

# 概述領域自適應 (Domain Adaptation)

Create at 2022/07/02

- 概述領域自適應 (Domain Adaptation)
  - Basic Idea
- 上課資源：
  1. 概述領域自適應 (Domain Adaptation) ([https://www.youtube.com/watch?v=Mnk\\_oUrgppM](https://www.youtube.com/watch?v=Mnk_oUrgppM))

You have learned a lot about ML. Training a classifier is not a big deal for you. 😊

Training Data 

Testing Data    
99.5% 57.5%

The results are from: <http://proceedings.mlr.press/v37/ganin15.pdf>

Domain shift: Training and testing data have different distributions.

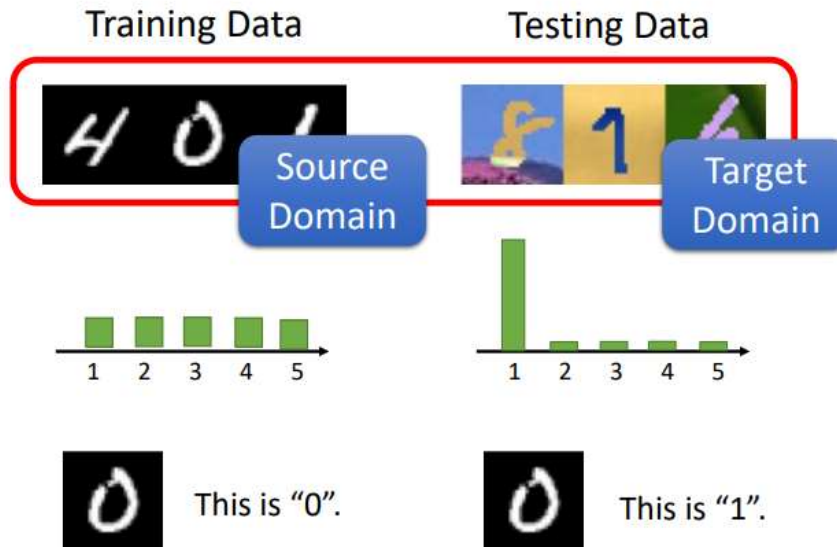


**Domain adaptation**

**Transfer learning:** <https://youtu.be/qD6iD4TFsdQ>

- **Domain shift** : 測試資料跟訓練資料的分佈不一樣
- 目標：
  - 假設訓練資料跟測試資料有一點差異的時候，有沒有什麼方法可以讓我們能夠做得比什麼都不做結果還要好
  - Domain adaptation 技術是 Transfer Learning 的一種
    - 在 A 任務上學到的技能可以被用在 B 任務上

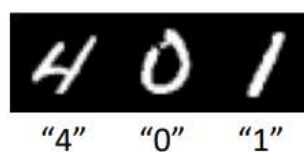
# Domain Shift



- Domain Shift 有多種不同的類型
  1. 模型輸入的資料分佈有變化的狀況 (今天討論的部分)
  2. 模型輸出的分佈有變化的狀況
  3. 輸入跟輸出雖然分佈可能是一樣的，但它們之間的關係變了
- Source Domain 是訓練資料
- Target Domain 是測試資料

## Domain Adaptation

Source Domain  
(with labeled data)



