

# 인공 위성 데이터 집합간 영역 격차 완화를 통한 장면 분류 성능 개선

윤의현, 이재구\*  
국민대학교

\*jaekoo@kookmin.ac.kr

## Improvement of Scene Classification Performance by Mitigating Domain Gap Amon Remote Sensing Data

Euihyun Yoon, Jaekoo Lee\*  
College of Computer Science, Kookmin University

### 요약

본 논문은 인공위성 장면 분류 데이터 간 도메인 간극을 확인하였고 도메인 일반화 기법을 사용하여 도메인 간극에 강건한 모델을 학습하였다. 도메인 간극을 확인하기 위해 AID, Optimal\_31, PatternNet, UCMerced\_LandUse, WHU-RS19 5 개의 벤치마크 데이터셋을 사용하여 중복되는 클래스를 학습 및 서로 다른 데이터셋에 평가하여 도메인 간극으로 인한 성능 저하를 확인하였다. 또한 도메인 일반화에서 사용되는 LOO(Leave One Out) 방법으로 평가하여 최대 16.56% 개선된 정확도를 확인하였다.

### I. 서론

최근 인공위성 데이터는 인공지능과 결합하여 국방, 국토, 재난방지, 등 다양한 분야에서 많이 사용된다[1]. 하지만 인공위성 데이터셋은 정답 값을 획득하기 어려운 벤치마크 데이터셋이 적은 문제점이 존재한다.

데이터가 적은 경우 같은 도메인의 여러 데이터셋을 혼합하여 모델의 성능을 높일 수 있다. 일반적으로 인공 위성 데이터의 경우 같은 도메인을 가정하고 학습한다. 하지만 인공위성 데이터셋 간 도메인 간극(Domain Gap)이 존재한다면 데이터를 혼합하여 사용하기 어려우며 새로운 인공위성 도메인 데이터셋 에도 강건할 수 있게 학습해야 한다.

본 논문은 서로 다른 인공위성 데이터셋 간 도메인 간극 확인하기 위하여 5 개의 데이터셋에서 중복되는 클래스를 사용하여 실험을 진행하였다. 실험은 각 데이터셋으로 학습 후 서로 다른 데이터셋에 검증을 진행하여 F1 점수와 정확도를 측정하였다.

### II. 본론

딥러닝(Deep Learning)은 이미지의 특징을 학습하여 같은 도메인 내에서 이미지 분류가 가능하다. 하지만 학습에 사용하지 않은 새로운 도메인 이미지는 잘 분류하지 못하는 문제가 존재한다[3]. 일반적으로 도메인 간극은 사진, 그림, 만화, 스케치 등 서로 다른 환경에서 획득한 이미지에 존재하며 이미지들의 특성, 분포, 특징들이 다르게 존재할 때 발생한다.

인공위성 데이터의 경우 상단시점(Top View) 이미지이며 비슷한 위성으로 획득한 데이터로 구성되어 있기 때문에 도메인 간극을 고려하지 않는다. 하지만 인공위성 데이터의 수집된 계절이 다르거나 서로 다른 지역에서 획득한 데이터의 경우 도메인 간극이 존재할 수 있다. 인공위성 데이터간 도메인 간극이 존재 한다면, 서로 다른

도메인에 강건하게 모델을 학습해야 한다. 본 논문은 실험을 통해 서로 다른 인공위성 데이터간 도메인 간극을 확인 하였고, 도메인 간극에도 강건하기 위해 JiGen[2] 도메인 일반화 기법을 사용하여 높은 성능을 달성하였다.

사용한 도메인 일반화 기법인 JiGen 은 자기지도 학습에서 사용되는 직소 퍼즐(Jigsaw Puzzle)을 활용하여 도메인 일반화 성능을 높인 방법이다. 직소 퍼즐은 이미지를 9 개의 패치로 나눈 후 패치를 섞어 모델이 원래 패치의 위치를 예측하는 학습 방법이다. 이러한 학습 방식은 변경된 패치의 위치를 원복 하며 새로운 형태의 이미지를 학습할 수 있기 때문에 도메인에도 강건하게 학습 가능하였다.

