

# 人工智能概论-迁移学习

---

赵亚伟

**zhaoyw@ucas.ac.cn**

中国科学院大学 大数据分析技术实验室

**2018.6.29**

# 目录

---

- 迁移学习概念
  - 领域自适应
  - 迁移学习类型
  - 迁移学习前沿
  - 应用
-

# 迁移学习的概念

---

## □ 迁移学习

■ 是指利用数据、任务、或模型之间的相似性，将在旧领域学习过的模型，应用于新领域的一种学习过程。

□ 迁移学习的核心问题是，找到新问题和原问题之间的**相似性**，才可以顺利地实现知识的迁移。



# 为什么需要迁移学习

---

- ❑ 1. 大数据与少标注之间的矛盾。
  - ❑ 2. 大数据与弱计算之间的矛盾。
  - ❑ 3. 普适化模型与个性化需求之间的矛盾。
  - ❑ 4. 特定应用的需求。
-

# 迁移学习的必要性

矛盾	传统机器学习	迁移学习
大数据与少标注	增加人工标注，但是昂贵且耗时	数据的迁移标注
大数据与弱计算	只能依赖强大计算能力，但是受众少	模型迁移
普适化模型与个性化需求	通用模型无法满足个性化需求	模型自适应调整
特定应用	冷启动问题无法解决	数据迁移

# 传统机器学习与迁移学习的区别

---

比较项目	传统机器学习	迁移学习
数据分布	训练和测试数据服从相同的分布	训练和测试数据服从不同的分布
数据标注	需要足够的数据标注来训练模型	不需要足够的数据标注
模型	每个任务分别建模	模型可以在不同任务之间迁移

---

# 负迁移

---

- 负迁移指的是，在源域上学习到的知识，对于目标域上的学习产生负面作用。
  - 产生负迁移的原因主要有：
    - 数据问题：源域和目标域压根不相似。
    - 方法问题：源域和目标域是相似的，但是，迁移学习方法不够好，没找到可迁移的成分。
-

# 目录

---

- 迁移学习概念
  - 领域自适应
  - 迁移学习类型
  - 迁移学习前沿
  - 应用
-



# 领域自适应的三类基本方法

---

- 第一类方法：数据分布自适应
  - 第二类方法：特征选择
  - 第三类方法：子空间学习
-

# 数据分布自适应

---

- 数据分布自适应 (Distribution Adaptation) 是一类最常用的迁移学习方法。
  - 这种方法的基本思想是，
    - 由于源域和目标域的数据概率分布不同，那么最直接的方式就是通过一些变换，将不同的数据分布的距离拉近。
    - 数据的边缘分布不同，就是数据整体不相似。
    - 数据的条件分布不同，就是数据整体相似，但是具体到每个类里，都不太相似。
  - 根据数据分布的性质，这类方法又可以分为边缘分布自适应、条件分布自适应、以及联合分布自适应。
-

# 特征选择

---

## □ 特征选择法的基本假设是：

- 源域和目标域中均含有一部分公共的特征，在这部分公共的特征上，源领域和目标领域的数据分布是一致的。
  - 因此，此类方法的目标就是，通过机器学习方法，选择出这部分**共享的特征**，即可依据这些特征构建模型。
-

# 子空间学习

---

## □ 子空间学习法

- 通常假设源域和目标域数据在变换后的子空间中会有着相似的分布。
- 按照特征变换的形式，将子空间学习法分为两种：
  - 基于统计特征变换的统计特征对齐方法
  - 基于流形变换的流形学习方法