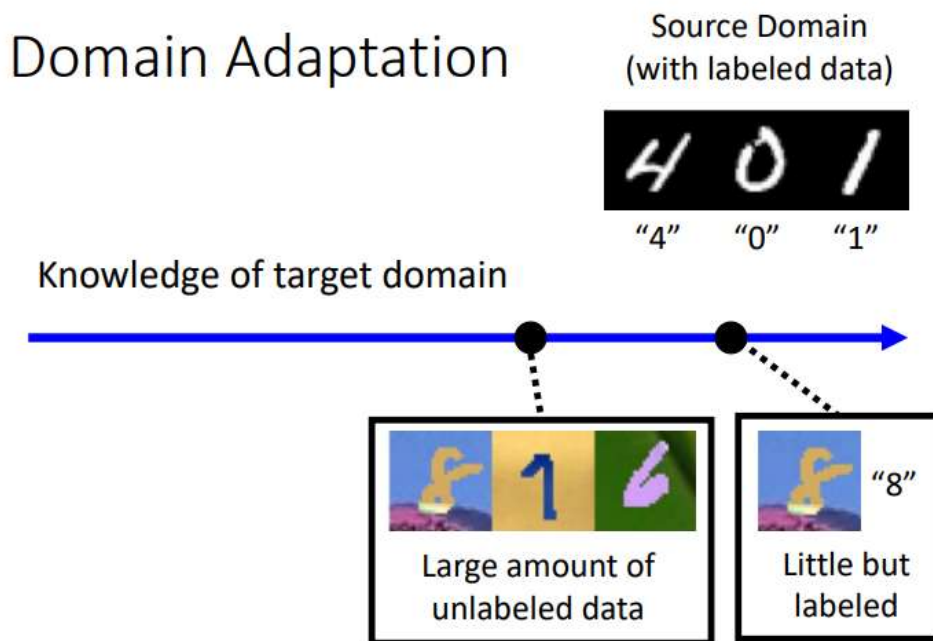
Knowledge of target domain



- Idea: training a model by source data, then fine-tune the model by target data
- Challenge: only limited target data, so be careful about overfitting



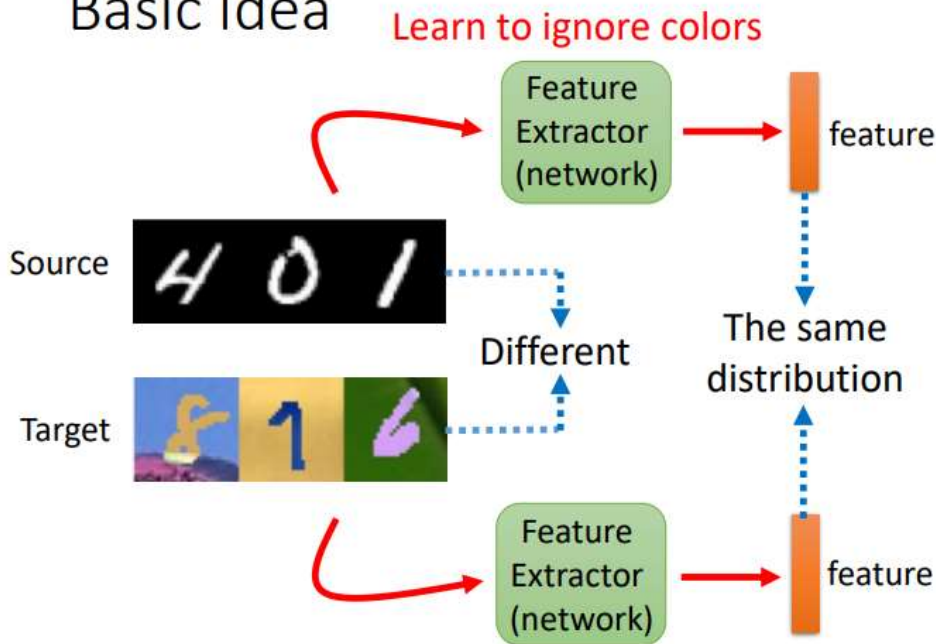
- Domain Adaptation
  - 有一堆訓練資料來自 Source Domain，而且是有 label 的
  - 我們希望用這些資料訓練出一個模型，而且這個模型可以用在不同的 Domain 上
    - 要把模型用在不一樣的 Domain 上
    - 在訓練的時候就必須要對另外一個 Domain 有一定的了解 (對現在測試資料所在的 Target Domain 有一些了解)
    - 隨著了解的程度不同，就有不同的 Domain Adaptation 方法
- 了解最多的是，假設我們在 Target Domain 上，有一點資料而且還有 label



- 我們在 Target Domain 上有大量的資料，但是這些資料是沒有 label 的
- 怎麼用這些沒有 label 的資料，來幫助我們在 Source Domain 上訓練出一個模型，它可以用在 Target Domain

