



AI研习社

# 迁移学习的发展与现状

个人的一点粗浅的理解

王晋东

中国科学院计算技术研究所

2017.11.04



AI研习社

# 个人情况简介

- 中国科学院计算技术研究所 2014级直博生
- 主要研究迁移学习及其应用
- 在国际会议ICDM、UbiComp等录用或发表若干文章
- 知乎ID：王晋东不在家，乐于在知乎上分享相关知识
- 微博：@秦汉日记
- jindongwang@outlook.com
- 个人主页：<http://jd92.wang>
- 不是大牛，仅为分享



AI研习社

01

## 什么是迁移学习？

为什么要用迁移学习？

02

## 迁移学习方法的常见分类

大概了解迁移学习的学习过程与代表方法

03

## 深度迁移学习

目前最热门的研究话题

04

## 迁移学习的一些最新进展

把握最新的研究方向

05

## 学习资源推荐及总结

目录  
CONTENT



“Transfer learning  
will be the next  
driver of ML  
success.”



# 挑战

- 智能大数据时代
  - 数据量，以及数据类型不断增加
  - 对机器学习模型的要求：快速构建和强泛化能力
  - 虽然数据量多，但是大部分数据往往没有标注
  - 收集标注数据，或者从头开始构建每一个模型，代价高昂且费时



文本



图片及视频



音频



行为

产生问题：如何基于**已有的数据和模型**，对**新数据快速**构建相应的模型？

# 迁移学习

AI研习社

迁移学习是解决上述标定数据难以获取问题的有效方法

- 迁移学习基本思想 (Transfer Learning)
  - 利用学习目标和已有知识之间的相关性，把知识从已有的模型和数据中迁移到要学习的目标上去。



- 迁移学习已被广泛应用于机器学习的许多应用中





AI研习社

# 为什么需要迁移学习——数据角度

- 数据为王，计算是核心——有钱人的游戏
  - 数据爆炸的时代！
  - 计算机更强大了！

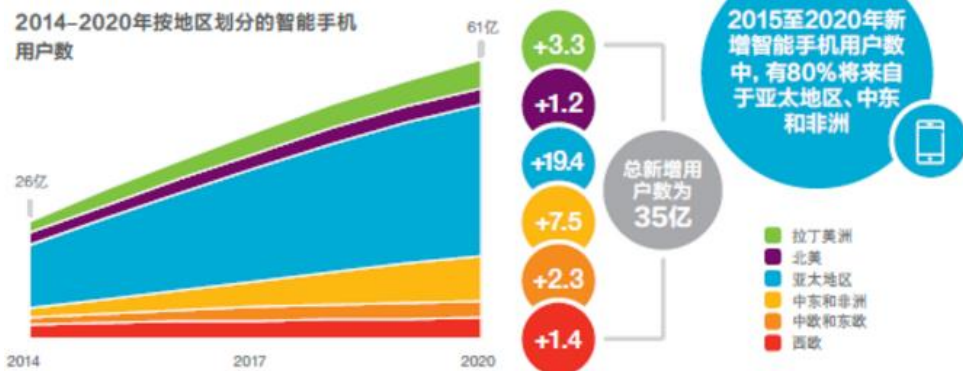
Google amazon



Microsoft



2014-2020年按地区划分的智能手机用户数



Alibaba Group

Baidu 百度

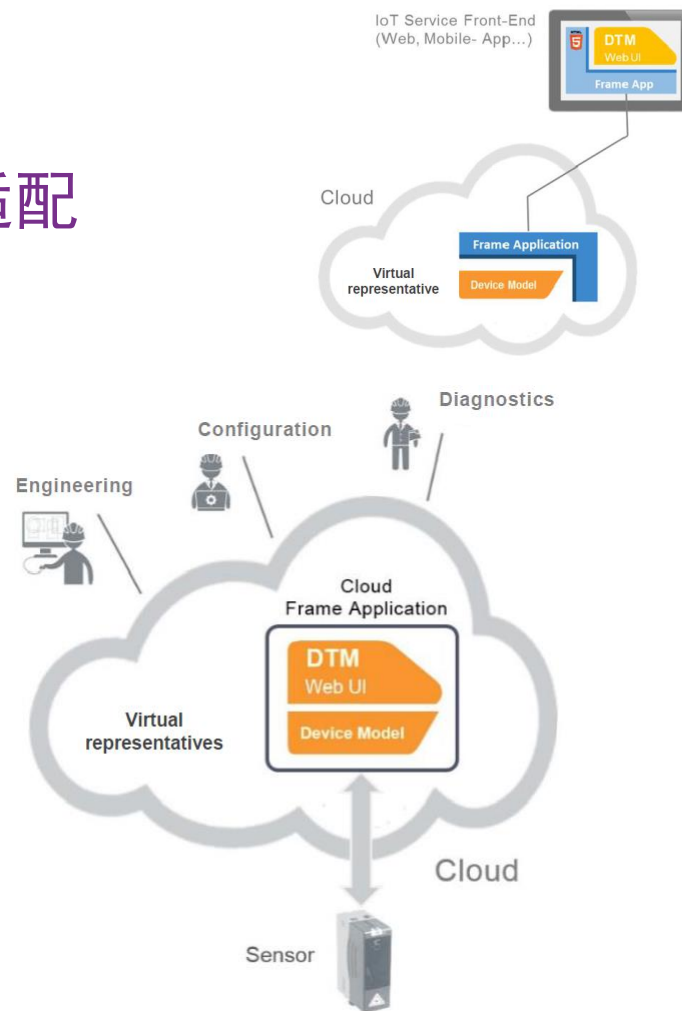
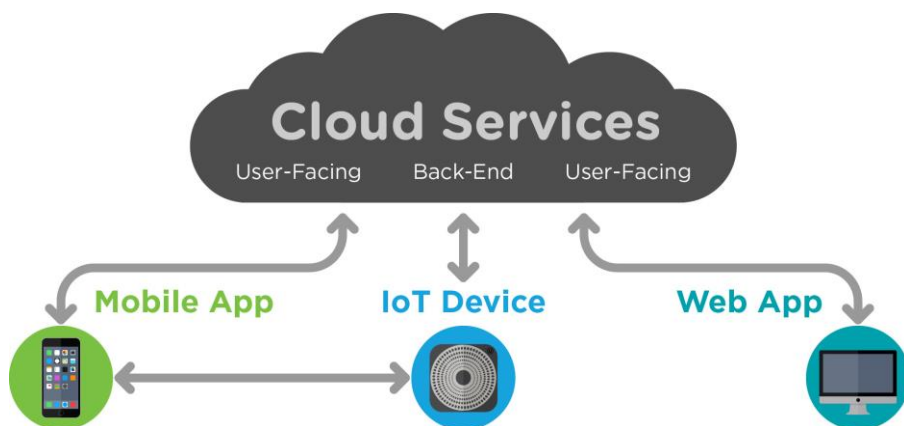
没有足够数据，如何进行机器学习？



AI研习社

# 为什么需要迁移学习——模型角度

- 云—端融合的模式被普遍应用
  - 通常需要对设备、环境、用户做具体适配
  - 个性化模型适配很复杂
  - 不同的用户隐私处理方式







AI研习社

# 为什么需要迁移学习——应用角度

- 机器学习应用中的冷启动问题：
  - 推荐系统：没有初始用户数据，无法精准推荐



## Cold Start Problem

	3		?
	2	5	?
		3	?

