

高级机器学习

迁移学习



迁移学习

- 大数据时代虽然数据量多，但大部分数据没有标注
- 从零开始收集数据构建模型代价高昂且费时



文本



图片及视频



音频



行为

人类学习知识，并非都是从零开始，不同的知识之间可以互相迁移

迁移学习



迁移学习(Transfer Learning): 旨在利用数据、任务、或模型之间的相似性, 将已经学过的知识迁移应用至新问题中的一种学习过程

为什么需要迁移学习

- 大数据与少标注之间的矛盾
 - 大数据与弱计算之间的矛盾
 - 通用模型与个性化需求之间的矛盾
 - 特定应用的需求
-

迁移学习的应用



语料匮乏条件下不同语言的相互翻译学习



不同视角、不同背景、不同光照的图像识别



不同用户、不同设备、不同位置的行为识别



不同领域、不同背景下的文本翻译、舆情分析



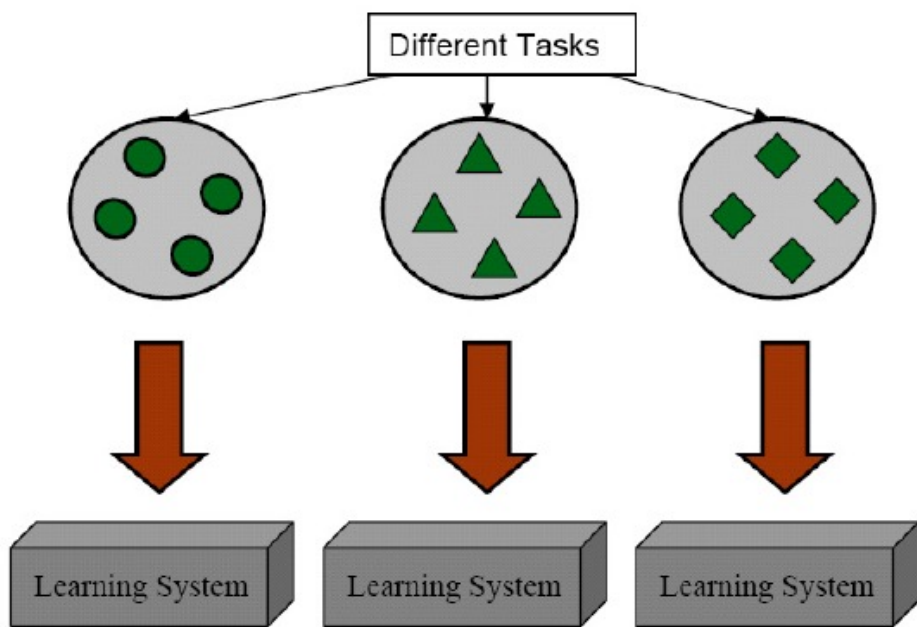
不同用户、不同接口、不同情境的人机交互



不同场景、不同设备、不同时间的室内定位

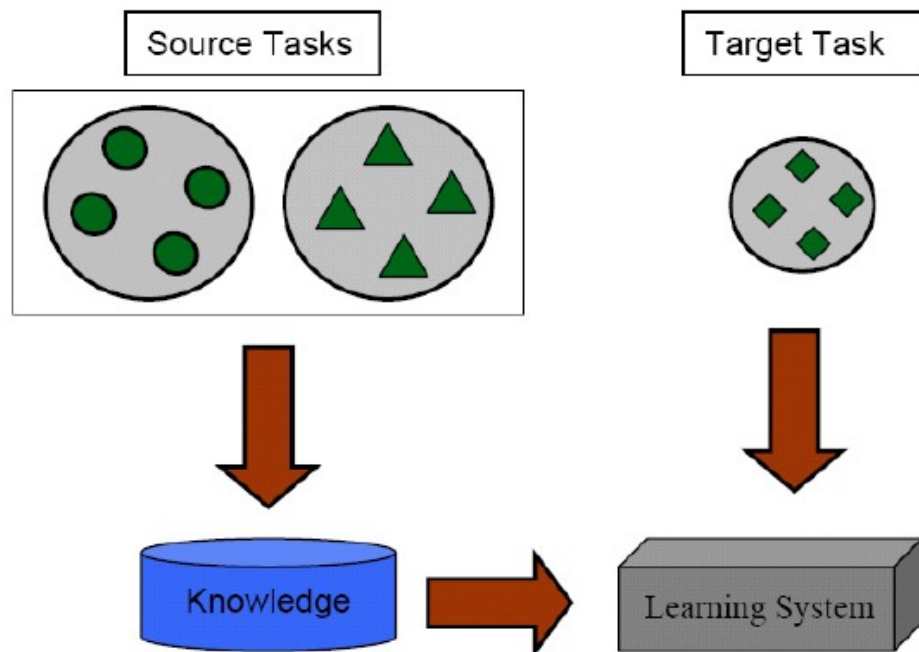
迁移学习与典型机器学习的区别

Learning Process of Traditional Machine Learning



(a) Traditional Machine Learning

Learning Process of Transfer Learning



(b) Transfer Learning

迁移学习与典型机器学习的区别

- 典型机器学习：训练数据和测试数据独立同分布采样
 - 数据特征空间相同
 - 数据类别空间相同
 - 数据分布一致

$$\min_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^n \text{loss}(f(x_i), y_i)$$

