

---

# Self-Supervised Learning is More Robust To Dataset Imbalance

---

2023. 04. 07

❖ Self-Supervised Learning is More Robust to Dataset Imbalance (2022, ICLR)

- 스탠포드 대학 및 도요타 연구 기관에서 연구했으며, 2022년에 ICLR에 게재됨
- 클래스 불균형 상황에서 자기 지도학습이 지도 학습보다 더 강건함을 여러 실험을 통해 입증

## SELF-SUPERVISED LEARNING IS MORE ROBUST TO DATASET IMBALANCE

**Hong Liu**  
Stanford University  
hliu99@stanford.edu

**Jeff Z. HaoChen**  
Stanford University  
jhaochen@stanford.edu

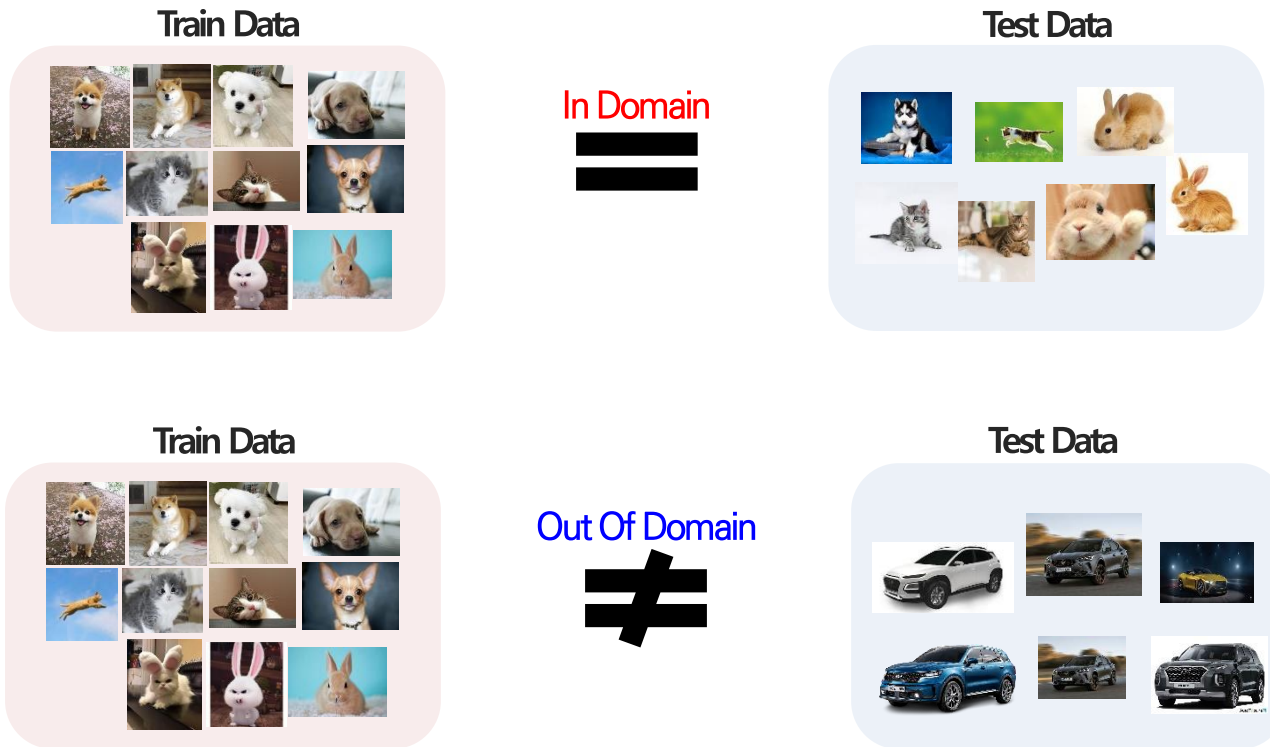
**Adrien Gaidon**  
Toyota Research Institute  
adrien.gaidon@tri.global

