

X-ray 영상 기반 이상 탐지 모델의 학습을 위한 데이터 증강 기법 구현

이준기, 이현용, 김낙우, 이병탁
한국전자통신연구원

{jung1, hyunyonglee, nwkim, bytelee}@etri.re.kr

Implementation of data augmentation for learning X-ray image-based anomaly detection model

Jungi Lee, HyunYong Lee, Nac-Woo Kim, and Byung-Tak Lee
Electronics Telecommunications Research Institute (ETRI)

요 약

본 논문에서는 X-ray 영상 기반의 이상 탐지 모델 개발을 위한 이미지 데이터 증강 기법을 구현하고 딥 러닝 모델의 학습에 적용해본다. 딥 러닝 모델을 학습하기에 이미지 데이터셋의 규모가 부족한 경우에 증강 기법들을 활용하여 가상의 데이터셋을 생성하여 학습 데이터셋으로 활용할 수 있다. 이를 위해 공개된 X-ray 영상 데이터셋을 기반으로 데이터 증강 기법 들을 구현해보고, 증강 데이터셋을 활용한 분류 모델의 성능을 비교해본다.

I. 서 론

이미지 데이터를 기반으로 딥 러닝 기반의 상태 분류 모델이나 이상 진단 모델을 구현하기 위해서는 딥 러닝 모델이 이미지의 특성을 충분히 학습할 수 있도록 충분한 분량의 데이터셋이 활용되어야 한다. 그러나 데이터를 취득하기 어려운 경우에는 이미지 증강 기법을 활용해 데이터의 분량을 증가시켜 학습하여 더 높은 성능의 모델을 구현할 수 있다. 관련해 딥 러닝 기반 자동 화물 검사를 위하여 화물의 X-ray 이미지를 증강하여 학습에 활용한 선행연구가 진행되었다[1].

본 논문에서는 신재생에너지 장치 중 하나인 풍력 발전용 블레이드에서 육안으로 관찰할 수 없는 내부의 균열이나 단선 등의 손상을 탐지하기 위해서 X-ray 영상 기반의 비파괴검사 이상 탐지 모델을 구현하는 데 활용할 X-ray 영상 데이터셋을 증강하는 방법들을 구현해보고, 공개된 X-ray 이미지 데이터셋을 활용해 데이터 증강 기법들을 적용하고 추후 실제로 취득할 X-ray 이미지 데이터셋의 적용 가능성을 검증해본다.

II. 본 론

이미지 증강 기법. 이미지 데이터셋의 분량을 증가시키기 위해서 이미지의 일부분을 잘라내거나, 특정 각도로 회전, 밝기를 조절하는 등의 증강 기법을 활용하여 가상의 이미지 데이터를 생성하여 더욱 많은 분량의 데이터셋을 구축할 수 있다. 이러한 데이터셋의 증강에 있어서 가장 중요한 것은 대상으로 하는 데이터셋의 특징을 유지하는 가상의 데이터를 생성해야 한다는 것이다. 가상으로 생성한 데이터셋이 기존의 데이터셋과 다른 특징을 가진다면 딥 러닝 모델의 성능을 저하시키는 결과를 가져오게 된다. 이미지

데이터 세트 별로 성능을 향상시킬 수 있는 증강 기법이 서로 다르기 때문에, 특정 데이터셋에 해당하는 최적의 Augmentation Policy 를 찾아내어 증강 기법을 적용하여 학습에 활용하는 것이 고성능의 딥 러닝 모델을 구현하는데 중요하다.

AutoAugment[2]는 강화 학습을 기반으로 특정 데이터셋에 대해 최적의 Augmentation policy 를 찾아내기 위한 방법이다. 나아가 RandAugment[3] 는 AutoAugment 에서 사용하는 여러 증강 방법들을 M (Magnitude)의 강도로 N 번 적용하는 데 있어 최적의 추론 성능을 보이는 M, N 값을 찾는 방법으로 기존의 AutoAugment 등의 기법과 비교하였을 때 탐색해야 하는 search space 가 작아 빠르다는 장점이 있다.

