

Transfer learning

介紹

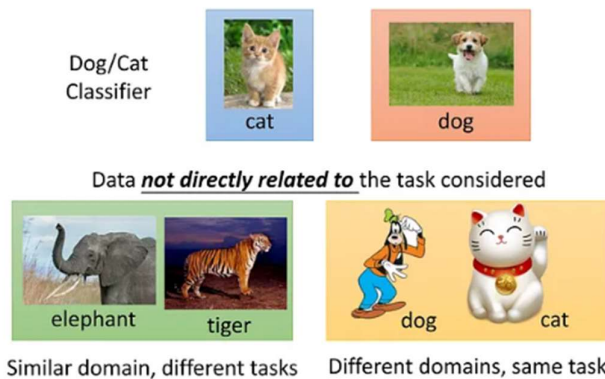
遷移式學習是一種機器學習方法，它利用從一個或多個源任務中學到的知識和經驗，來改進解決一個新的、相關的目標任務的性能。它的基本思想是，過去學到的知識可以被轉移到新任務上，以加速學習過程和提高性能。

什麼是遷移學習呢？舉個例子，我們現在有一個可以判斷貓和狗圖片的分類器，但是我們想要一個可以判斷和貓狗沒有直接相關圖片的分類器，這個沒有直接相關的意思可能是下面兩種：

1. 是動物的照片，但不是貓和狗，可能是大象和老虎
(Similar domain, different tasks)
2. 是貓和狗的圖片，但不是真的貓狗，而是招財貓和高飛狗
(Different domains, same task)

Transfer Learning

<http://www.sucaitianxia.com/png/cartoon/200811/4261.html>



那原本的貓狗分類器，是否對這個新的分類器有幫助？這就是遷移學習所要探討的目標

遷移式學習的優勢

更快的收斂：由於初始模型已經學到了一些知識，遷移式學習通常能夠更快地在目標任務上取得良好的性能。

更好的泛化：遷移式學習可以幫助改善模型的泛化能力，使其在小樣本上表現更好(比較不容易 overfitting)。

減少訓練成本：遷移式學習可以節省大量的訓練時間和計算資源，因為不需要從頭訓練一個新模型。

Transfer Learning - Overview

		Source Data (not directly related to the task)	
		labelled	unlabeled
Target Data	labelled	Fine-tuning Multitask Learning	
	unlabeled	Domain-adversarial training Zero-shot learning	

接下來會分成兩種狀況：

有/無 labelled 的 target/source data

1. Fine-tuning(微調)

它的基本思想是，使用在大型數據集上訓練過的模型，然後將這個模型進一步調整以適應特定的目標任務。

簡單來說就是使用別人已經訓練完的模型，再裡用其中的參數繼續訓練。

但如果我們直接用 **target data** 微調出新模型，很容易 **overfitting**，因為樣本數很少(樣本數多就不需要 **transfer learning** 了)。

為了避免這種狀況所以我們需要 **layer transfer**，他旨在保留共同需要的部分(層)，以 **cnn** 來作例子的話就是保留前幾層(因為前幾層是在便是基礎的圖形，像是相素點等)

2. Multi-Task Learning(多任務學習)

他也是一種機器學習方法，是把多個相關（**related**）的任務放在一起學習，同時學習多個任務。多任務學習的基本思想是，不同任務之間可能存在共享的特徵或知識，因此通過同時學習這些任務，可以提高模型的性能。

3. Domain-Adversarial Training(領域對抗訓練)

主要用於處理領域間的差異（Domain Shift）。當源領域和目標領域之間的數據分布不同時，領域對抗訓練通過引入一個對抗性分類器（領域分類器）來幫助模型學習通用的特徵表示。這種方法對於處理不同領域之間的數據分布差異非常有用，因為標籤可能只在源領域上有意義，而在目標領域上可能不適用。簡單來說就是刪除標籤(或沒有標籤)，使模型被迫學習他們的特徵或規律，有一點像非監督式學習，但是實際上領域分類器還是會告訴模型目標屬於哪個領域。

4. Zero-Shot Learning(零樣本學習)

在零樣本學習中，模型被要求對從未見過的類別進行分類，而不僅僅是訓練數據中的類別。基本上機器是無法便沒見過的類別的，但是可以看出其他特徵像是:有四隻腳，有尾巴等等的特徵，再轉成向量去做運算。