**Tengyu Ma**  
Stanford University  
tengyuma@stanford.edu

# Background

## ❖ In Domain (ID)와 Out of Domain (OOD)

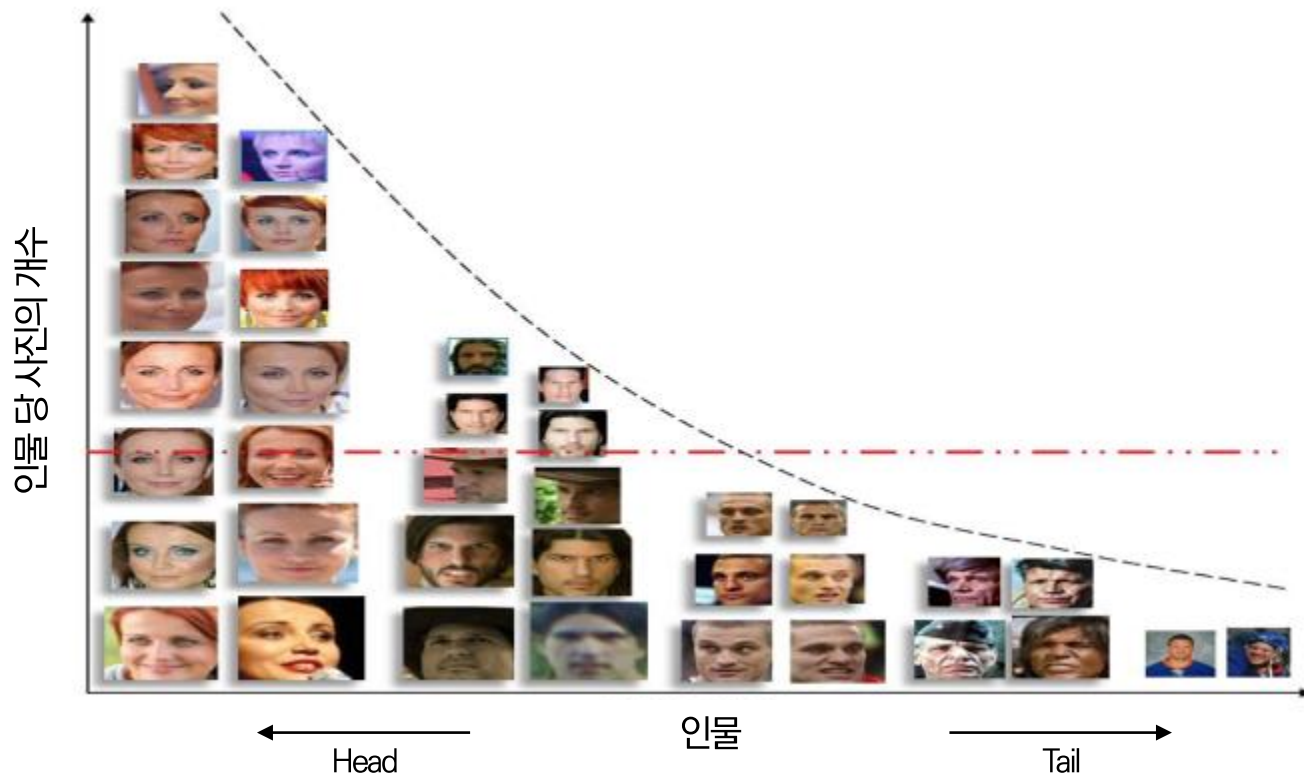
- ID: 학습할 때 사용하는 데이터의 도메인과 추론시에 사용하는 데이터의 도메인의 같은 경우
- OOD: 학습할 때 사용하는 데이터의 도메인과 추론시에 사용하는 데이터의 도메인이 다른 경우



# Background

## ❖ Long-tailed Distribution Problem

- 실제 현실 데이터는 Long-tailed Distribution을 따르는 경우가 존재
- 클래스 불균형 데이터는 지도 학습에서 활용하기 어려움
  - 클래스 불균형 상황에도 자기 지도학습은 좋은 feature 추출 가능