	3		4
	2	5	
	?	?	?

PANDORA®

NETFLIX

amazon®

JD. 京东  
COM



AI研习社

# 为什么需要迁移学习——总结

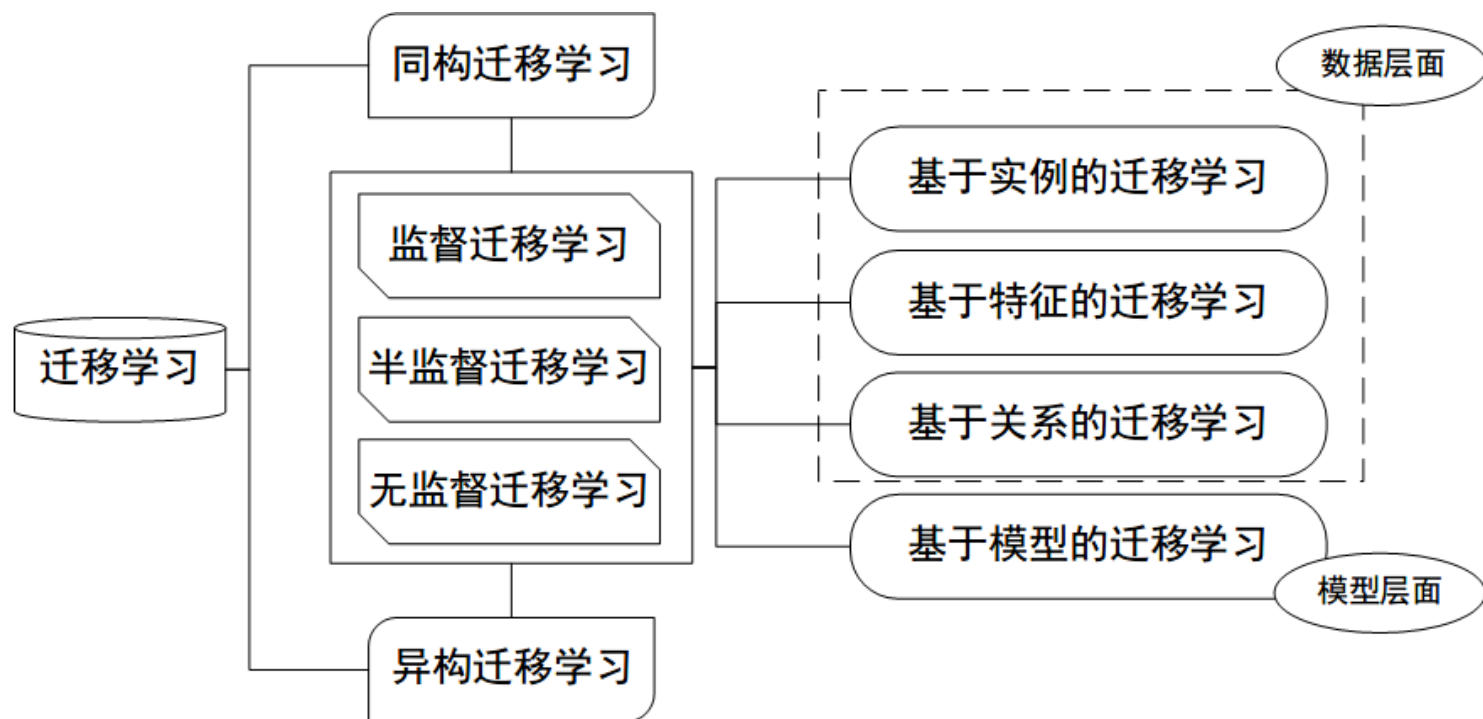
- 数据的角度
  - 收集数据很耗时
  - 对数据打标签很难
  - 用数据训练模型很繁琐
- 模型的角度
  - 个性化模型很复杂
  - 云-端的模型需要做具体化
- 应用的角度
  - 冷启动问题：没有启动数据，推荐系统之类的无法工作

迁移学习可以减少对标定数据的依赖，通过和已有数据模型之间的知识迁移，更好地完成机器学习任务



AI研习社

# 迁移学习的分类方法





AI研习社

# 迁移学习方法：实例迁移

- 基于实例的迁移学习方法 (Instance-based transfer learning)

源领域（图像）



目标领域（图像）



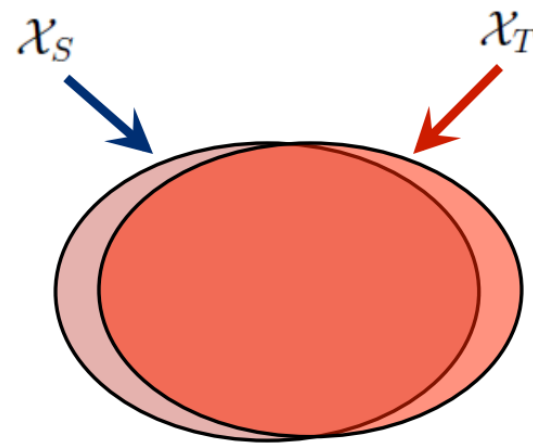
- 假设：源域中的一些数据和目标域会共享很多共同的特征
- 方法：对源域进行instance reweighting，筛选出与目标域数据相似度高的数据，然后进行训练学习



AI研习社

# 迁移学习方法：实例迁移

- 基于实例的迁移学习方法
  - 代表工作：
    - TrAdaBoost [Dai, ICML-07]
    - Kernel Mean Matching (KMM) [Smola, ICML-08]
    - Density ratio estimation [Sugiyama, NIPS-07]
  - 优点：
    - 方法较简单，实现容易





AI研习社

# 迁移学习方法：特征迁移

- 基于特征的迁移学习方法(feature-based transfer learning)