迁移学习与典型机器学习的区别

- 典型机器学习：训练数据和测试数据独立同分布采样
 - 数据特征空间相同
 - 数据类别空间相同
 - 数据分布一致

$$\min_{f \in \mathcal{F}} \sum_{i=1}^n \text{loss}(f(x_i), y_i)$$

迁移学习与典型机器学习的区别

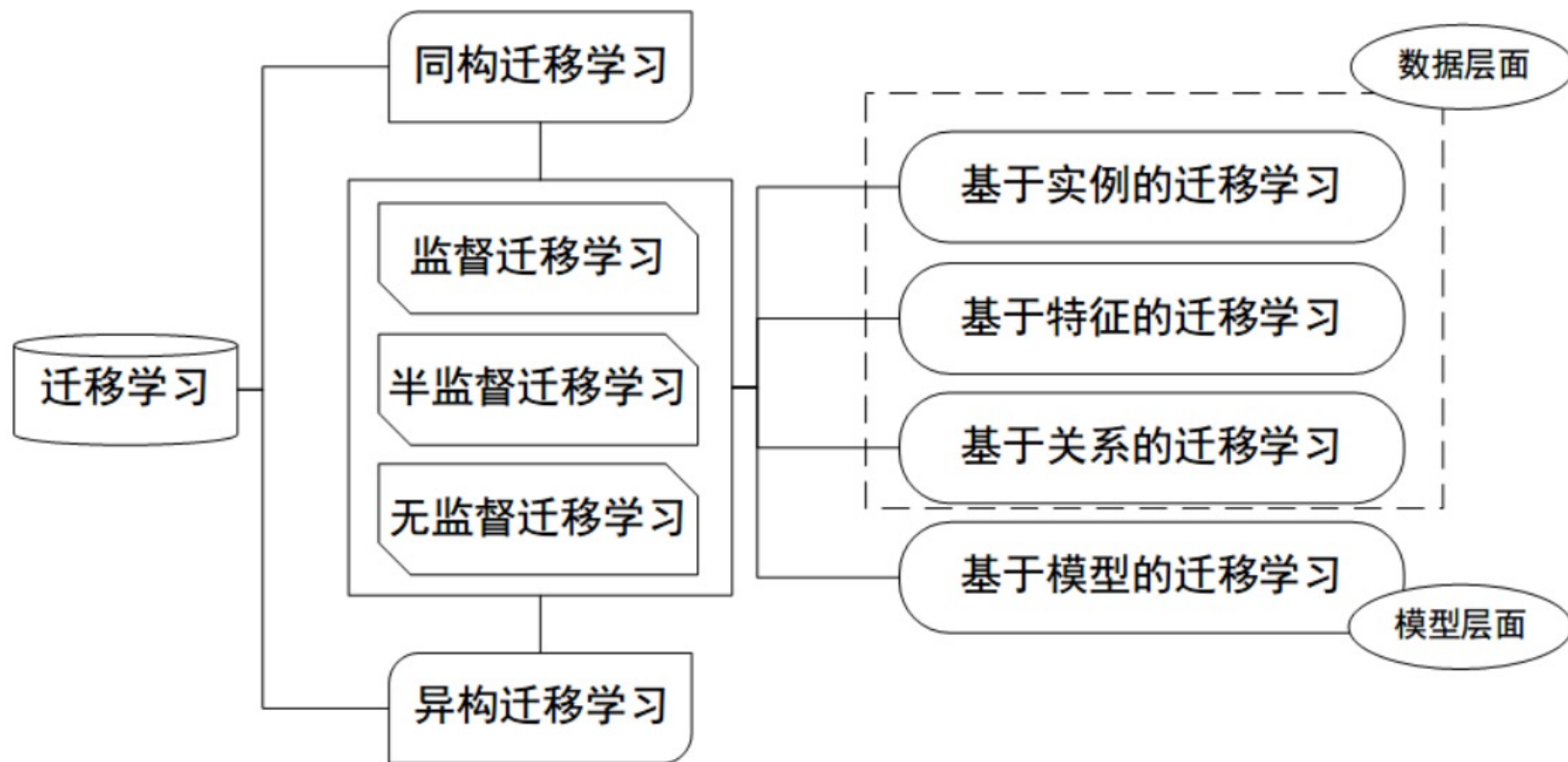
- 典型机器学习：训练数据和测试数据独立同分布采样
 - 数据特征/边缘分布可能不同

$$\mathcal{X}_S \neq \mathcal{X}_T, \text{ or } P_S(x) \neq P_T(x)$$

- 数据类别/条件分布可能不同

$$\mathcal{Y}_S \neq \mathcal{Y}_T, \text{ or } f_S \neq f_T \ (P_S(y|x) \neq P_T(y|x))$$