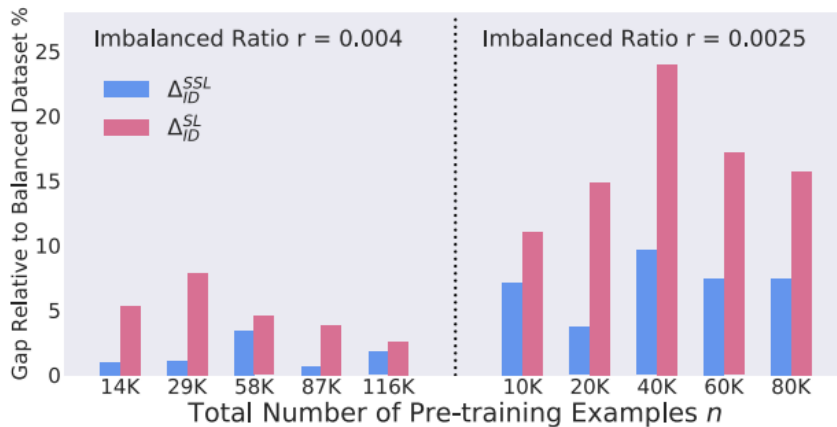
# Experiment

## ❖ 실험 1: In Domain (ID), Out of Domain (OOD)에서 지도 학습과 자기 지도학습의 성능 비교

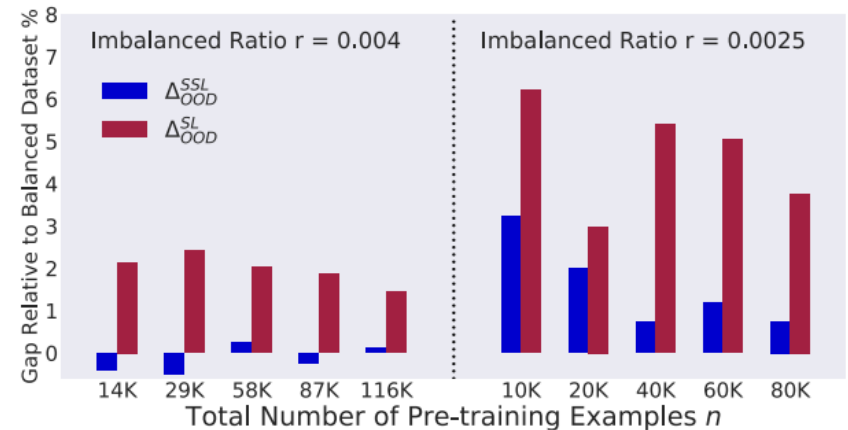
- ID와 OOD 상황에서 각각 균형, 불균형 데이터로 사전 학습된 네트워크의 상대적인 정확도 차이 비교
- 자기 지도학습(MoCo V2)이 지도 학습(ResNet18 & 50)에 비해 상대적인 차이가 더 적음을 확인
  - ✓ 자기 지도학습이 지도 학습에 비해 불균형 데이터 상황에서 더 강건함을 의미

$$\Delta^{SSL}(n, r) \triangleq \frac{\text{균형 데이터로 학습된 자기 지도학습의 성능 (Accuracy)}}{A^{SSL}(n, 1)} - \frac{A^{SSL}(n, r)}{A^{SSL}(n, 1)} \ll \Delta^{SL}(n, r) \triangleq \frac{\text{균형 데이터로 학습된 지도학습의 성능 (Accuracy)}}{A^{SL}(n, 1)} - \frac{A^{SL}(n, r)}{A^{SL}(n, 1)}$$

↓ 불균형 데이터로 학습된 자기 지도학습의 성능 (Accuracy)
↓ 불균형 데이터로 학습된 지도학습의 성능 (Accuracy)



(a) In Domain (ID).

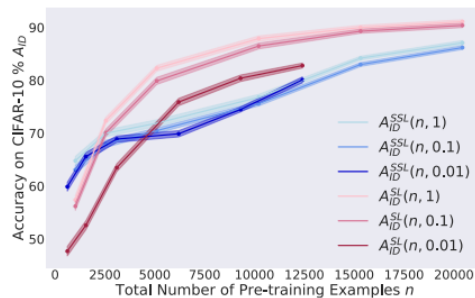


(b) Out of Domain (OOD).

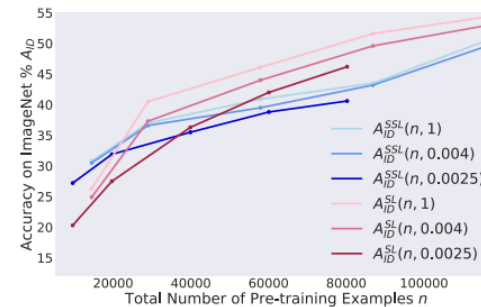
# Experiment

## ❖ 실험 2: In Domain (ID), Out of Domain (OOD)에서 지도 학습과 자기 지도학습의 성능 비교

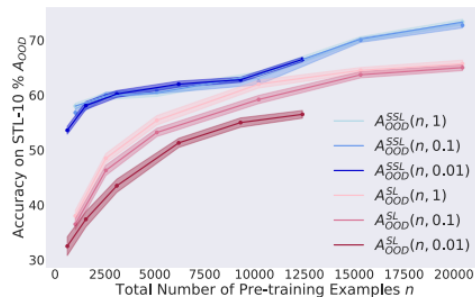
- ID에서 많은 수의 사전 학습 데이터를 가지고 학습된 모델을 평가하였을 때, 지도 학습이 조금 더 우수한 성능을 보이는 것을 확인 → (a), (b)에서 확인
- 하지만, OOD 상황에서 자기 지도학습이 모든 경우에서 더 좋은 성능을 보이는 것을 확인 → (c), (d)에서 확인