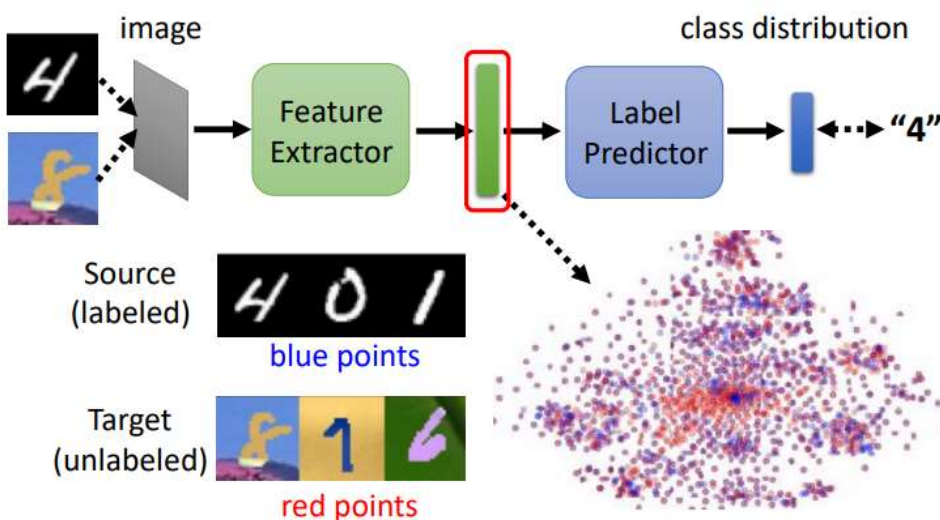
## Basic Idea

## Basic Idea



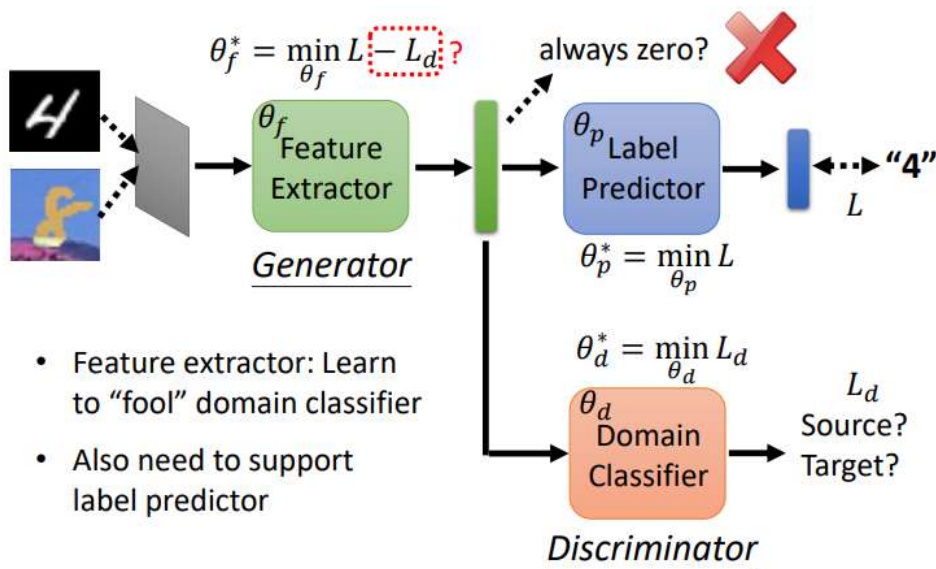
- 找一個 Feature Extractor，這個 Feature Extractor 其實也是一個 network，輸出一張圖片，輸出一個 vector
- 雖然 Source Domain 跟 Target Domain 看起來不一樣，但是 Feature Extractor 會把它們不一樣的部分拿掉，只抽取出它們共同的部分
- 我們期待 Feature Extractor 可以無視顏色，把顏色的資訊濾掉，希望通過 Feature Extractor 之後我們看到的 Source Domain 或是 Target Domain 都是一樣的，得到的 Feature 看起來是沒有差異的

## Domain Adversarial Training



- 如何找出這樣的 Feature Extractor
- 可以把一個一般的 classifier 分成 Feature Extractor 跟 Label Predictor
- Target Source 可以怎麼被使用呢？
  - 我們把這些圖片丟到 image Feature Extractor classifier，然後把 Feature Extractor 的 output 拿出來看
  - 希望 Source Domain 得到的 Feature 跟 Target Domain 得到的 Feature 看起來要分不出差異

## Domain Adversarial Training



- Feature extractor: Learn to "fool" domain classifier
- Also need to support label predictor