UniformAugment[4]는 N 개의 Augmentation 방법을 선택한 후에, 각 증강 단계를 시행할 확률을 0.5 로 적용한다. 그리고 증강의 강도 M 이 Uniform distribution 을 따르게 적용하여 매 증강 단계마다 다른 강도로 증강이 수행되는 특징을 가진다. 해당 방법은 증강이 적용되는 강도가 Uniform distribution 을 따르고 증강 적용 유무가 확률적으로 적용되기 때문에 최적의 파라미터 M, N 을 찾을 필요가 없다는 장점을 가지며 기존의 방법들과 유사한 성능을 보인다.

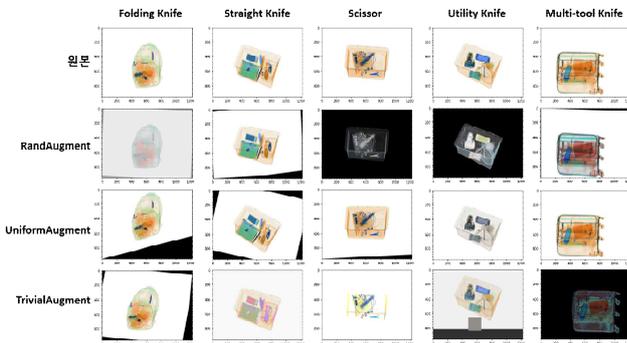
더욱 빠르게 최적 Augmentation Policy 를 찾는 방법으로 TrivialAugment[5]가 있다. 해당 방법은 매 단계마다 무작위로 증강 방법을 선택한 뒤, Uniform distribution 을 따르게 강도 M 을 적용하는 방법이다. 해당 방법은 위의 방법들보다 빠른 연산 시간과 여러 검증 데이터셋에 대해 높은 성능을 나타낸다.

본 논문에서는 RandAugment, UniformAugment 그리고 TrivialAugment 기법을 활용하여 X-ray 영상을 증강하도록 구현하고, 이를 딥 러닝 기반 이미지 분류 모델의 학습에 활용하고 학습된 모델의 성능을 확인한다.

사용 데이터세트. 본 논문에서는 공개된 X-ray 영상 데이터세트를 활용하여 상기한 Augmentation policy 기반 증강 기법을 적용하여 생성된 데이터의 타당성을 검증하였다.

OPIXray[6]는 보안 검사를 위한 객체 탐지용 데이터 세트이며 실제 국제 공항에서 검사관이 금지 품목 등에 대해 레이블링을 진행한 X-ray 이미지 데이터로 구성된다. OPIXray 데이터세트는 총 8,885 장의 이미지로 구성되어 있으며, 7,019 장의 학습 데이터와 1,776 장의 시험 데이터로 구분된다. 해당 이미지 데이터세트는 Folding Knife, Straight Knife, Scissor, Utility Knife, Multi-tool Knife 의 다섯 가지 종류로 구분되어 있어 각 이미지에 어떤 물체가 감지되는지 분류하는 데 활용할 수 있다. 또한 각 이미지에서 해당 객체의 위치 정보를 제공하여 더욱 자세한 탐지 및 분류가 가능하도록 제공하나, 본 논문에서는 객체의 위치 정보를 제외하고 각 이미지의 분류 레이블 정보만 활용하였다.

증강 기법 적용 및 모델 학습 결과. 데이터 증강으로 인한 데이터 분류 모델의 성능 비교를 위해 OPIXray 의 학습 데이터 세트에 RandAugment, UniformAugment, TrivialAugment 기법을 적용하여 한 장의 사진당 하나의 증강 이미지들을 생성하여 학습에 활용하였다.