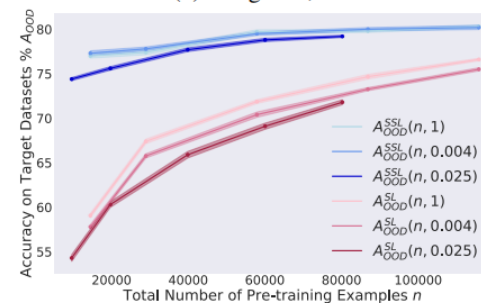
(a) CIFAR-10, ID



(b) ImageNet, ID



(c) CIFAR-10, OOD



(d) ImageNet, OOD

→ 결국, ID에서 자기 지도학습이 지도 학습에 비해 약간 더 낮은 성능을 보이지만

OOD에서는 훨씬 더 좋은 성능을 보이는 것으로 불균형 상황에서 더 강건함을 확인함

# Experiment

## ❖ 실험 3: SEMI-Synthetic 데이터를 활용한 지도 학습과 자기 지도 학습 간의 성능 비교

- Frequent class는 왼쪽은 frequent class와 관련된 데이터, 오른쪽은 rare class와 관련된 데이터로 합성
- Rare class는 오른쪽은 rare class와 관련된 데이터, 오른쪽은 Blank 처리해서 합성한 데이터

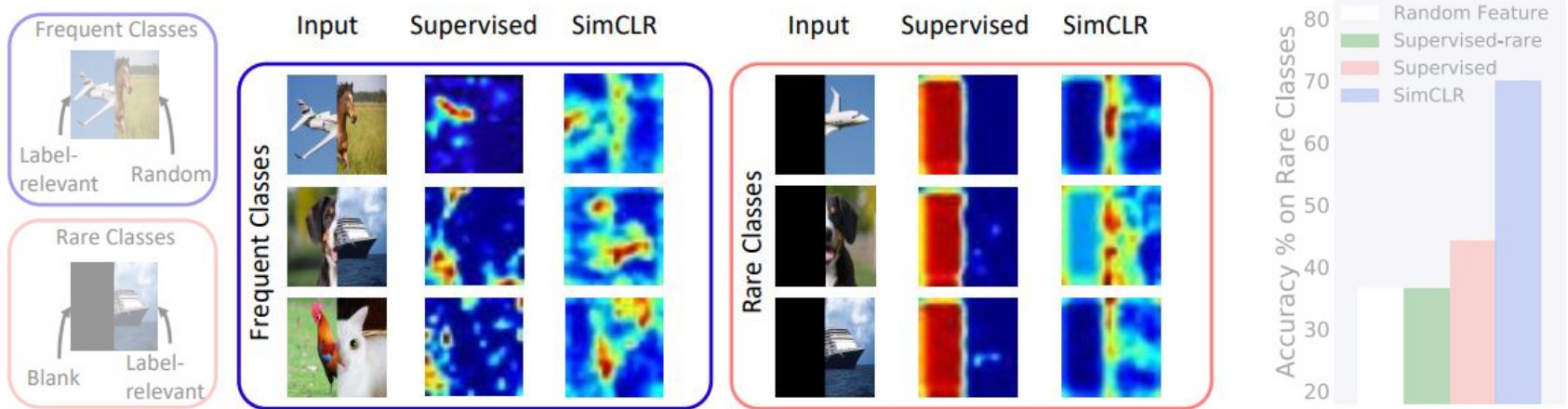


# Experiment

## ❖ 실험 3: SEMI-Synthetic 데이터를 활용한 지도 학습과 자기 지도 학습 간의 성능 비교

- 사전 학습시에 frequent class 데이터 셋으로 학습하고 평가시에 rare class 데이터 셋 활용
- Grad-CAM으로 분석했을 때, 자기 지도학습은 모든 부분을 잘 학습하지만 지도 학습은 레이블과 관련된 부분은 잘 학습하지만 관련 없는 부분은 제대로 학습하지 못함

→ 자기 지도학습이 지도 학습에 비해 더 좋은 특징 추출이 가능함





# Experiment

## ❖ 실험 3: SEMI-Synthetic 데이터를 활용한 지도 학습과 자기 지도 학습 간의 성능 비교

- Random Feature: 랜덤하게 설정된 파라미터를 가진 네트워크를 사용하였을 때의 성능
- Supervised-rare: 50개의 적은 rare class 데이터 셋으로 사전 학습하고 rare class로 부터 25,000개의 데이터를 사용해 classifier를 학습하였을 때의 성능 → 적은 수의 rare class만을 가지고 적절한 특징을 추출할 수 있는지를 확인하기 위해 사용됨

→ Random Feature와 Supervised-rare간에 큰 성능 차이가 없음 → 지도 학습은 적절한 특징 추출 불가능



# Experiment

## ❖ 실험 3: SEMI-Synthetic 데이터를 활용한 지도 학습과 자기 지도 학습 간의 성능 비교

- 모든 semi-synthetic 데이터를 활용해서 학습과 평가를 진행하였을 때 자기 지도학습이 더 좋은 성능을 보임
  - 지도 학습은 레이블과 관련된 데이터에만 집중하지만, 자기 지도학습은 모든 데이터에 적절한 특징 추출 가능
- 실제 현실에서 불균형 데이터가 많은데, 자기 지도학습이 불균형 상황에서 지도 학습에 비해 더 강건함

