

# 江俊广

(+86) 131-2683-0206 · JiangJunguang1123@outlook.com · 个人主页

## 教育背景

清华大学, 软件工程, 在读硕士研究生 2020.8 - 2023.7

综合优秀奖 (华为奖学金)、入选腾讯犀牛鸟精英人才计划

研究方向: 深度学习、迁移学习、多任务学习

清华大学, 软件工程, 工学学士 2015.8 - 2020.7

GPA 3.90, 排名 2/83, 国家奖学金, 综合优秀奖 (华为奖学金、恒大奖学金) 等

## 科研论文

**Transferability in Deep Learning: A Survey**, 第一作者

- 已被Foundations and Trends in Machine Learning (Michael Jordan 主编, 主要收录机器学习领域的专著, 每年不超过 12 本) 接收, 尚未正式发表
- 围绕深度学习中的迁移性展开, 从深度学习的全生命周期 (预训练 Pre-Training、自适应 Adaptation、评估 Evaluation) 介绍了如何获得、利用以及评估迁移性
- 负责撰写的部分包括: 针对预训练的生成式学习 (章节 2.3.1), 针对预训练的对比式学习 (章节 2.3.2), 任务自适应中的灾难性遗忘问题 (章节 3.1.1) 与负迁移问题 (章节 3.1.2), 参数高效的迁移学习 (章节 3.1.3), 数据高效的迁移学习 (章节 3.1.4), 领域自适应理论部分 (章节 3.2.0), 基于统计距离的领域自适应方法 (章节 3.2.1), 基于对抗学习的领域自适应方法 (章节 3.2.2-3.2.3), 领域翻译 (章节 3.2.4), 基于半监督学习的领域自适应方法 (章节 3.2.5), 迁移性的实验评估 (章节 4)

**Debiased Self-Training for Semi-supervised Learning**, 共同一作 NIPS 2022 投稿

- 自训练 (在大量的无标注数据上生成伪标签并用来训练模型) 是当下深度学习广泛使用的一个方法。
- 本文系统地分析了自训练中的存在的偏差问题, 并将其归类成数据偏差 (由于有限次数据采样导致模型决策边界与真实分类面之间的偏移) 和训练偏差 (由于使用错误的伪标签训练导致模型决策边界的偏移进一步的扩大)
- 为了消除训练偏差, 本文提出在自训练过程中, 将伪标签的生成与使用进行解耦。模型的 main head 只使用干净的标注数据进行训练, 并用 main head 产生伪标签来训练 pseudo head。pseudo head 的作用是将用伪标签计算出的损失梯度回传给特征生成器, 从而获得更好的表征
- 为了减少数据偏差, 本文提出了最差情况估计。模型会首先估计在当前的特征表示下, 在给定标注数据的情况下, 模型在无标注数据上所能达到的最大偏差, 然后模型的特征表示会被优化来降低最差估计情况下的偏差, 从而以一种数据驱动的方式, 在特征表示层面减少数据本身的偏差
- 相比于此前的 SOTA 方法, 在包括标准半监督任务的 13 个数据集上获得了平均 6.3% 的提升

**Decoupled Adaptation for Cross-Domain Object Detection**, 第一作者 ICLR 2022

- 基于深度学习的物体检测在 COCO 等基准数据集上取得了出色的性能, 然而在现实场景中, 当数据的拍摄视角、外观、背景、照明、图像质量等发生变化时, 物体检测器的性能会出现显著的下降。为了缓解分布偏移 (Domain Shift) 对于检测器性能的影响, 许多工作使用领域对抗训练将检测器从有标注数据的源域迁移到只有无标注数据的目标域
- 跨域迁移的最终目的是减少条件分布  $P(X|Y)$  的差异, 换言之, 同一个标签对应的特征分布尽可能一致。在物体分类任务, 就是让同一类图片的特征尽可能相似。而在检测任务里, 就是让同一类 bounding box 的特征尽可能相似。但是由于目标数据域上不存在标注信息, 因此实际当中无法直接对齐标签分布, 因此采用了边缘分布  $P(X)$  作为代理。相比于物体分类, 跨域物体检测最大的难点在于物体的位置是未知的, 因此对输入数据的哪个部分进行对抗拉近成为关键问题。此外, 物体检测同时也是一个多任务学习问题。相比于监督学习, 域自适应中的多任务更容易出现冲突
- 为了解决上述挑战, 我们提出了解耦自适应框架。核心想法是分而治之: (1) 将原始的跨域物体检测问题分解为几个子问题; (2) 设计合适的算法来解决每个子问题; (3) 协调不同的算法/模块之间的关系, 从而解决最终的问题。这里的解耦包含两次含义: (1) 域自适应过程和检测器训练过程的解耦。(2) 分类域自适应任务和定位域自适应任务的解耦。由于每个跨域迁移适配器彼此参数独立, 因此尽可能避免了多任务迁移优化过程中的互相干扰, 从而缓解对抗训练在任务层面的局限。由于每个跨域适配器的训练数据不同, 因此我们也能针对特定的跨域迁移任务调整合适的输入数据分布, 从而缓解对抗训练在数据层面的局限性