源域和目标域特征空间一致

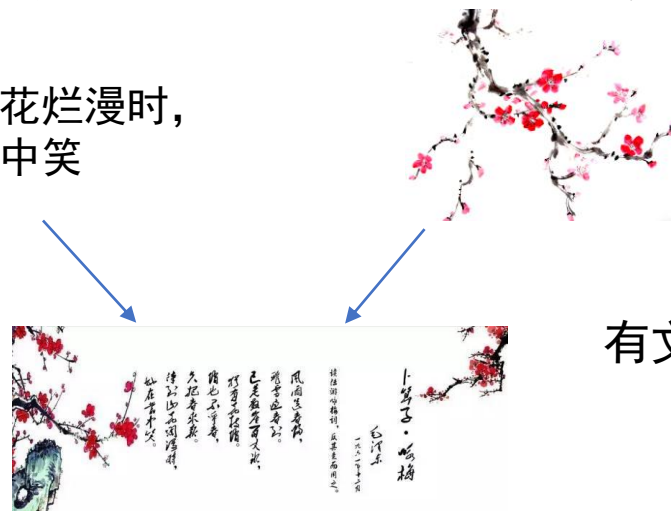
源域（图像） → 目标域（图像）



源域和目标域特征空间不一致

源域（文本） → 目标域（图像）

待到山花烂漫时，  
她在丛中笑



- 假设：源域和目标域含有一些公共的交叉特征
- 方法：通过特征变换，将两个域的数据变换到同一特征空间，然后进行学习

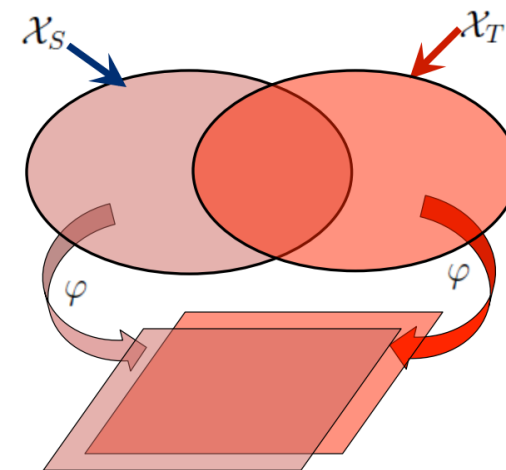




AI研习社

# 迁移学习方法：特征迁移

- 基于特征的迁移学习方法
  - 代表工作：
    - Transfer component analysis (TCA) [Pan, TKDE-10]
    - Spectral Feature Alignment (SFA) [Pan, WWW-10]
    - Geodesic flow kernel (GFK) [Duan, CVPR-12]
    - Transfer kernel learning (TKL) [Long, TKDE-15]
  - 优点：
    - 大多数方法采用
    - 特征选择与变换可以取得好效果

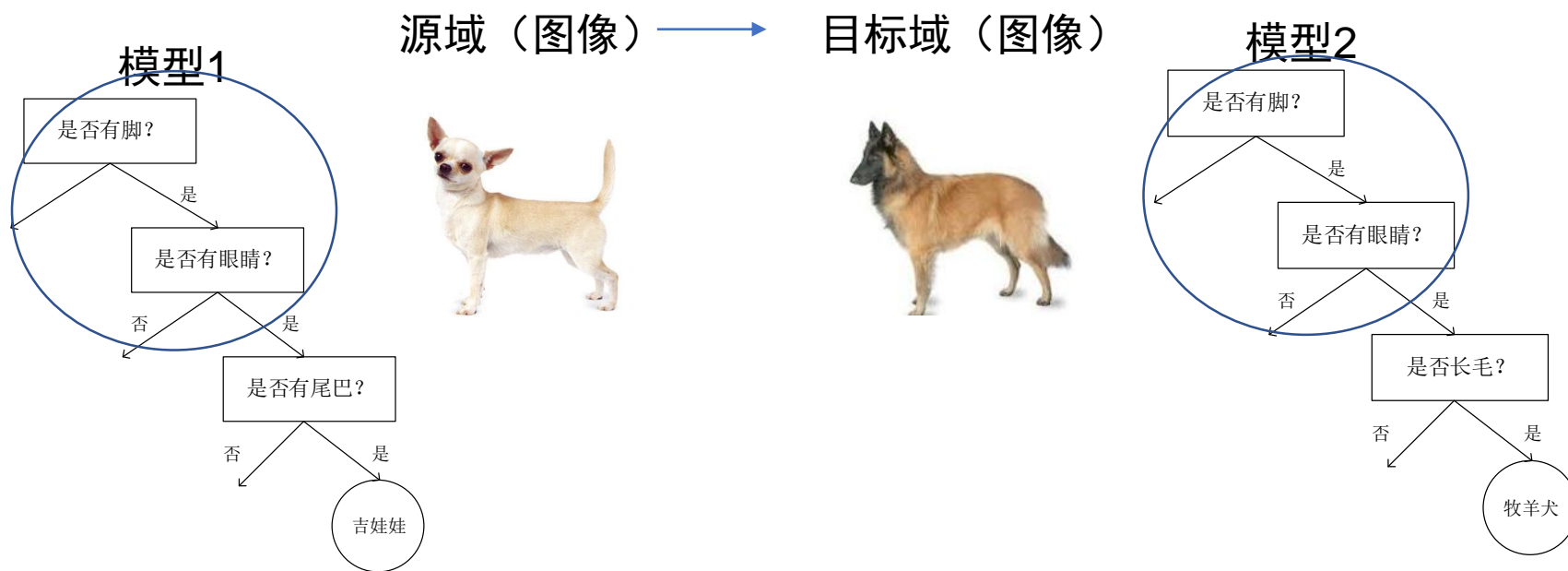




AI研习社

# 迁移学习方法：模型迁移

- 基于模型的迁移学习方法(parameter-based transfer learning)



- 特点：模型相同部分直接进行迁移
- 不需要数据训练



AI研习社

# 迁移学习方法：模型迁移

- 基于模型的迁移学习方法
  - 假设：源域和目标域可以共享一些模型参数
  - 方法：由源域学习到的模型运用到目标域上，再根据目标域学习新的模型
  - 代表工作：
    - TransEMDT [Zhao, IJCAI-11]
    - TRCNN [Oquab, CVPR-14]
    - TaskTrAdaBoost [Yao, CVPR-10]
  - 优点：
    - 模型间存在相似性，可以被利用



AI研习社

# 迁移学习方法：关系迁移

- 基于关系的迁移学习方法(relationship-based transfer learning)

师生关系



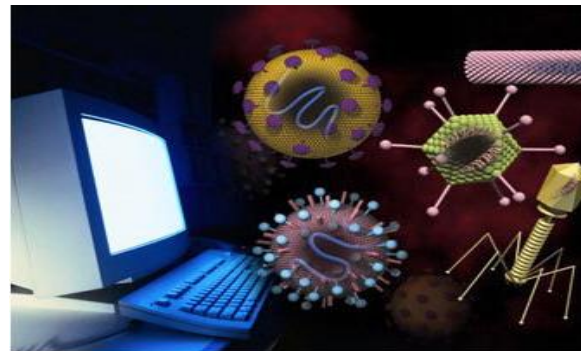
上下级关系



生物病毒



计算机病毒

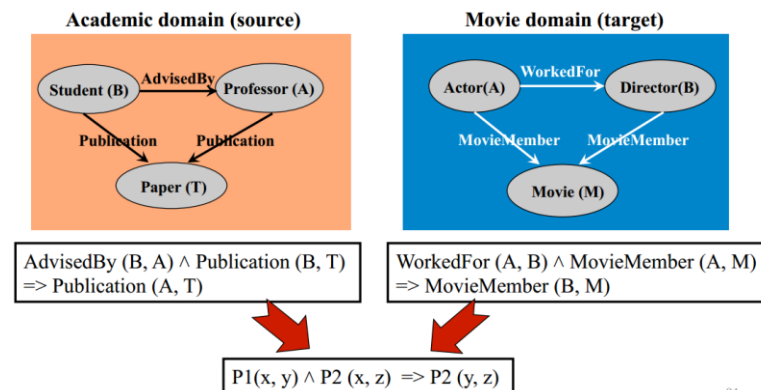




# 迁移学习方法：关系迁移

- 基于关系的迁移学习方法

- 假设：如果两个域是相似的，那么它们会共享某种相似关系
- 方法：利用源域学习逻辑关系网络，再应用于目标域上
- 代表工作：
  - Predicate mapping and revising [Mihalkova, AAAI-07],
  - Second-order Markov Logic [Davis, ICML-09]