迁移学习的研究领域



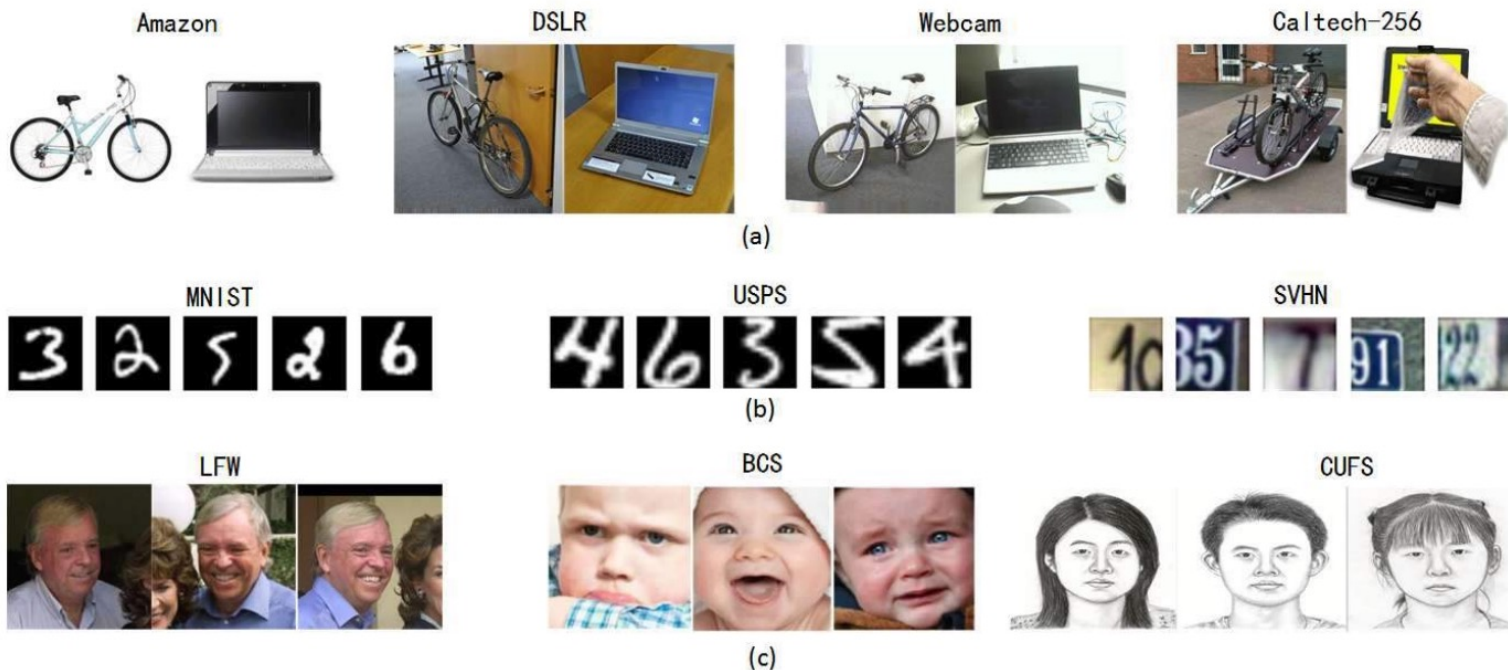
迁移学习基本概念

问题形式化

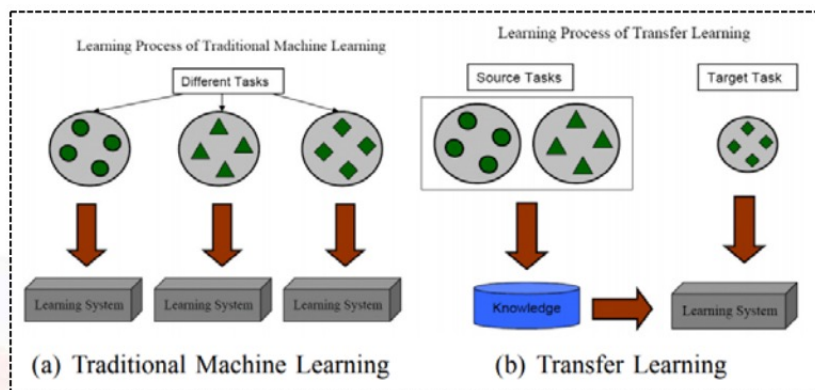
- 领域(Domain): 通常指进行学习的数据和潜在数据分布
 - 特别地, 涉及到迁移, 一般会有源域(source domain)和目标域(target domain)
 - 任务(Task): 是学习的目标, 通常指标签和生成标签的真实函数, 同样有源任务和目标任务
-

领域自适应(domain adaptation)

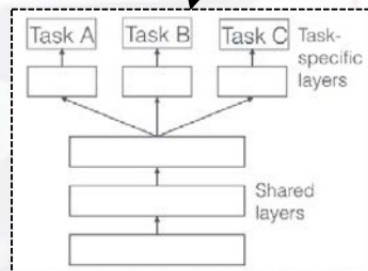
- 领域自适应：一般假设Source domain和target domain任务相同，但是数据分布不同