- 如何讓紅色的點跟藍色的點分不出差異呢？
  - 藉由 Domain Adversarial Training 技術
- 現在要訓練一個 Domain Classifier
  - 輸入 factor
  - 判斷這個 factor 是來自於 Source Domain 還是來自於 Target Domain
  - Feature factor 的目標是想辦法去騙過 Domain Classifier (很像 GAN)
    - 把 Feature Extractor 當作 Generator
    - 把 Domain Classifier 當作 Discriminator
  - 因為 Label Predictor 也需要 Feature factor 讓它可以去判斷輸入的圖片屬於哪個類別，如果 Generator 直接放大絕全部都輸出 zero factor，對於 Label Predictor 來說，就沒辦法判斷是哪一張圖片
    - 在這個情況下 Feature Extractor 還是需要產生 factor，讓 Label Predictor 可以產生正確的圖片
  - Label Predictor 的參數  $\theta_p$
  - Domain Classifier 的參數  $\theta_d$
  - Feature Extractor 的參數  $\theta_f$
  - Source Domain image 有 label 可以算它們的 cross entropy，可以根據 cross entropy 定出一個 Loss
- 可以做得更好

## Domain Adversarial Training

Yaroslav Ganin, Victor Lempitsky, Unsupervised Domain Adaptation by Backpropagation, ICML, 2015

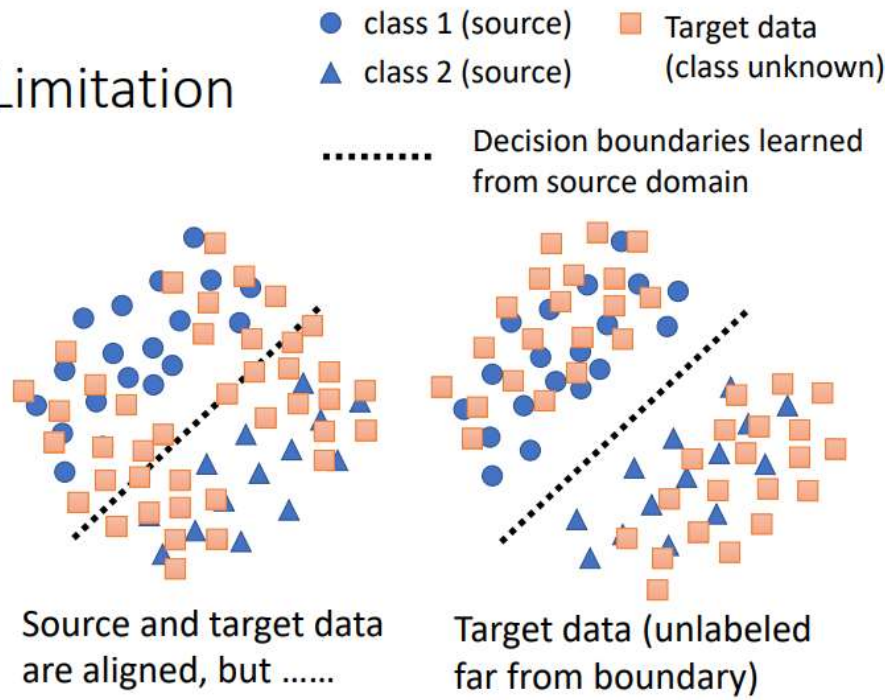
Hana Ajakan, Pascal Germain, Hugo Larochelle, François Laviolette, Mario Marchand, Domain-Adversarial Training of Neural Networks, JMLR, 2016



METHOD	SOURCE	MNIST	SYN NUMBERS	SVHN	SYN SIGNS
	TARGET	MNIST-M	SVHN	MNIST	GTSRB
SOURCE ONLY		.5749	.8665	.5919	.7400
TRAIN ON TARGET		.9891	.9244	.9951	.9987

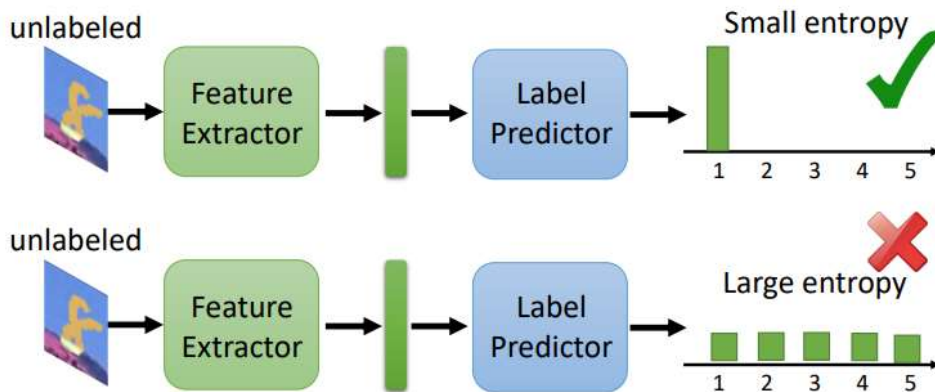


## Limitation



- 右邊的分類，讓方形遠離分界線比較好

## Considering Decision Boundary



Used in Decision-boundary Iterative Refinement Training with a Teacher (DIRT-T)