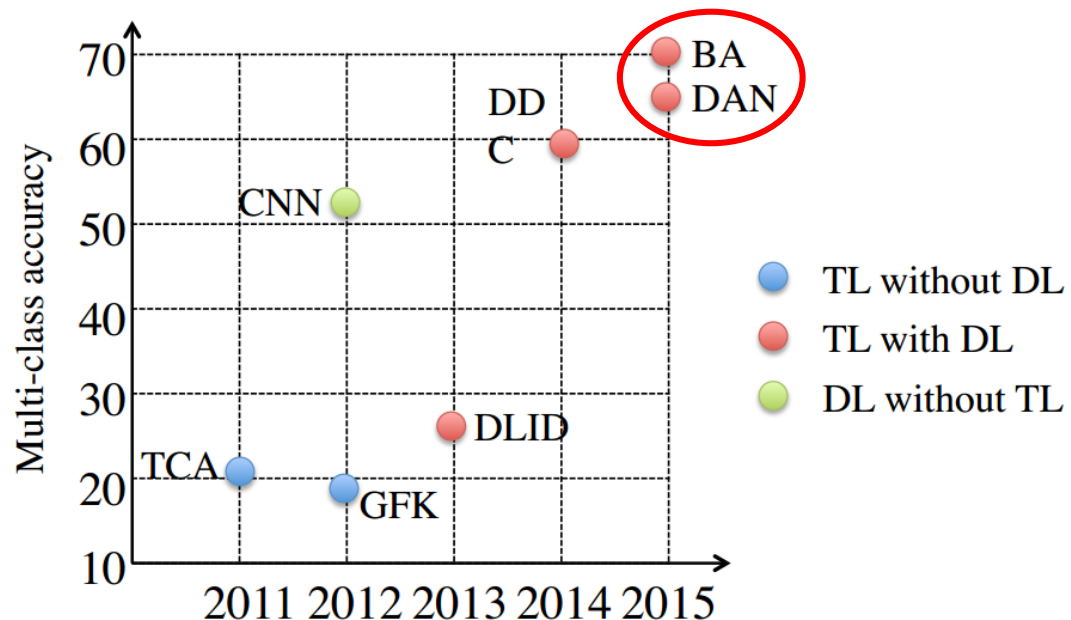




AI研习社

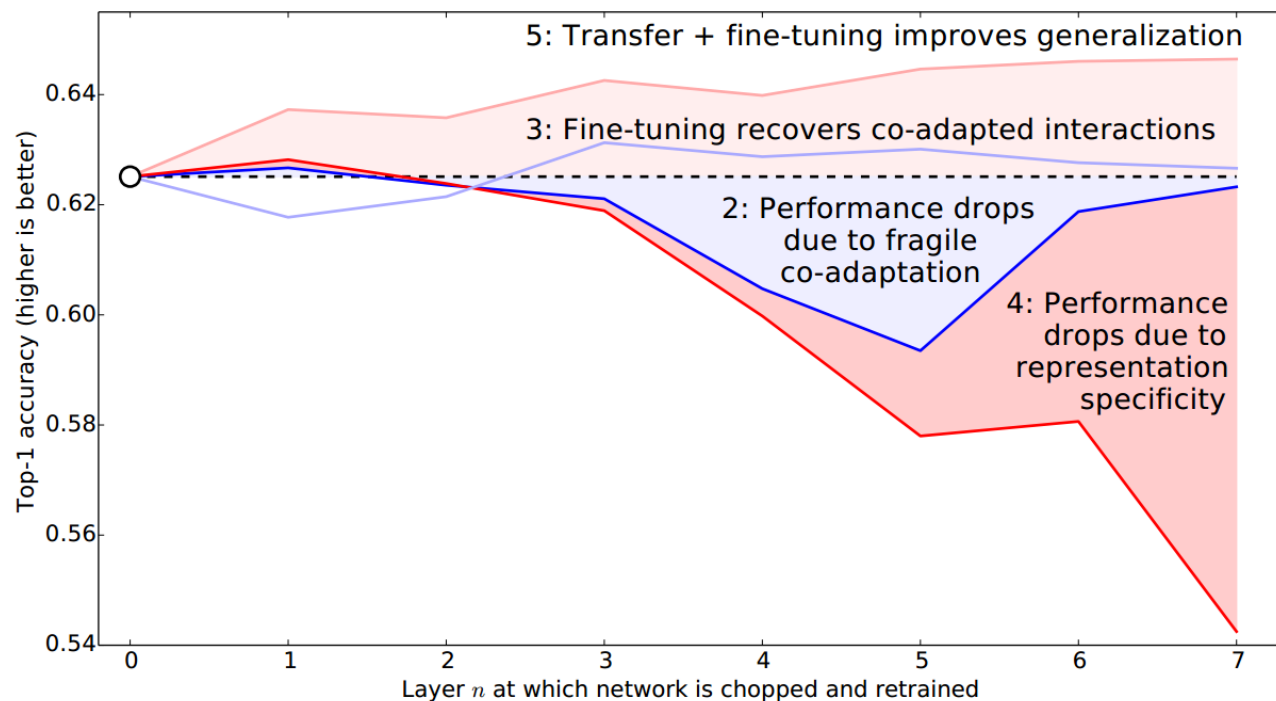
# 深度迁移学习

- 深度学习：更鲁棒的、泛化能力更强的特征表达
- 迁移学习：更领域无关的特征表达
- 深度迁移学习：充分利用神经网络的表达能力，学习域不变的特征表示





- How transferable are features in deep neural networks?
  - [Yosinski et al., NIPS-14]系统地探索了神经网络的可迁移性



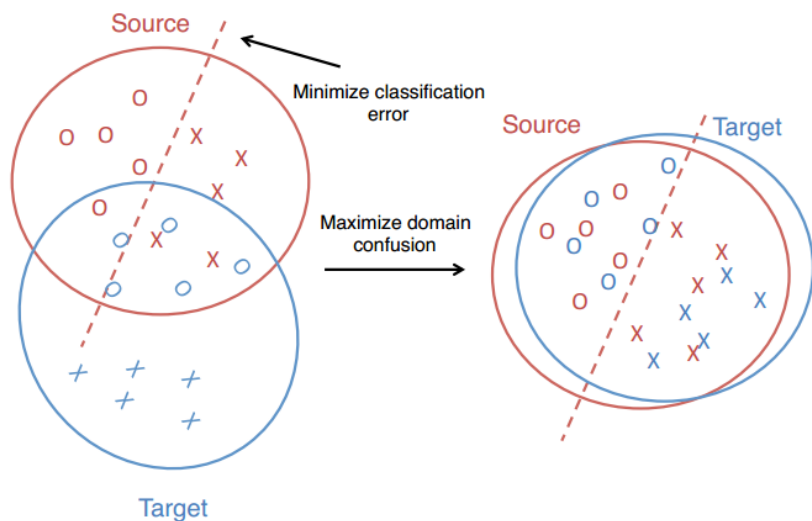
<https://zhuanlan.zhihu.com/p/27450288>

Yosinski J, Clune J, Bengio Y, et al. How transferable are features in deep neural networks?[C]//Advances in neural information processing systems. 2014: 3320-3328.