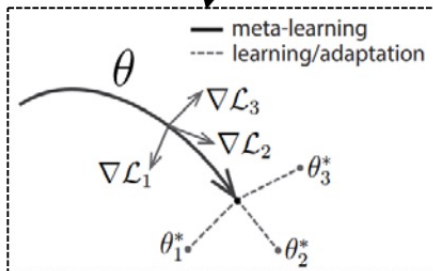
与其它领域的关系



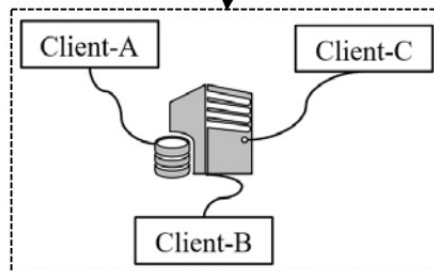
知识共享
知识传递



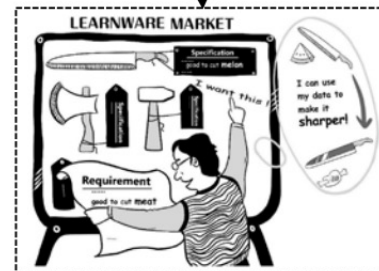
Multi-Task Learning
多任务学习



Meta Learning
元学习



Federated Learning
联邦学习

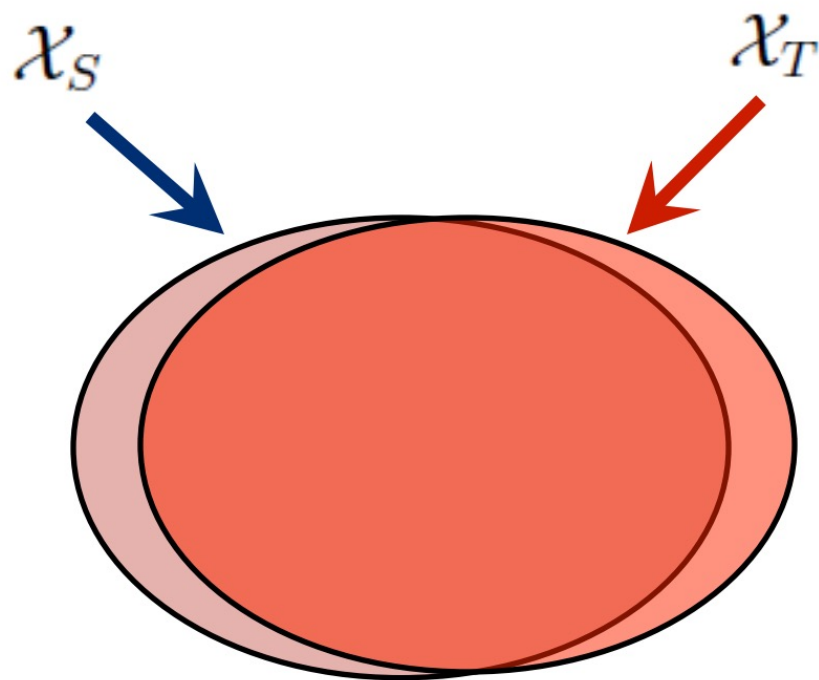


Model Reuse
模型复用

基于样本迁移

General Assumption

Source and target domains have a lot of overlapping features



基于样本迁移

基于样本的迁移学习方法(Instance based): 根据一定的权重生成规则, 对源域数据样本进行重用



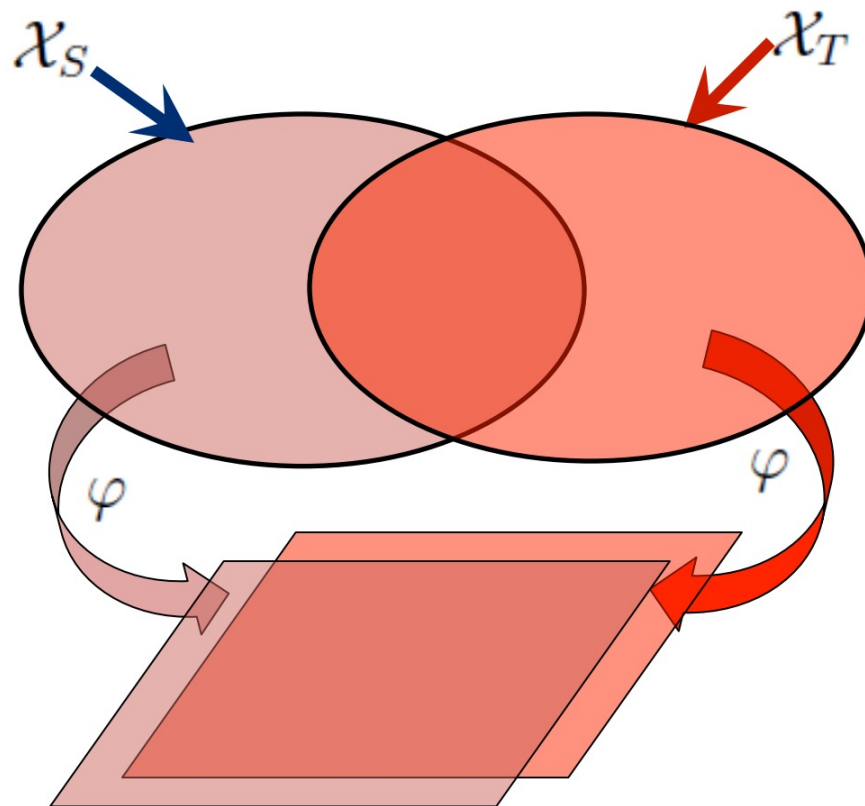
基于样本迁移

代表方法：

- TrAdaboost [Dai et al., 2007]: 将AdaBoost的思想应用于迁移学习，提高有利于目标分类任务的样本权重，降低不利于目标任务分类的样本权重
 - 核均值匹配(Kernel Mean Matching, KMM)[Huang et al., 2007]对概率分布进行估计，使得加权后的源域和目标域概率分布尽可能相近
 - 传递迁移学习(Transitive Transfer Learning, TTL)[Tan et al., 2015]和远域迁移(Distant Domain Transfer Learning, DDTL)[Tan et al., 2017]: 利用联合矩阵分解和深度神经网络，将迁移学习应用于对个不相似的领域之间的知识共享
-

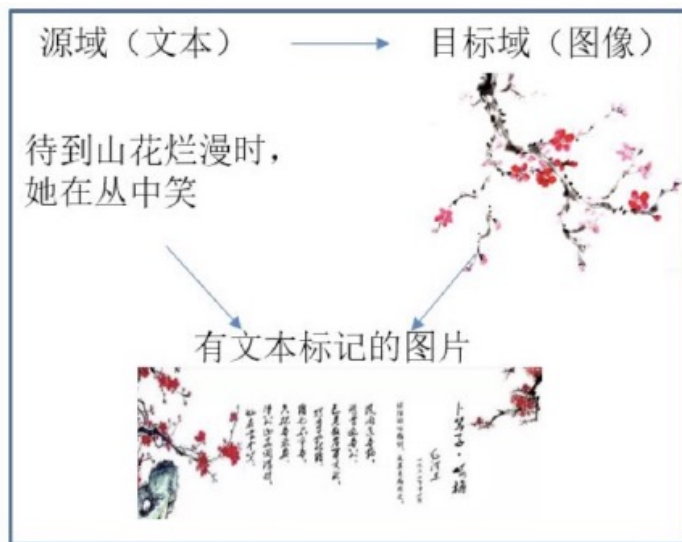
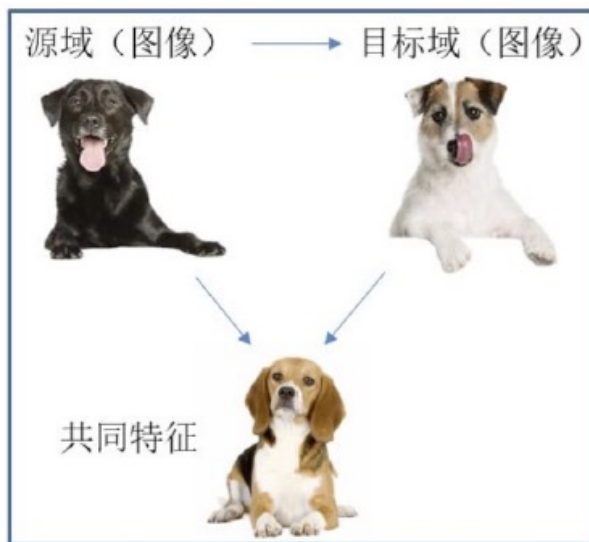
基于特征迁移

When source and target domains only have some overlapping features. (lots of features only have support in either the source or the target domain)