## □ 统计特征对齐方法

- 主要将数据的统计特征进行变换对齐。对齐后的数据，可以利用传统机器学习方法构建分类器进行学习。

## □ 流形学习方法

- 基本假设是，现有的数据是从一个高维空间中采样出来的，所以，它具有高维空间中的低维流形。
-

# 目录

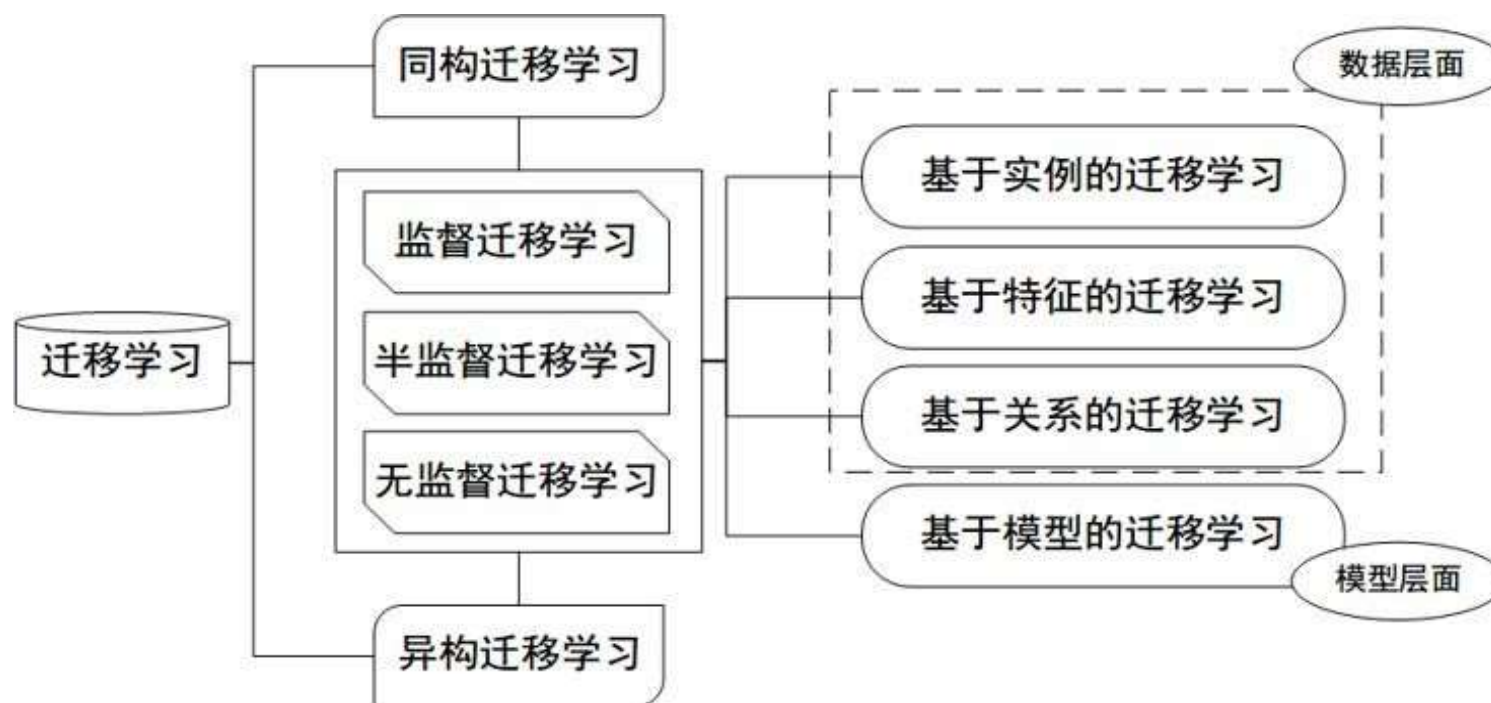
---

- 迁移学习概念
  - 领域自适应
  - 迁移学习类型
  - 迁移学习前沿
  - 应用
-

# 迁移学习分类

□ 大体上讲，迁移学习的分类可以按照四个准则进行：

- 按目标域有无标签分
- 按特征分
- 按学习方法分
- 按离线与在线形式分



# 深度迁移学习

---

- 随着深度学习方法的大行其道，越来越多的研究人员使用深度神经网络进行迁移学习。
  - 对比传统的非深度迁移学习方法，深度迁移学习直接提升了在不同任务上的学习效果。并且，由于深度学习直接对原始数据进行学习，所以其对比非深度方法还有两个优势：
    - 自动化地提取更具表现力的特征
    - 满足了实际应用中的端到端 (*End-to-End*) 需求
-