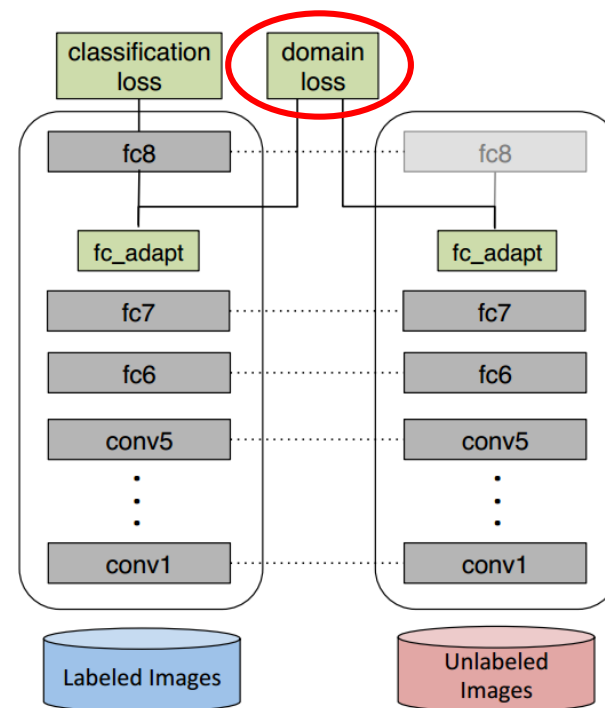


# 深度迁移学习：DDC

- Deep Domain Confusion (DDC) [Tzeng, arXiv-14]
  - 在AlexNet的分类器层前加入domain loss层



$$\mathcal{L} = \mathcal{L}_C(X_L, y) + \lambda \text{MMD}^2(X_S, X_T)$$



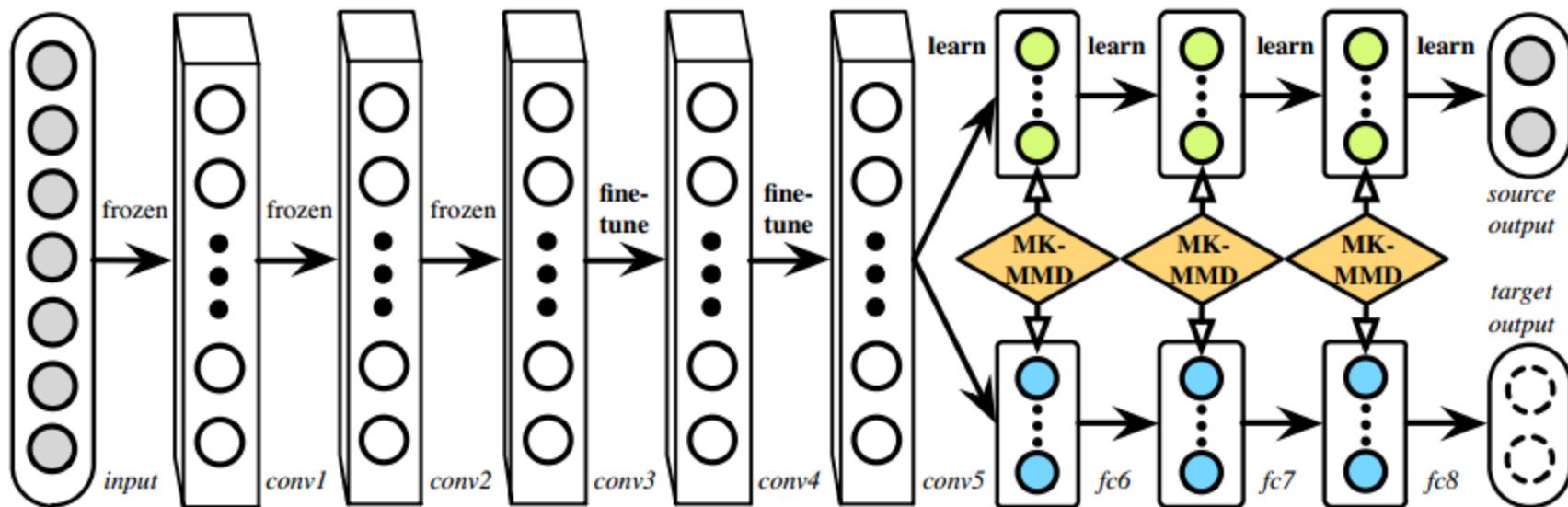


# 深度迁移学习：DAN

- Deep Adaptation Networks (DAN) [Long et al., ICML-15]

- AlexNet网络的后三层都进行域适配
- 利用了Multi-kernel MMD进行距离度量

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/27657910>

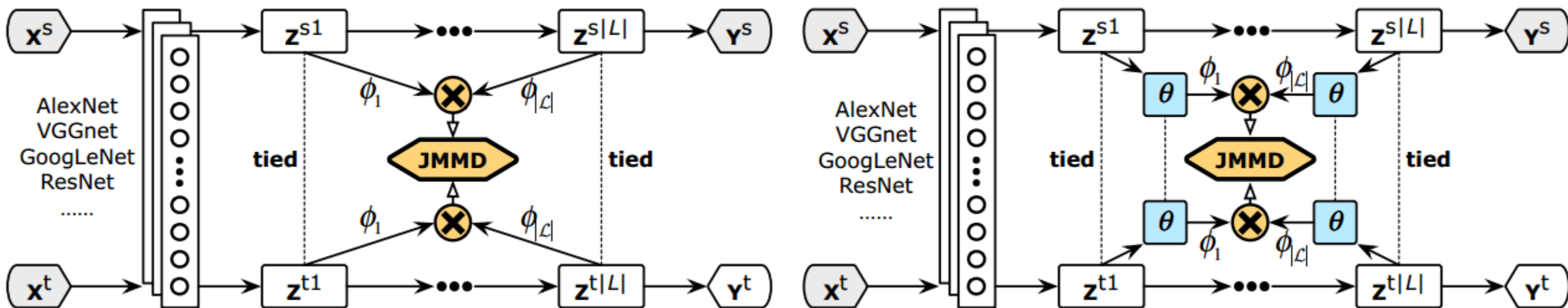




AI研习社

# 深度迁移学习: JAN

- Joint Adaptation Networks (JAN) [Long et al., ICML-17]
  - 联合适配x和y的分布(JMMD度量)
  - 同时在网络中加入了adversarial学习



Long M, Wang J, Jordan M I. Deep transfer learning with joint adaptation networks. ICML 2017.