基于特征迁移

基于特征的迁移学习方法(Feature based)：通过特征变换的方式互相迁移来减少源域和目标域之间的差距；或者将源域和目标域的数据特征变换到同一空间中，可以进一步分为同构和异构特征迁移



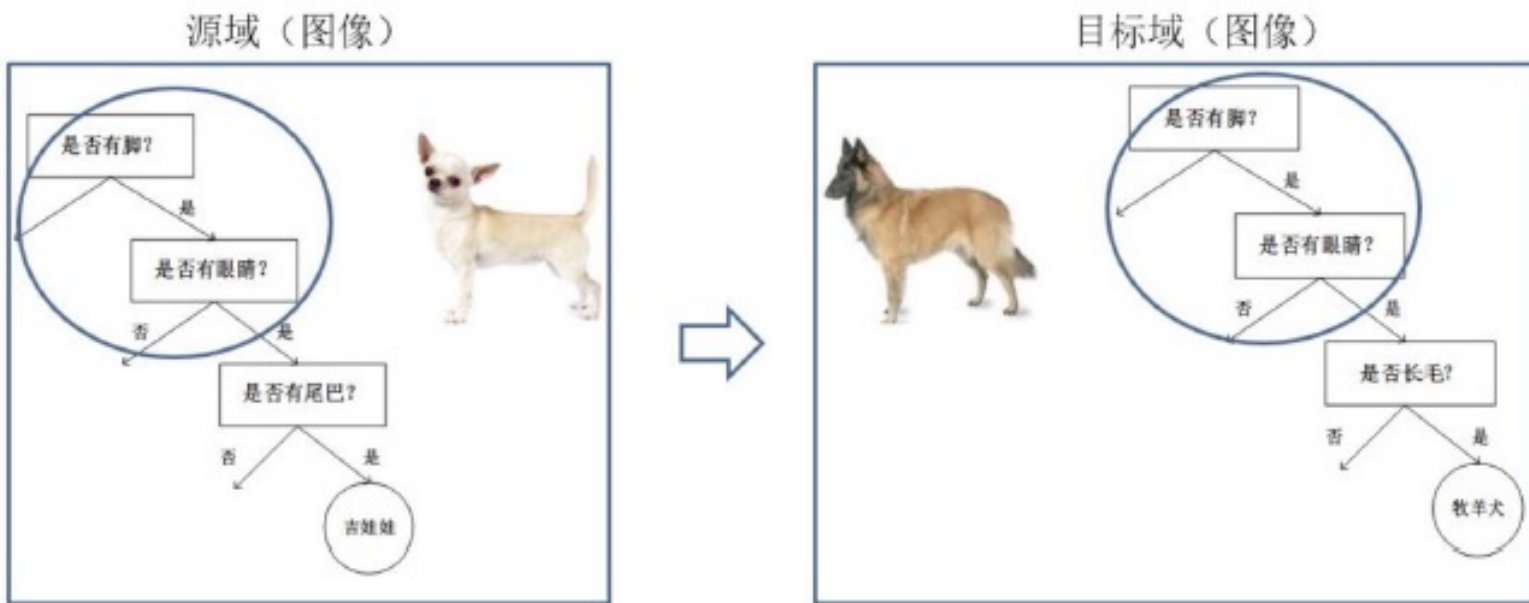
基于特征迁移

代表方法：

- 迁移成分分析(Transfer Component Analysis)[Pan et al., 2011]: 以最大均值差异(Maximum Mean Discrepancy, MMD)作为度量准则，将不同数据领域中的分布差异最小化
 - 迁移联合匹配(Transfer Joint Matching, TJM)[Long et al., 2014]: 在最小化分布距离的同时，加入样本选择的迁移联合匹配方法，将样本和特征迁移学习方法进行结合
-

基于模型迁移

基于模型的迁移学习方法(Model based): 从源域和目标域中找到共享的参数信息。



基于模型迁移

代表方法：

- TransEMDT [Zhao et al., 2011]: 首先针对已有标记的数据，利用决策树构建鲁棒性的行为识别模型，然后针对无标注数据，利用K-Means聚类方法寻找最优化的参数
 - 目前绝大多数基于模型的迁移学习方法都与深度神经网络进行结合，这些方法一般可以看做基于模型、特征的方法的结合
-

基于关系迁移

基于关系的迁移学习方法(Relation based): 此类方法比较关注样本之间的关系

师生关系



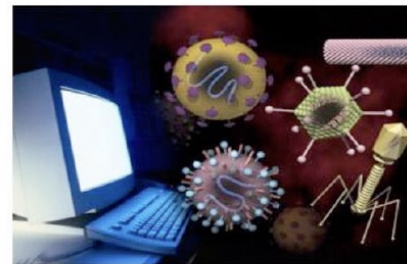
上下级关系



生物病毒

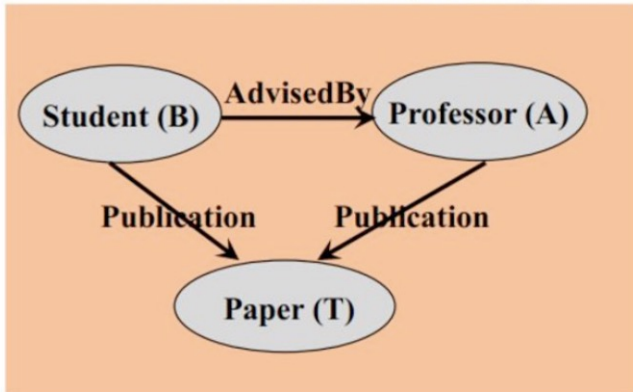


计算机病毒



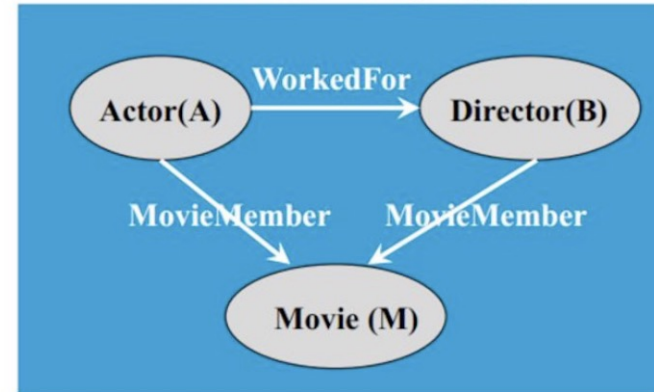
基于关系迁移

Academic domain (source)



