institute of Artificial Intelligence. She is interested in Computer Vision, Image Processing, Convolutional Neural Network.



Eui-Han Jeong received the B.S. degree in Electronic Engineering from Jeonbuk National University, Korea, in 2015 and M.S. degree in Electronic and Information Engineering (Electronics) from Jeonbuk National

University, Korea, in 2017. Mr. Jeong joined the Researcher of the Research Department of Postech Institute of Artificial Intelligence, POSTECH, Pohang, Korea, in 2019. He is currently a Researcher of the Research Department of Postech Institute of Artificial Intelligence. He is interested in Computer Vision, Image Processing, Smart Factory.



Dong-Ju Kim received the B.S., M.S. degrees in Radio Wave Engineering from Chungbuk National University, Korea, in 1998, 2000, respectively and Ph.D. degree in Electric, Electronic and Computer Engineering from

Seongkyungwan National University, Korea, in 2010. Dr. Kim joined the Senior Researcher of the Research Department of Postech Institute of Artificial Intelligence, POSTECH, Pohang, Korea, in 2016. He is currently a Research professor of the Research Department of Postech Institute of Artificial Intelligence. He is interested in Face Recognition, HCI, Computer Vision, Artificial Intelligence.