- 在多个数据集上都取得了目前最好效果，两个数据集上比现有方法的 mAP 高将近 10 个点。该方法也容易扩展到其他检测架构以及其他检测任务（例如实例分割等）

## **Regressive Domain Adaptation for Unsupervised Keypoint Detection**, 第一作者 CVPR 2021

- 回归问题是跨域迁移理论和应用尚未解决的问题。尤其是在工业界中广泛存在的关键点检测任务上，此前的跨域迁移算法都不奏效。另一方面，关键点检测的真实数据标注成本高，虚拟数据（例如使用计算机图形学生成的数据）标注成本低，因此从虚拟数据迁移到真实场景有着很好的应用前景
- 本文首先分析了跨域回归和跨域分类问题的本质区别：在分类问题上，不同的类之间存在着明确的决策边界。通过领域对抗等方式，目标域上不同类之间的决策边界的距离被扩大，从而有助于模型泛化到目标域。但是在回归问题的输出空间是连续的，因此不存在明确的决策边界。
- 为了解决这个问题，本文首先引入了一个对抗回归器，它的目标是在有标注源域上和主回归器保持预测一致，而在无标注目标域上和主回归器尽可能预测不一致，那么对抗回归器在目标域上的预测不一致性就刻画了不迁移的程度（也就是针对关键点检测这个具体任务，两个数据分布之间的距离）。然后，鼓励特征提取器去减少目标域上的预测不一致性，从而学到尽可能跨域迁移的特征表示
- 进一步分析发现，由于回归问题的输出空间较大，导致对抗回归器的优化困难。通过可视化分析发现关键点检测的输出空间在概率意义上是稀疏的，因此提出将对抗的搜索空间从像素空间缩小到  $K$  个关键点的离散空间，从而将回归问题的迁移转化为分类问题的迁移
- 在多种关键点检测任务上进行了实验，所有任务的 PCK 指标均提高了 10 个百分点以上

## **Resource Efficient Domain Adaptation**, 第一作者 ACMMM 2020, Oral

- 之前的工作主要关注域自适应的准确率，没有考虑将域自适应模型部署到低资源的场景，例如手机端或者单片机上。本文首次关注了域自适应推理速度
- 探究了深度学习中迁移性与模型架构的关系。经过预训练后，深度模型的允许假设空间（allowed hypothesis space）比浅层模型更小，理论和实验上都获得了一个更紧的泛化误差界，即更好的迁移性
- 提出了针对浅层模型有效的无监督迁移方法，即先在深度模型上进行跨域迁移，然后将深度模型的迁移性蒸馏到浅层模型。由于在目标域上的预测存在较多错误，因此提出即迁移蒸馏的方法，即利用不同数据副本之间的预测一致性过滤掉迁移性较差的实例

## 实习经历

### 字节跳动 | data-抖音-推荐技术 2022.4-2022.6

- 参与搜推联动项目。当前的短视频推荐主要是基于用户的历史交互行为数据，这很容易导致“信息茧房”问题，不利于平台的长期发展。另外一方面，用户在搜索页的搜索记录，反映了用户主动想要获取的、同时也是推荐系统没有很好满足的内容，因此搜推联动的一个目标是，从用户的搜索记录中挖掘用户的长期兴趣并用于改进推荐系统的召回与排序
- 具体的，使用了 Spark SQL 清洗抖音的用户搜索数据，使用 euler 框架建立“用户-搜索”图，使用 Graph Embedding 的方式从“用户-搜索”图自动地学习用户以及搜索的表征，并将这些表征用于推荐系统的召回。从结果分析来看，该方法可以从用户的搜索行为中，自动地学出一个能够度量用户细粒度兴趣的特征空间

### 腾讯 | TEG-精准推荐中心-社交广告组 2022.6-2022.12

- 入选腾讯犀牛鸟精英人才计划，研究课题为推荐系统中的多任务学习（对用户的多种反馈进行建模）与多域学习问题（不同场景下的用户反馈行为，例如信息流、新闻流和视频流）

## 项目经历

### 开源项目 | 迁移学习算法库 2020.4 至今

- 以第一作者开源了迁移学习算法库 TLlib，个人贡献了超过 22k 行代码
- 对现有的 30 多种跨域迁移、跨任务迁移算法进行封装、优化。目前仍在持续开发当中，该项目目前已超过 1.7k star
- 支持了图片分类、物体检测、图像分割、关键点检测、行人重识别等多种任务
- 作为工信部“2020 新兴平台软件”项目“人工智能开发框架和开放平台软件”清华单位的核心交付物

### 清华与快手 Y-tech 合作项目 2020.8-2021.4

- 负责 CG 生成数据在深度学习模型训练中的领域自适应项目的所有研发，目前已通过项目结题验收
- 提出基于回归域自适应方法的无监督关键点检测方法，将 2D 关键点的 PCK 指标从 62% 提高到了 73%，已提交专利申请，核心技术发表于 CVPR (CCF A 类)
- 提出基于注意力机制的 3D 关键点检测网络和基于自监督学习的 3D 关键点网络训练方法，将相对深度误差从 0.126 降低到了 0.09（相对提升 28.5%）。已提交专利申请