# 基于GAN的迁移学习

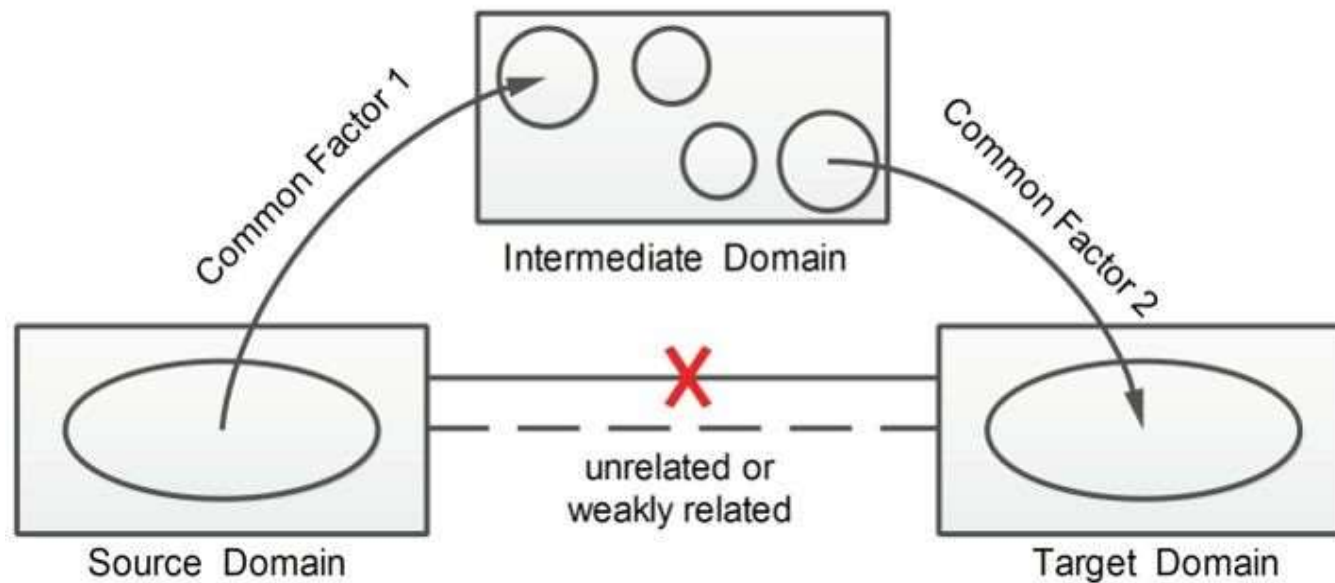
---

- 在迁移学习中，天然地存在一个源领域，一个目标领域，因此，我们可以免去生成样本的过程，而直接将其中一个领域的数据（通常是目标域）当作是生成的样本。
  - 此时，生成器的职能发生变化，不再生成新样本，而是扮演了特征提取的功能：不断学习领域数据的特征，使得判别器无法对两个领域进行分辨。这样，原来的生成器也可以称为特征提取器 (Feature Extractor)。
  - 通常用  $G_f$  来表示特征提取器，用  $G_d$  来表示判别器
-



# 传递式迁移学习

- 我们由两个领域的相似性推广开来，其实世间万事万物都有一定的联系。
- 表面上看似无关的两个领域，它们也可以由**中间的领域**构成联系。也就是一种传递式的相似性。



# 目录

---

- 迁移学习概念
  - 领域自适应
  - 迁移学习类型
  - 迁移学习前沿
  - 应用
-

# 迁移学习前沿

---

## □ 机器智能与人类经验结合迁移

- 来自斯坦福大学的研究人员 2017 年发表在人工智能顶级会议 AAAI 上的研究成果就率先实践了这一想法 [Stewart and Ermon, 2017]。
  - 研究人员提出了一种无需人工标注的神经网络，对视频数据进行分析预测。在该成果中，研究人员的目标是用神经网络预测扔出的枕头的下落轨迹。
  - 不同于传统的神经网络需要大量标注，该方法完全不使用人工标注。取而代之的是，**将人类的知识赋予神经网络**。
-

# 迁移学习的可解释性

---

- ❑ 即使世间万物都有联系，它们更深层次的关系也尚未得到探索。
  - ❑ 为什么领域 **A** 和领域 **B** 更相似，而和领域 **C** 较不相似？目前也只是停留在经验阶段，缺乏有效的理论证明。
  - ❑ 迁移学习算法也存在着可解释性弱的问题。现有的算法均只是完成了一个迁移学习任务。但是在学习过程中，知识是如何进行迁移的，这一点还有待进一步的实验和理论验证。
-

# 目录

---

- 迁移学习概念
  - 领域自适应
  - 迁移学习类型
  - 迁移学习前沿
  - 应用
-

# 迁移学习的应用

- 迁移学习的应用领域包括但不限于计算机视觉、文本分类、行为识别、室内定位、视频监控、舆情分析、人机交互等。



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