

元学习 (meta learning)

主讲人：张与弛
日期：2022-02-23

1. 元学习

1.1 元学习定义

Meta-Learning: A Survey:
Meta-learning, or learning to learn, is the science of systematically observing how different machine learning approaches perform on a wide range of learning tasks, and then learning from this experience, or meta-data, to learn new tasks much faster than otherwise possible.

来自知乎的定义：
通常在机器学习里，我们会使用某个场景的大量数据来训练模型；然而当场景发生改变，模型就需要重新训练。但是对于人类而言，一个小朋友成长过程中会见过许多物体的照片，某一天，当Ta（第一次）仅仅看了几张狗的照片，就可以很好地对狗和其他物体进行区分。元学习Meta Learning，含义为学会学习，即learn to learn，就是带着这种对人类这种“学习能力”的期望诞生的。Meta Learning希望使得模型获取一种“学会学习”的能力，使其可以在获取已有“知识”的基础上快速学习新的任务，如：

- 让AlphaGo迅速学会下象棋
- 让一个猫咪图片分类器，迅速具有分类其他物体的能力

总结一下：

- 元学习的目标是让模型获得自主建模的能力
- 元学习通过多个任务训练模型

1.2 元学习的形式

1.2.1 元学习与机器学习

在传统的机器学习中，我们通常需要手动设计网络结构，确定网络中的超参数，利用训练数据训练网络，得到一个贴合任务的神经网络模型

在元学习中，我们希望设计一个元学习网络，该网络能够自动根据目标任务，生成对应的网络结构与超参数，从而实现自动化生成网络与自动化训练的功能

二者的区别如下表所示：

	目的	输入	函数	输出	流程
机器学习	通过训练数据，学习到输入X与输出Y之间的映射，找到函数f	X	f	Y	1. 初始化f参数 2. 喂数据<X,Y> 3. 计算loss，优化f参数 4. 得到y=f(x)
元学习	通过多个训练任务T及对应的训练数据D，找到函数F。F可以输出一个函数f，f可用于新的任务	训练任务及对应的训练数据	F	f	1. 初始化F参数 2. 喂训练任务T及对应的训练数据D，优化F参数 3. 得到f=F(*) 4. 新任务中y=f(x)

1.3 MAML

1.3.1 基础概念

MAML，全称为Model Agnostic Meta Learning，是元学习领域最为经典的算法之一。该算法的目的是获取一组更好的模型初始化参数，即让模型自己学会初始化。

1.3.2 MAML的算法流程

1. 准备N个训练任务、每个训练任务对应的训练数据与测试数据。再准备几个测试任务，用于评估meta learning学习到的参数的效果。
2. 定义网络结构，如CNN。并初始化一个meta网络的参数为 ϕ^0 ，meta网络是最终用来应用到新的测试任务中的网络，该网络中存储了“先验知识”。
3. 开始执行迭代“预训练”：
 - a. 采样1个训练任务m。将meta网络的参数 ϕ^0 赋值给任务m的网络，得到 $\hat{\phi}^m$ （初始的 $\hat{\phi}^m = \phi^0$ ）
 - b. 使用任务m的训练数据，基于任务m的学习率 α_m ，对 $\hat{\phi}^m$ 进行1次优化，更新 $\hat{\phi}^m$
 - c. 基于1次优化后的 $\hat{\phi}^m$ ，使用任务m的测试数据，计算任务m的loss—— $l^m(\hat{\phi}^m)$ ，并计算 $l^m(\hat{\phi}^m)$ 对 $\hat{\phi}^m$ 的梯度
 - d. 用该梯度，乘以meta网络的学习率 α_{meta} ，更新 ϕ^0 ，得到 ϕ^1
 - e. 在训练任务上重复执行a-d，不断更新meta网络的参数 ϕ
4. 通过3得到meta网络的参数 ϕ ，该参数可以在测试任务中，使用测试任务的训练数据进行微调
5. 最终使用测试任务的测试数据评估meta learning的效果

1.3.3 MAML与预训练的区别

从理念上：

- 预训练的目的是在一个大的预训练集上学习到一组**性能较好**的网络参数，再将这组网络参数迁移到任务目标所在的数据集上，使网络在任务目标所在数据集上效果较好
- MAML的目的是在多个任务上学习到一组**学习潜力较高**的网络参数，再将这组网络参数迁移到目标任务上，通过微调促使网络能够快速收敛到一个效果较好的点上

从表达式上：

- 预训练的损失函数可以表示为：
$$L(\phi) = \sum_{n=1}^N l^n(\phi)$$
- MAML的损失函数可以表示为：
$$L(\phi) = \sum_{n=1}^N l^n(\hat{\phi}^n)$$

1.3.4 元学习的应用场景

- 小样本学习（few-shot learning）
- 领域自适应问题

1.4 其它的元学习算法

- Reptile
- Meta-RL

2. 人脸识别中的元学习

2.1 Learning Meta Face Recognition in Unseen Domains

2.2.1 当前人脸识别的问题所在

人脸识别技术在实际的应用过程之中会遇到数据域不适应的问题。在训练时，模型往往仅针对种族、角度等单个领域进行训练，但在实际应用中，模型会遇到多种域问题，因此不能达到很好的效果。

2.2.2 论文的想法

参照元学习的思想，利用训练集中不同的域对模型进行训练，提升模型在不同域下的适应能力，使模型在遇到未知域问题时能够保持较好的识别性能。

2.2.3 论文的总创新点

- 提出了广域人脸识别概念，强调了模型在未知域上的识别能力
- 提出了一种新的元人脸识别框架
- 设计了两个通用的人脸识别基准进行评估。对所提出的基准点进行的大量实验验证方法的有效性。

2.2 Cross-Domain Similarity Learning for Face Recognition in Unseen Domains

2.2.1 论文的想法

本篇论文与上一篇论文想法相似，利用训练集上不同域之间的一致性概念，提出了跨域三重态损失（CDT），使得模型在不同域均能保持相似的性能。

2.2.2 论文的总体创新点

- 提出了跨域三重态损失（CDT）
- 采用了元学习框架

3.参考资料

Paper:

[1] Vanschoren J. Meta-learning: A survey[J]. arXiv preprint arXiv:1810.03548, 2018.

[2] Guo J, Zhu X, Zhao C, et al. Learning meta face recognition in unseen domains[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020: 6163-6172.

[3] Faraki M, Yu X, Tsai Y H, et al. Cross-domain similarity learning for face recognition in unseen domains[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2021: 15292-15301.

Blog:

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/136975128>

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/289043310>

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/108503451>