$\text{AdvisedBy}(B, A) \wedge \text{Publication}(B, T) \Rightarrow \text{Publication}(A, T)$

Movie domain (target)



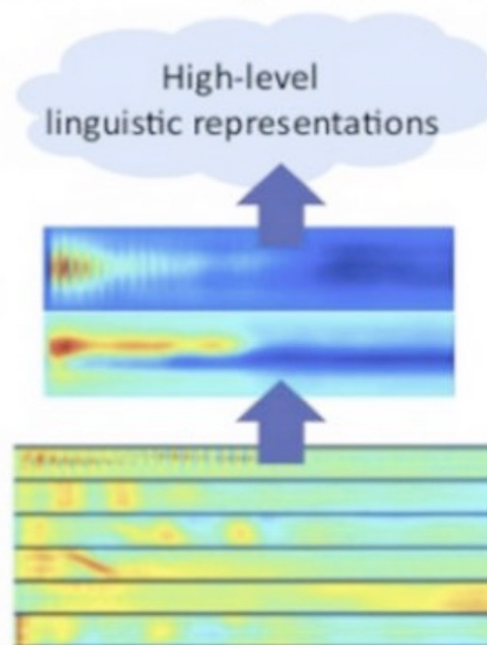
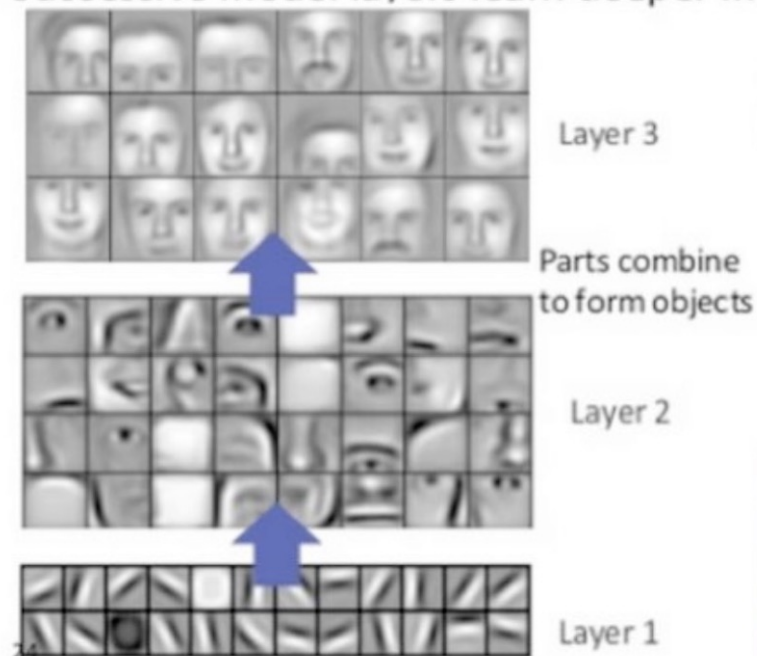
$\text{WorkedFor}(A, B) \wedge \text{MovieMember}(A, M) \Rightarrow \text{MovieMember}(B, M)$

$P1(x, y) \wedge P2(x, z) \Rightarrow P2(y, z)$

深度网络的可迁移性

为什么深度神经网络可以迁移？

Successive model layers learn deeper intermediate representations



特定任务的特征

通用特征

Prior: underlying factors & concepts compactly expressed w/ multiple levels of abstraction

深度网络的可迁移性

ImageNet



1000 Classes

dataset

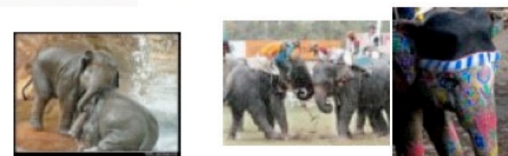
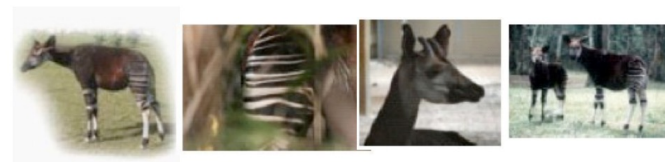
A



500 Classes

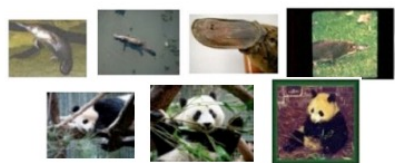
dataset

B

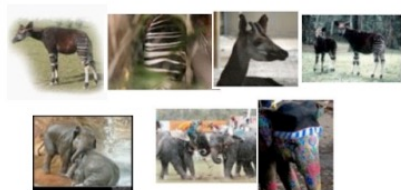
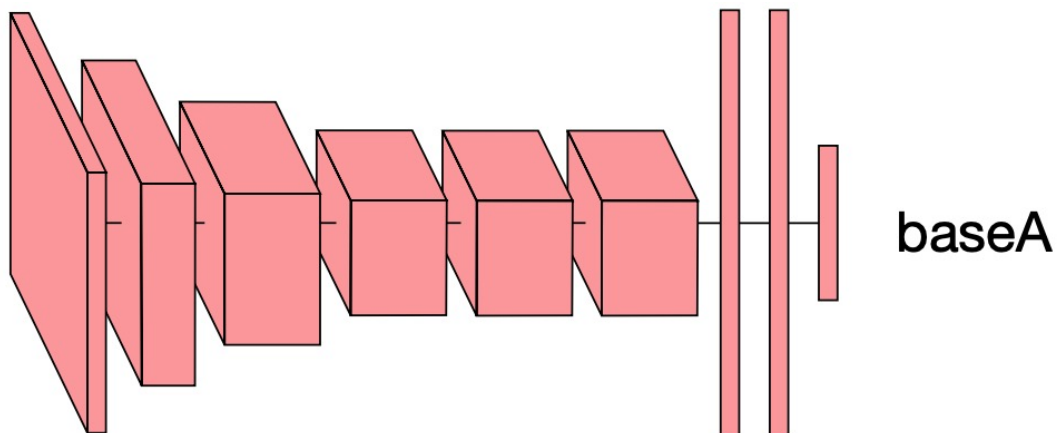