JiGen 은 [그림 1] 과 같이 직소 퍼즐을 해결하는 Jigsaw Classifier 와 이미지를 분류하는 Image Classifier 를 동시에 학습하여 여러 도메인 이미지를 강건하게 학습하였다.

### III. 실험

본 논문은 UCMerced\_LandUse[4], AID[5], Optimal\_31[6], PatternNet[7], WHU-RS19[8] 5 개의

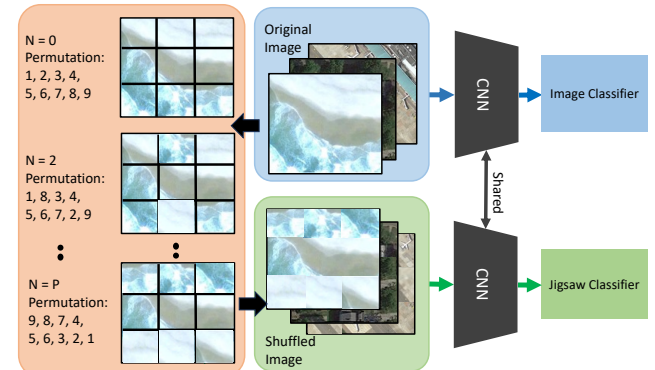


그림 1. JiGen 프레임워크

표 1. 데이터 집합 별 F1 점수와 정확도 측정

검증데이터 \ 학습데이터	UCMerced_LandUse		AID		Optimal_31		PatternNet		WHU-RS19	
	F1 Score	Accuracy	F1 Score	Accuracy	F1 Score	Accuracy	F1 Score	Accuracy	F1 Score	Accuracy
UCMerced_LandUse	99.83	99.83	68.09	64.33	68.18	65.66	68.99	66.50	27.77	30.00
AID	66.17	71.53	98.91	98.92	80.02	81.70	79.34	79.94	50.30	48.40
Optimal_31	75.78	78.00	90.22	90.33	98.99	99.00	94.51	94.66	45.80	44.33
PatternNet	66.14	73.37	78.61	78.52	95.60	95.60	99.95	99.95	22.64	28.45
WHU-RS19	56.17	66.66	94.32	94.33	55.20	61.63	34.28	40.88	98.11	98.11

표 2. 도메인 일반화 기법을 사용한 성능측정

학습데이터		UCMerced_LandUse	AID	Optimal_31	PatternNet	WHU-RS19
Base	F1 Score	77.66	88.40	96.38	95.35	96.21
	Accuracy	79.94	88.75	96.33	95.37	96.22
Base+ JiGen	F1 Score	<b>96.58</b>	<b>96.07</b>	<b>100</b>	<b>99.87</b>	<b>100</b>
	Accuracy	<b>96.50</b>	<b>96.14</b>	<b>100</b>	<b>99.88</b>	<b>100</b>

장면 분류(Scene Classification) 데이터셋을 사용하였다. 도메인 간극을 확인하기 위해 중복되는 Airport, Beach, Residential 클래스를 사용하여 각각의 데이터셋으로 학습하고 평가하였다. 실험은 ResNet18 모델을 사용해 F1 점수와 정확도를 측정하였다.

[표 1]은 데이터셋을 각각 학습한 후 평가를 진행한 결과이다. [표 1]을 보면 학습한 데이터셋 외의 다른 평가 데이터셋의 성능은 모든 경우 감소하였으며, 최대 F1 점수가 75.47 감소한 결과를 확인할 수 있다. 같은 클래스임에도 불구하고 데이터셋이 변화하였을 때 성능이 저하한 것은 도메인 간극이 존재함을 의미한다.

[표 2]는 LOO(Leave One Out) 평가 방법으로 평가한 표이다. LOO 평가는 여러 원천 데이터(Source Data)로 학습한 뒤 학습하지 않은 목표 데이터(Target Data)에 대해 평가하는 방식이다. 이러한 방법은 학습에 사용하지 않은 새로운 도메인 데이터에 대해 잘 분류하는지에 대한 평가로 도메인 일반화 과제에서 사용하는 방법이다.