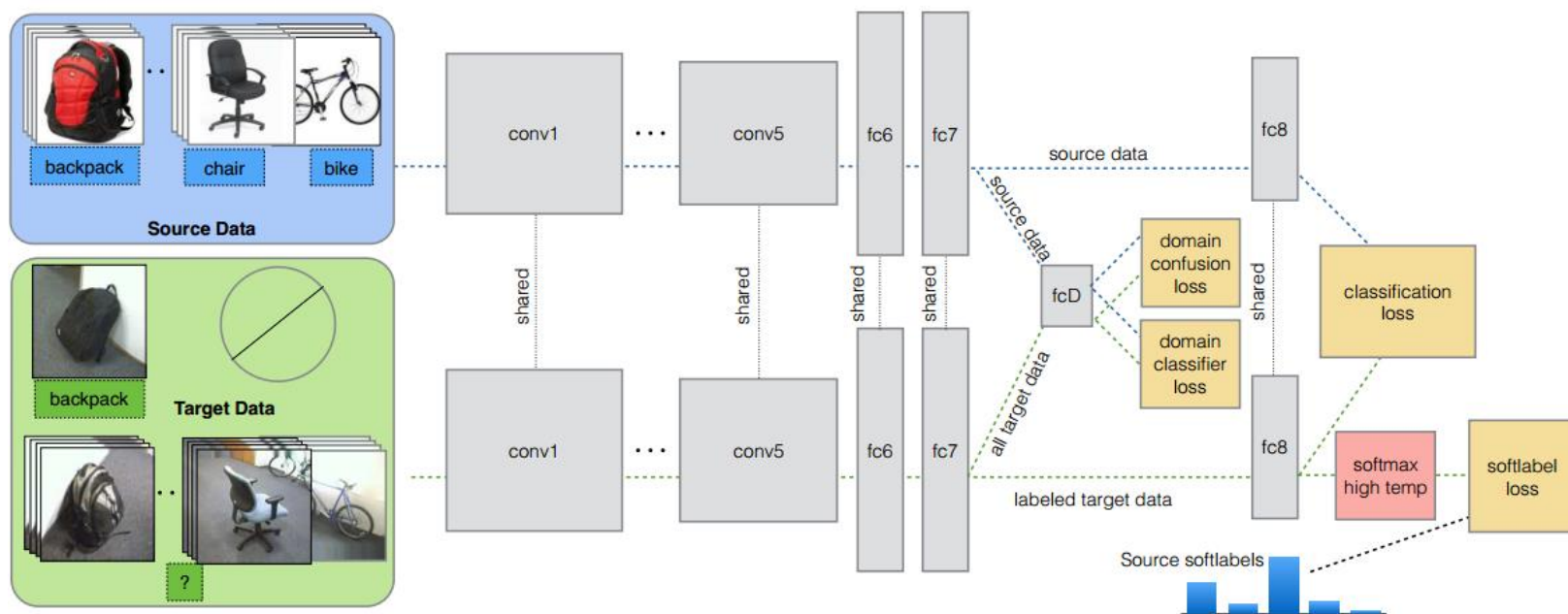
AI研习社

# 深度迁移学习: **soft labels**

- Simultaneous Deep Transfer Across Domains and Tasks

- [Tzeng et al., ICCV-15]加入了soft labels
- 同时进行domain和task transfer

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/30621691>



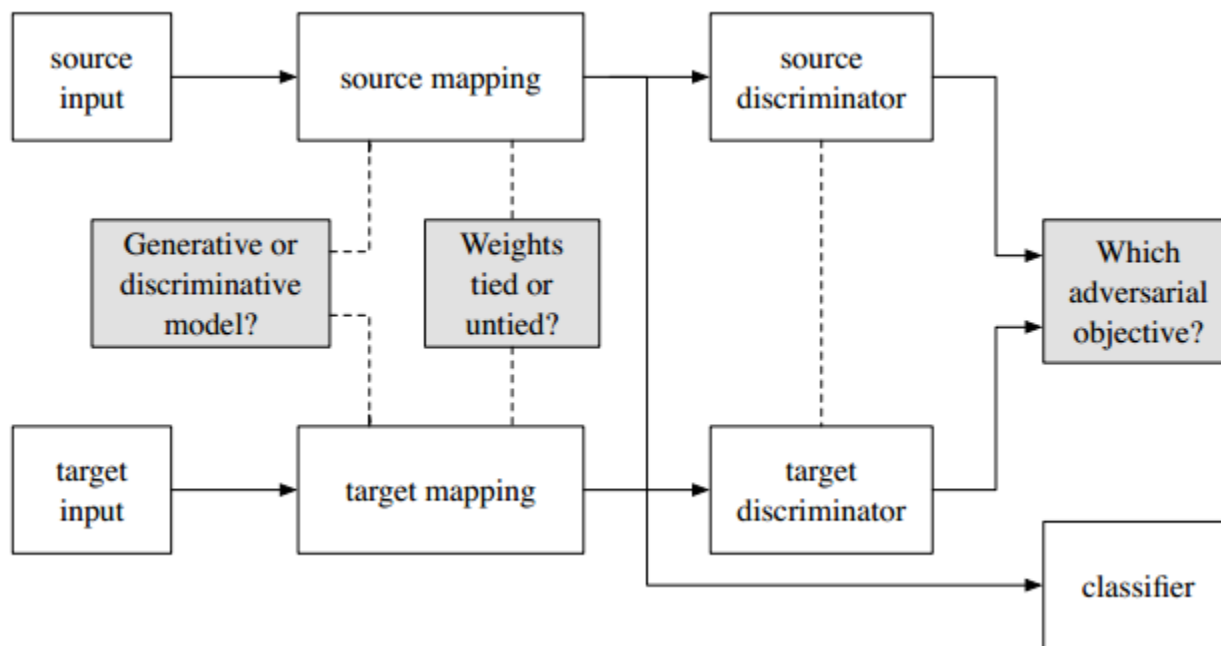
Tzeng E, Hoffman J, Darrell T, et al. Simultaneous deep transfer across domains and tasks[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2015: 4068-4076.



AI研习社

# 深度迁移学习：ADDA

- Adversarial Discriminative Domain Adaptation [Tzeng et al, arXiv]
  - 用adversarial的思想去进行domain adaptation



Tzeng E, Hoffman J, Saenko K, et al. Adversarial discriminative domain adaptation[J]. arXiv preprint arXiv:1702.05464, 2017.