500 Classes

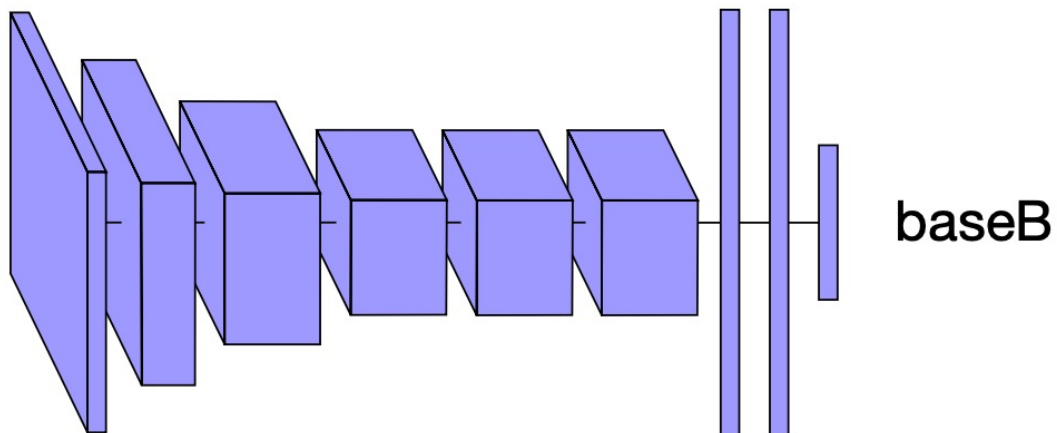
深度网络的可迁移性



A Images

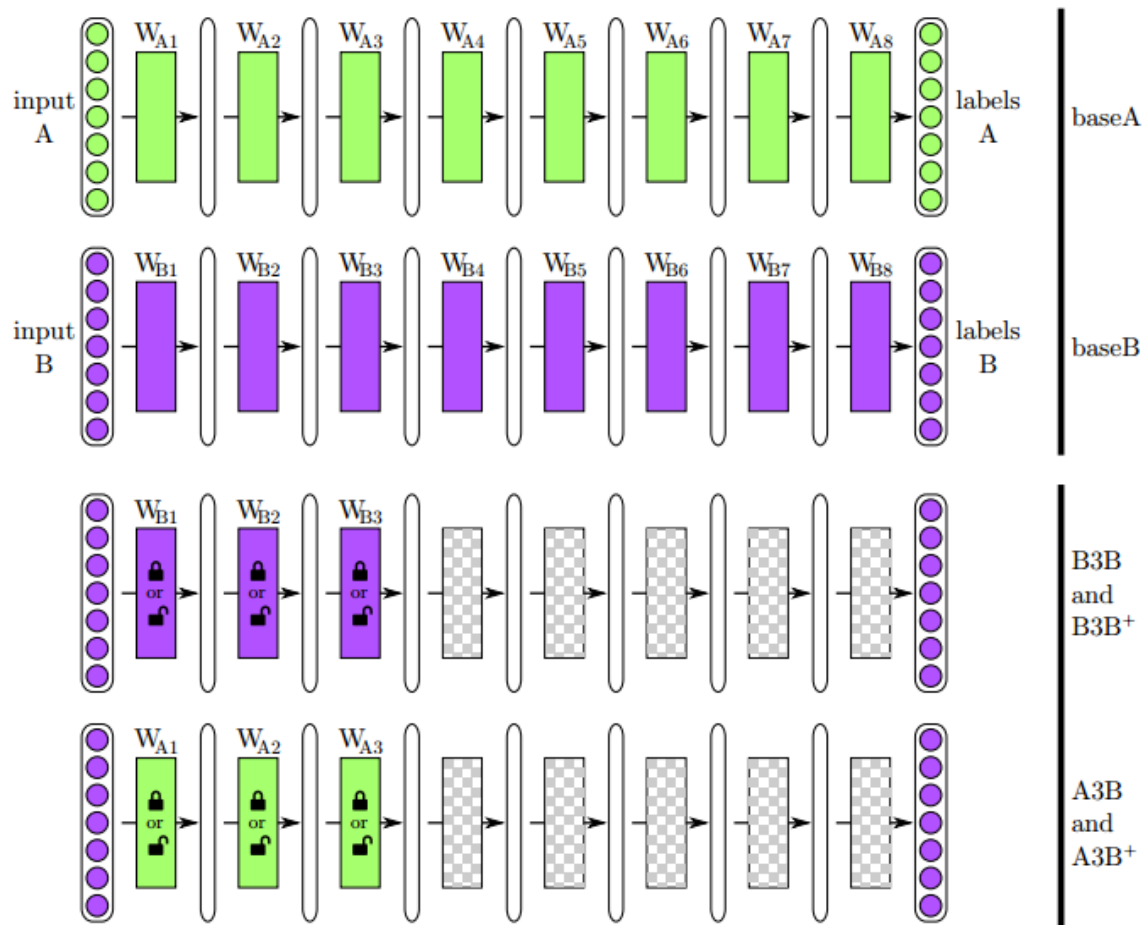


B Images

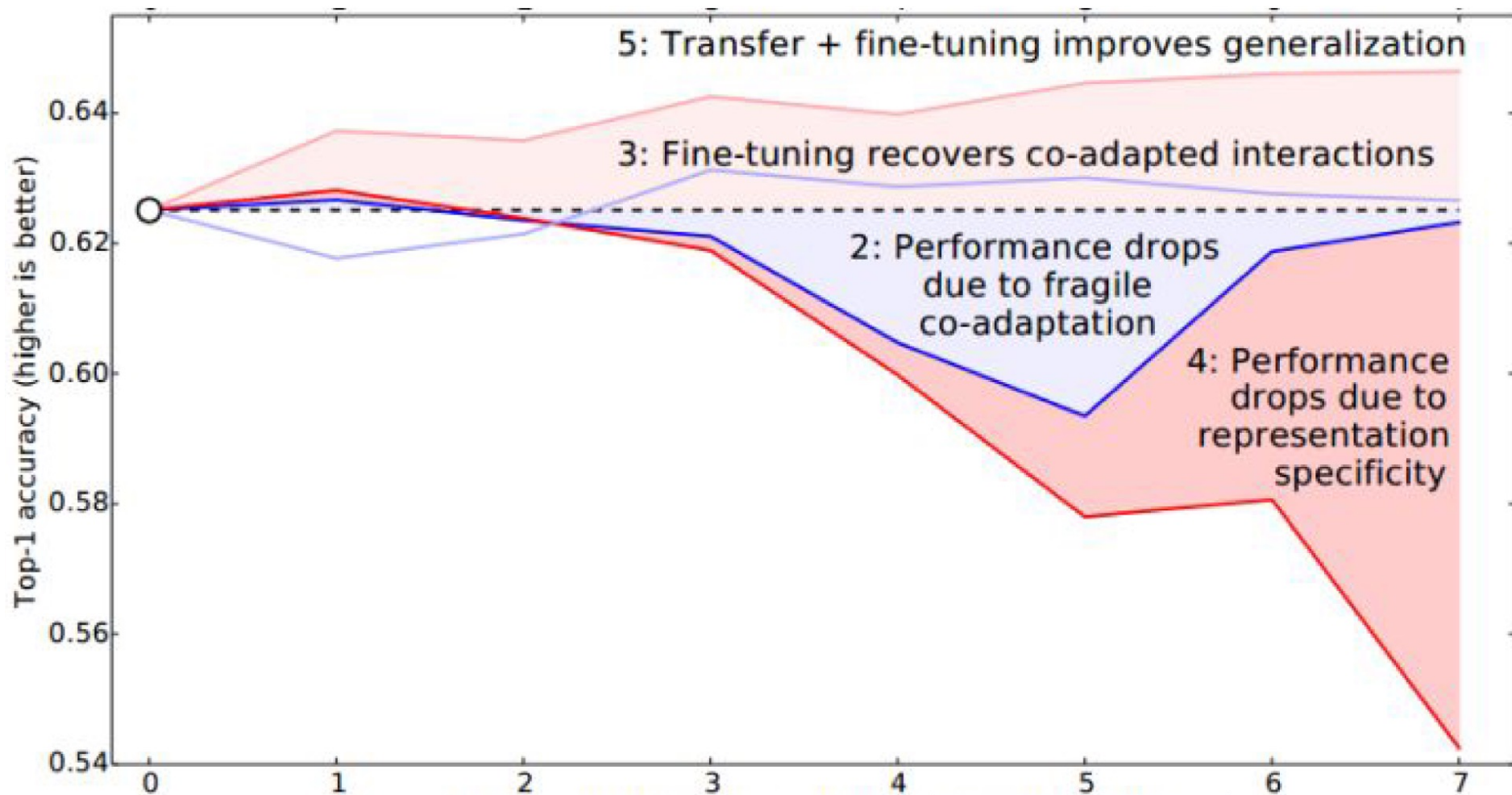


深度网络的可迁移性

- BnB: 前n层参数从baseB中迁移而来, 固定不变, 后面参数随机初始化, 然后在数据集B上进行训练
- AnB: 前n层参数从baseA中迁移而来, 固定不变, 后面参数随机初始化, 然后在数据集B上进行训练
- BnB+: BnB+迁移参数微调
- AnB+: AnB+迁移参数微调



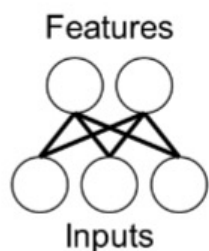
深度网络的可迁移性



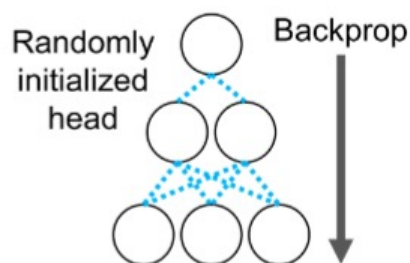