(그림 1) OPIXray 데이터세트 이미지 증강 예시

그림 1 은 원본 학습 데이터세트와 증강 데이터의 모습이다. 각 물체가 들어있는 수하물 사진이 조금씩 변형된 모습을 확인할 수 있다.

증강 데이터를 활용한 이미지 분류 모델의 성능 차이를 확인하기 위해서 ResNet50[7] 기반의 분류 모델을 사용하였다. 동일한 조건의 비교를 위해 학습용 이미지 데이터를 224*224 사이즈로 리사이징하고, 학습 epoch = 50 으로 실험 조건을 설정하여 모델의 분류 성능을 측정 및 비교 하였다.

(표 1) 증강 기법 별 ResNet50 모델 분류 성능

	원본	Rand Augment	Uniform Augment	Trivial Augment
분류 정확도	48.75%	51.58%	62.72%	53.21%

표 1 은 원본 학습 데이터세트만 사용한 경우와 세 가지 증강 기법을 적용하여 학습 데이터세트를 구성한 경우의 ResNet50 모델의 분류 정확도 측정 결과이다. 증강 데이터를 사용하지 않고 학습 데이터세트만 사용하여 학습한 모델의 경우보다 데이터 증강을 통해 더 많은 학습 데이터를 활용하였을 때 더 높은 분류

정확도를 얻을 수 있었다. 임의의 수하물 사진에 대해서 각 증강 기법을 적용해 본 결과 원본 이미지를 변형한 가상 이미지가 생성된 것을 확인할 수 있다. 사용한 데이터세트들에서는 수하물 내부의 칼이나 가위 등의 위험한 물건으로 분류되는 객체들을 탐지하는 것이 중요하므로 회전이나 밝기 조정 등에 민감하지 않다고 판단할 수 있다. 마찬가지로 추후에 대상으로 할 풍력 발전 블레이드에서도 내부의 균열, 단선 등을 탐지하고 분류하는 데 있어 해당 증강 기법들을 적용할 수 있을 것으로 보인다.

III. 결론

본 논문에서는 공개된 X-ray 데이터세트를 활용하여 여러 가지 이미지 데이터 증강 기법을 적용해 가상의 X-ray 이미지를 생성하여 분류 모델의 학습에 적용하였다. 해당 증강 방법들을 활용하여 실제로 취득한 X-ray 데이터세트의 규모를 증가시킨 후 객체 탐지나 이상 탐지 모델 등을 학습하는 데 활용하여 개선된 딥 러닝 모델의 성능을 얻을 수 있을 것으로 기대된다. 추후 실제 X-ray 영상을 획득하여 풍력 발전 블레이드의 이상 탐지 모델을 학습하는 데 활용할 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2022 년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국에너지기술 평가원(KETEP)의 신재생에너지핵심기술 개발사업으로 지원을 받아 수행한 연구 과제입니다. (No. 20223030020070)

참고 문헌

- [1] Cho, Hyunwoo, et al. "Data Augmentation of Backscatter X-ray Images for Deep Learning-Based Automatic Cargo Inspection." *Sensors* 21.21 (2021): 7294.
- [2] Cubuk, Ekin D., et al. "Autoaugment: Learning augmentation strategies from data." *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019.
- [3] Cubuk, Ekin D., et al. "Randaugment: Practical automated data augmentation with a reduced search space." *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition workshops*. 2020.
- [4] LingChen, Tom Ching, et al. "Uniformaugment: A search-free probabilistic data augmentation approach." *arXiv preprint arXiv:2003.14348* (2020).
- [5] Müller, Samuel G., and Frank Hutter. "Trivialaugment: Tuning-free yet state-of-the-art data augmentation." *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 2021.
- [6] Wei, Yanlu, et al. "Occluded prohibited items detection: An x-ray security inspection benchmark and de-occlusion attention module." *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia*. 2020.
- [7] He, Kaiming, et al. "Deep residual learning for image recognition." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016.