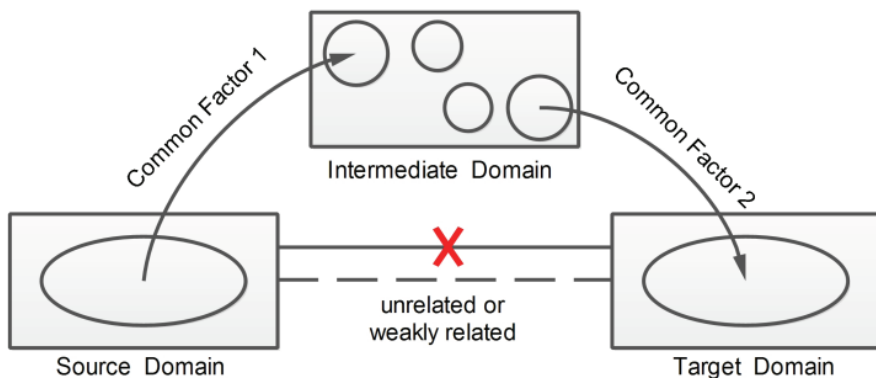




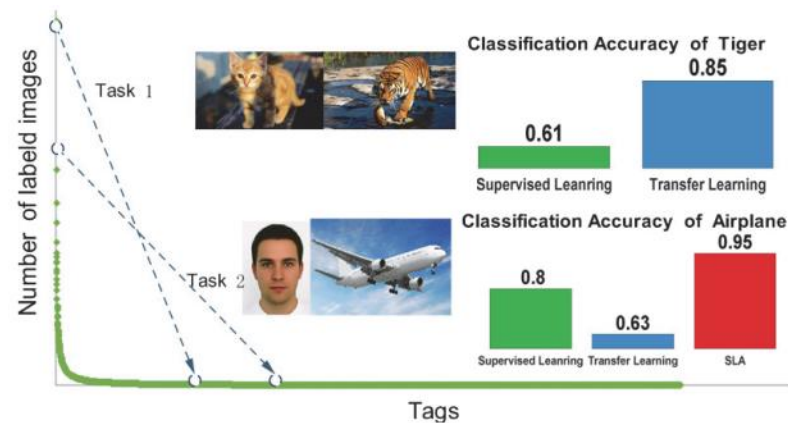
AI研习社

# 迁移学习最新发展

- 远域迁移学习(Distant domain transfer learning)
  - 当源域和目标域相似度减小，如何成功进行迁移？



Transitive transfer learning  
[Tan et al., KDD-15]



Distant domain transfer learning  
[Tan et al., AAAI-17]

Tan B, Zhang Y, Pan S J, et al. Distant Domain Transfer Learning[C]//AAAI. 2017: 2604-2610.

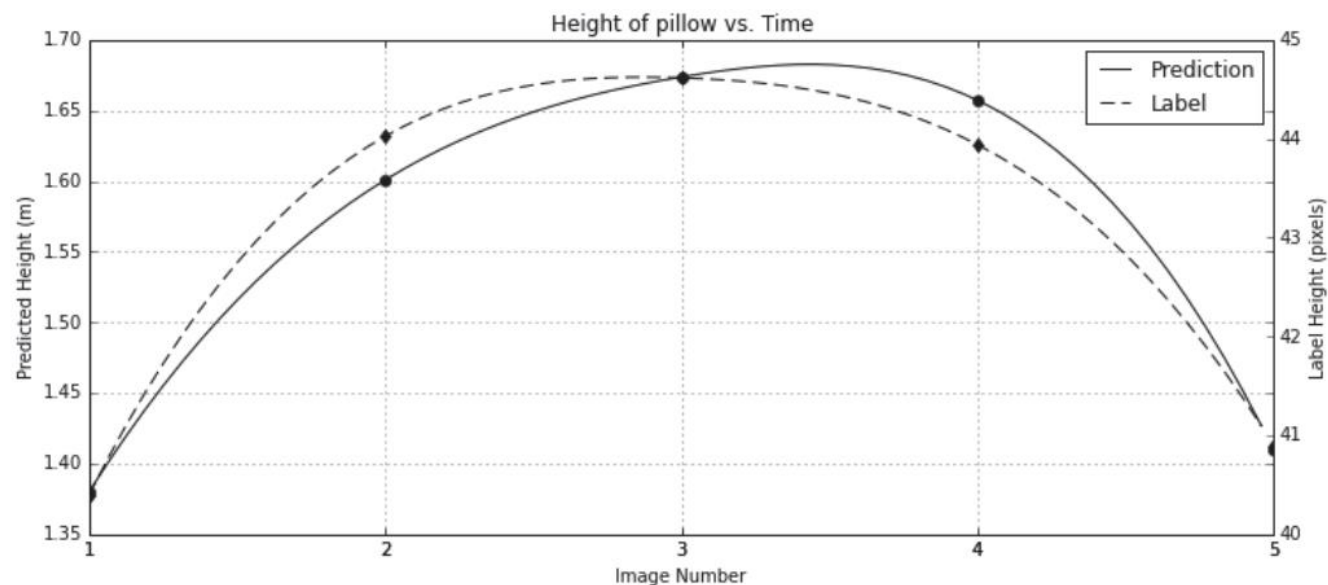
Tan B, Song Y, Zhong E, et al. Transitive transfer learning[C]//KDD 2015.



AI研习社

# 迁移学习最新进展

- 利用物理学知识辅助学习任务 [Stewart, et al., AAAI-17]



Stewart R, Ermon S. Label-free supervision of neural networks with physics and domain knowledge[C]//AAAI 2017.



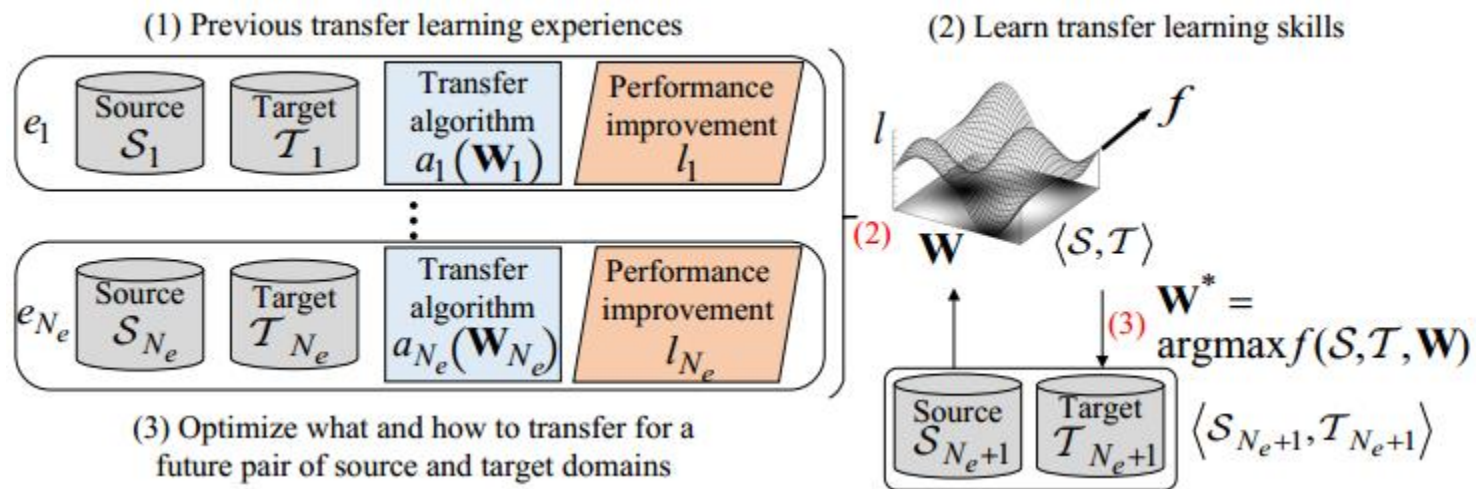
AI研习社

# 迁移学习最新进展

- 学习迁移(Learning to Transfer) [Wei et al., arXiv-1708]