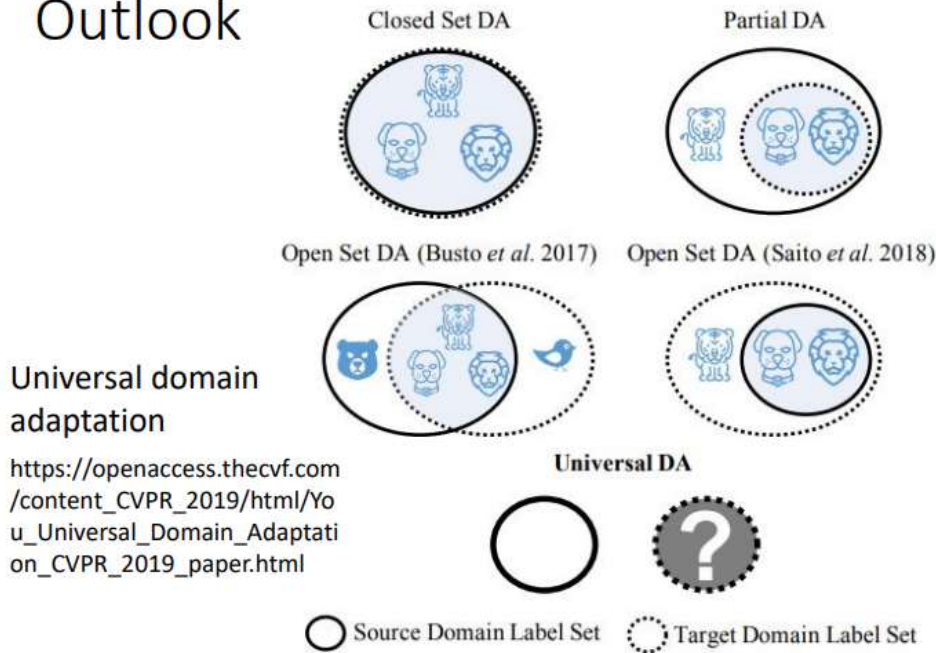
<https://arxiv.org/abs/1802.08735>

Maximum Classifier Discrepancy

<https://arxiv.org/abs/1712.02560>

- 輸出的結果離 boundary 越遠越好，集中在某個類別上

# Outlook

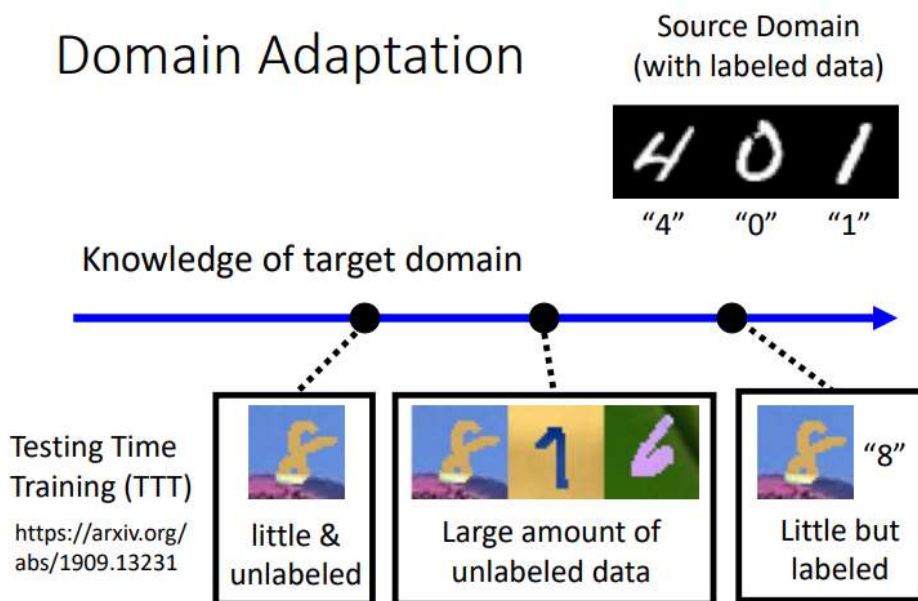


## Universal domain adaptation

[https://openaccess.thecvf.com/content\\_CVPR\\_2019/html/Yo\\_u\\_Universal\\_Domain\\_Adaptation\\_CVPR\\_2019\\_paper.html](https://openaccess.thecvf.com/content_CVPR_2019/html/Yo_u_Universal_Domain_Adaptation_CVPR_2019_paper.html)