深度网络的两种常用迁移方式

- Full Fine-Tuning: 更新所有模型参数
- Linear Probing: 只更新线性层参数

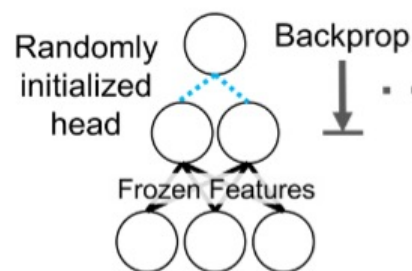
Pretraining



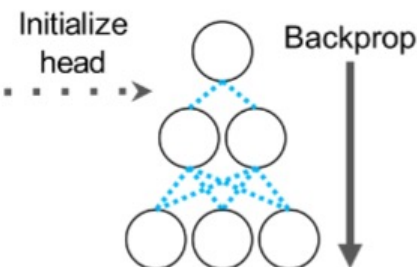
(a) Fine-tuning



(b) Linear probing



(c) LP-FT



负迁移

- 负迁移(Negative Transfer): 在源域上学习到的知识, 对于目标域产生负面作用
- 数据问题: 源域数据和目标域数据不相似
- 方法问题: 数据相似, 但迁移方法不够好

需要安全的迁移学习方法!

小结

- 迁移学习的基本概念
 - 四种代表性的迁移方法
 - 深度神经网络的迁移
 - 负迁移现象
-