- 迁移学习与增量学习思想结合
- 解决what to transfer、how to transfer
- 不用再选算法、调参啦！

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/28888554>



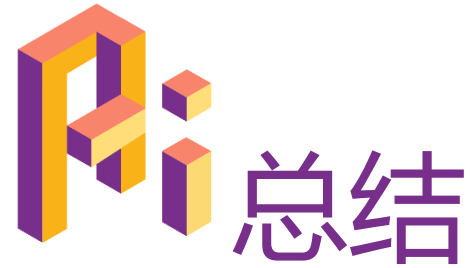
Ying Wei, Yu Zhang, Qiang Yang. Learning to Transfer. arXiv:1708.05629



AI研习社

# 学习资源推荐

- 综述
  - A survey on transfer learning [Pan and Yang, TKDE-10]
  - A survey of transfer learning [Weiss, Big data-15]
- 开源项目
  - <http://www.cse.ust.hk/TL/>
- 研究学者
  - Qiang Yang @ HKUST: <http://www.cs.ust.hk/~qyang/>
  - Sinno Jialin Pan @ NTU: <http://www.ntu.edu.sg/home/sinnopan/>
  - Fuzhen Zhuang @ ICT CAS: <http://www.intsci.ac.cn/users/zhuangfuzhen/>
  - Mingsheng Long @ THU: <http://ise.thss.tsinghua.edu.cn/~mlong/>
  - Lixin Duan @ Amazon: <http://www.lxduan.info/>
- 会议、期刊
  - 人工智能、机器学习: AAAI, ICML, ICJAI, NIPS, TNNLS, TIST, CVPR, PAMI
  - 数据挖掘: TKDE, SIGKDD, ACL, WWW, SIGIR
- 我的Github: <https://github.com/jindongwang/transferlearning>
- 我的知乎专栏相关文章: 《小王爱迁移》系列



AI研习社

- 迁移学习的定义与其必要性
- 迁移学习的常用方法
- 深度迁移学习还可大有作为！
- 新的方向是未来的趋势



AI研习社

# References

- [Pan, TKDE-10] Pan S J, Yang Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on knowledge and data engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [Dai, ICML-07] Dai W, Yang Q, Xue G R, et al. Boosting for transfer learning[C]//Proceedings of the 24th international conference on Machine learning. ACM, 2007: 193-200.
- [Smola, ICML-08] Gretton A, Smola A, Huang J, et al. Covariate shift by kernel mean matching[J]. Dataset shift in machine learning, 2009, 3(4): 5.
- [Sugiyama, NIPS-07] Sugiyama M, Suzuki T, Kanamori T. Density ratio estimation in machine learning[M]. Cambridge University Press, 2012.
- [Pan, TKDE-11] Pan S J, Tsang I W, Kwok J T, et al. Domain adaptation via transfer component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(2): 199-210.
- [Pan, WWW-10] Pan S J, Ni X, Sun J T, et al. Cross-domain sentiment classification via spectral feature alignment[C]//Proceedings of the 19th international conference on World wide web. ACM, 2010: 751-760.
- [Duan, CVPR-12] Gong B, Shi Y, Sha F, et al. Geodesic flow kernel for unsupervised domain adaptation[C]//Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on. IEEE, 2012: 2066-2073.
- [Long, TKDE-15] Long M, Wang J, Sun J, et al. Domain invariant transfer kernel learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2015, 27(6): 1519-1532.
- [Zhao, IJCAI-11] Zhao Z, Chen Y, Liu J, et al. Cross-people mobile-phone based activity recognition[C]//IJCAI. 2011, 2011(2011): 2545-2550.
- [Yao, CVPR-10] Yao Y, Doretto G. Boosting for transfer learning with multiple sources[C]//Computer vision and pattern recognition (CVPR), 2010 IEEE conference on. IEEE, 2010: 1855-1862.
- [Davis, ICML-09] Davis J, Domingos P. Deep transfer via second-order markov logic[C]//Proceedings of the 26th annual international conference on machine learning. ACM, 2009: 217-224.
- [Mihakova, AAAI-07] Mihalkova L, Huynh T, Mooney R J. Mapping and revising Markov logic networks for transfer learning[C]//AAAI. 2007, 7: 608-614.
- [Yang, ACM MM-07] Yang J, Yan R, Hauptmann A G. Cross-domain video concept detection using adaptive svms[C]//Proceedings of the 15th ACM international conference on Multimedia. ACM, 2007: 188-197.
- [Schweikert, NIPS-09] Schweikert G, Rätsch G, Widmer C, et al. An empirical analysis of domain adaptation algorithms for genomic sequence analysis[C]//NIPS. 2009: 1433-1440.
- [Duan, TNNLS-12] Duan L, Tsang I W, Xu D, et al. Domain adaptation from multiple sources via auxiliary classifiers[C]//Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning. ACM, 2009: 289-296.
- [Xu, ICONIP-12] Xu Z, Sun S. Multi-source transfer learning with multi-view adaboost[C]//International Conference on Neural Information Processing. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 332-339.
- [Luo, CIKM-08] Luo P, Zhuang F, Xiong H, et al. Transfer learning from multiple source domains via consensus regularization[C]//CIKM. ACM, 2008: 103-112.
- [Tan, KDD-15] Tan B, Song Y, Zhong E, et al. Transitive transfer learning[C]//Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2015: 1155-1164.
- [Tan, AAAI-17] Tan B, Qiang Y, et al. Distant domain transfer learning. AAAI 2017.
- [Tzeng, ICCV-15] Tzeng E, Hoffman J, Darrell T, et al. Simultaneous deep transfer across domains and tasks[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2015: 4068-4076.
- [Huang, ICASSP-13] Huang J T, Li J, Yu D, et al. Cross-language knowledge transfer using multilingual deep neural network with shared hidden layers[C]//ICASSP 2013..
- [Long, ICML-15] Long M, Cao Y, Wang J, et al. Learning Transferable Features with Deep Adaptation Networks[C]//ICML. 2015: 97-105.
- [Long, CVPR-13] Long M, Wang J, Ding G, et al. Transfer feature learning with joint distribution adaptation[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2013: 2200-2207.
- [Stewart. AAAI-17] Stewart R, Ermon S. Label-free supervision of neural networks with physics and domain knowledge[C]//AAAI 2017.





AI研习社

谢谢！  
请批评指正