- Source Domain 跟 Target Domain 可能有 label 不一樣的問題

## Domain Adaptation

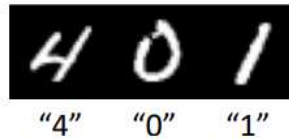


- Target Domain 只有一張，而且沒有 label
- 方法：Testing Time Training (TTT)

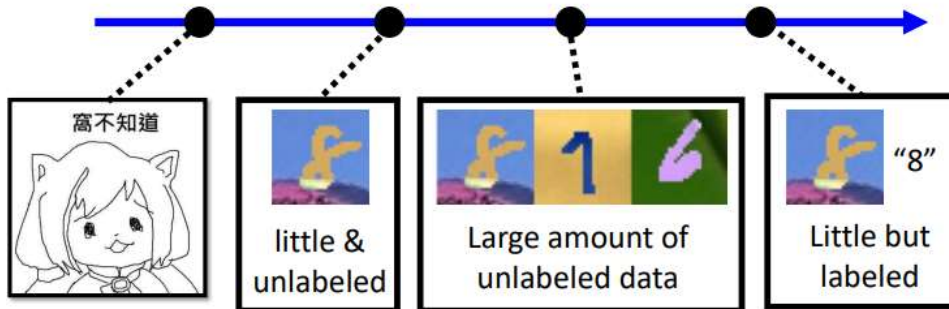


# Domain Adaptation

Source Domain  
(with labeled data)



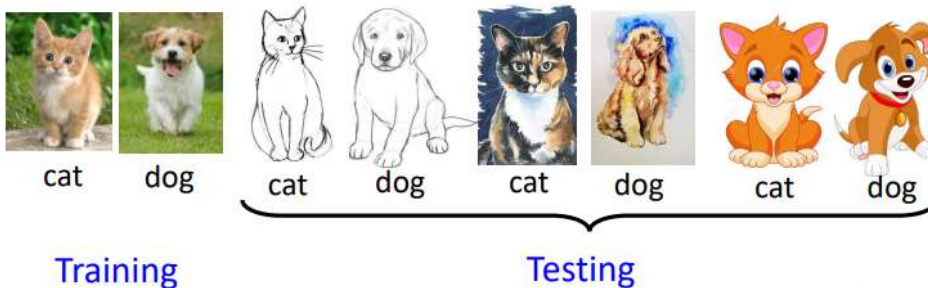
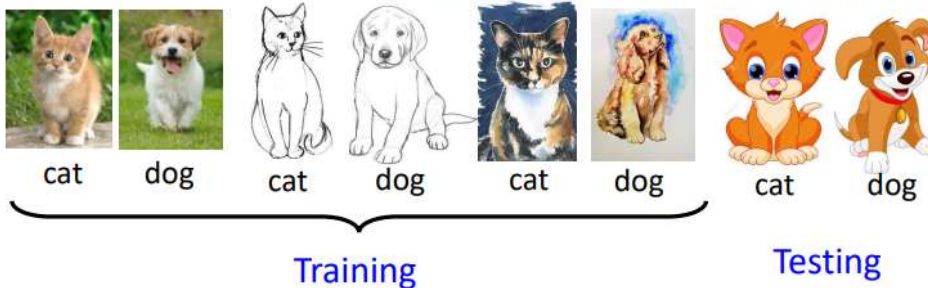
Knowledge of target domain



- 如果我們對 Target Domain 一無所知的話

## Domain Generalization

<https://ieeexplore.ieee.org/document/8578664>



<https://arxiv.org/abs/2003.13216>

- 如果我們對 Target Domain 一無所知分成兩種情形，Domain Generalization (不叫 Domain Adaptation)，因為我們不是要 Adapt 到某一個特定的 domain 上，我們對那個 domain 一無所知
  - 訓練資料非常豐富，有很多個 domain
    - 模型可以學到如何彌平 domain 之間的差異
  - 訓練資料只有一個 domain
    - 而測試資料有多種不同的 domain