[표 2]의 Base는 ResNet18을 사용해 LOO 평가한 방법이다. 결과적으로 도메인 일반화 기법을 적용한 경우 모든 데이터셋에서 성능향상을 확인할 수 있다. UCMerced\_LandUse의 성능을 보면 Base의 경우 F1 점수는 77.66, 정확도는 79.94로 가장 낮은 성능을 보인다. 이는 4개의 데이터셋과 가장 큰 분포 차이로 인한 성능 하락으로 볼 수 있다. 반면 도메인 일반화로 도메인에 강건하게 학습한 Base+ JiGen 모델은 UCMerced\_LandUse 데이터셋에서도 96.58로 높은 성능을 보인다.

[그림 2]는 전체 데이터셋에 대해 T-SNE로 시각화한 결과이다. 시각화 결과 Base는 도메인 간극으로 인해 같은 클래스에 대해서도 다른 분포가 형성된 것을 확인할 수 있다. 반면 도메인 일반화를 적용한 경우 도메인에 상관없이 클래스의 분포가 고르게 형성되었다.

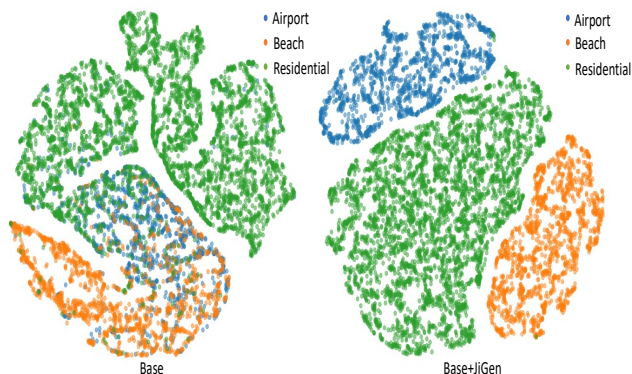


그림 2. T-SNE 시각화

#### IV. 결론

본 논문은 인공위성 장면 분류 벤치마크 데이터셋에서 도메인 간극을 확인하였다. 또한 도메인 일반화 기법을 적용하여 여러 도메인에 강건하게 학습하여 학습에 사용하지 않은 도메인 데이터셋에서의 성능개선을 확인하였으며 시각화 결과로 도메인에 강건하게 학습한 것을 확인하였다. 추후 도메인 일반화를 활용하여 여러 위성 도메인 데이터에 강건하게 학습하여 객체 탐지, 이미지 분할의 성능을 개선하는 연구를 진행할 것이다.

#### ACKNOWLEDGMENT

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No.RS-2023-00212484,복잡한 실제 주행환경에서 설명 가능한 움직임 예측).

#### 참고 문헌

- [1] 뉴스페이스 시대, 위성 데이터로 재난 최소화  
<https://zdnet.co.kr/view/?no=20220919165144>
- [2] Carlucci, Fabio M., et al. "Domain generalization by solving jigsaw puzzles." *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019.
- [3] Li, D., et al. "Deeper, broader and artier domain generalization." *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*. 2017.
- [4] Yang Y., and Newsam S., "Bag-of-visual-words and spatial extensions for land-use classification.", *Proceedings of the 18th SIGSPATIAL international conference on advances in geographic information systems*, pp. 270-279, 2010.
- [5] Xia G., Hu J., Hu F., Shi B., Bai X., Zhong Y., Zhang L., Lu X., "AID: A benchmark data set for performance evaluation of aerial scene classification.", *Proceedings of the IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, pp. 3965-3981, 2017.
- [6] Wang Q., Liu S., Chanussot J., and Li X., "Scene Classification With Recurrent Attention od VHR Remote Sensing Images.", in *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 57, no. 2, pp. 1155-1167, 2019.
- [7] Zhou W., Newsam S., Li C., and Shao Z., "PatternNet: A benchmark dataset for performance evaluation of remote sensing image retrieval.", *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, vol. 145 pp.197-209, 2018.
- [8] Dai D., and Yang W., "Satellite Image Classification via Two-Layer Sparse Coding With Biased Image Representation.", in *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 8 no. 1 pp. 173-176, 2011.