

浅谈机器学习

王晋东

<http://jd92.wang>

2017.09.16



人工智能火了！

国务院关于印发 新一代人工智能发展规划的通知

国发〔2017〕35号

各省、自治区、直辖市人民政府，国务院各部委、各直属机构：

现将《新一代人工智能发展规划》印发给你们，请认真贯彻执行。

一、中小学将开设人工智能课程，推广编程教育

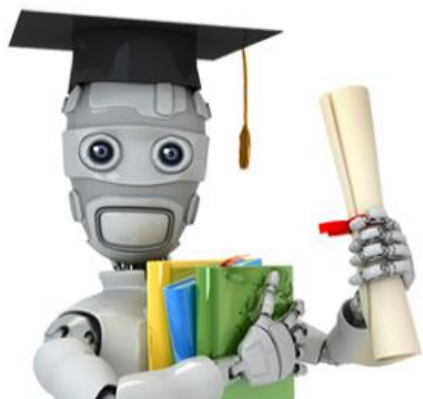
近日，国务院印发《新一代人工智能发展规划》（以下简称《规划》），明确指出人工智能成为国际竞争的新焦点，应逐步开展全民智能教育项，在中小学设置人工智能相关课程，逐步推广编程教育。

此外，《规划》还鼓励社会力量参与开发与推广编程教学软件与开发，支持开展人工智能竞赛，鼓励进行形式多样的人工智能科普创作。且要求是“寓教于乐”，毕竟复杂的编程语言或人工智能知识可不能轻松引起中小学生的兴趣。

按照2017年《义务教育小学科学课程标准》的要求，为进一步加强小学科学教育，2017年秋季开始，小学科学课程起始年级调整为一年级。原则上按照小学一、二年级每周不少于1课时安排课程，三至六年级的课时数保持不变。

大龄青年要瑟瑟发抖：王者荣耀玩不过，人工智能的知识也比不上小学生了……

- 机器学习 $\neq$ 人工智能
- 机器学习只是实现人工智能的一种有效方法



目录

机器学习简介

- 什么是机器学习？
- 为什么现在会火？
- 为什么机器学习有必要？

深度学习和迁移学习

- 机器学习的未来：无监督学习
- 深度学习的本质是什么？
- 什么是迁移学习？

机器学习快速入门建议

- 研究者、学生
- 工业界、开发者

背景知识



下围棋



玩游戏

千秋明月照幽窗，一夜西风满院凉。山寺钟鸣惊宿鸟，水边芳草自生香。
一枕相思夜未休，春山秋雨惹离愁。凭栏望断江南月，花落无声水自流。
春到江南草更青，胭脂粉黛玉为屏。无端一夜西窗雨，吹落梨花满地庭。
百万兵戈战阵前，楚歌声里起狼烟。旌旗蔽日烽连塞，鼓角惊城血染关。
一夜秋风扫叶开，云边雁阵向南来。清霜渐染梧桐树，满地黄花坡上栽。
梨花落尽柳絮飞，雨打芭蕉入翠微。夜静更深人不寐，江头月下泪沾衣。
雨打芭蕉滴泪痕，残灯孤影对黄昏。夜来无寐听窗外，数声鸡鸣过晓村。
孤舟一叶泊江头，雁去无声送客愁。莫道春来芳草绿，人间万里尽风流。

写诗



谱曲



画画

- 机器好像越来越像人了。。。

什么是机器学习(1)

- 让计算机从数据中自动学习知识,并运用学到的知识来服务以后的任务。

培训主体

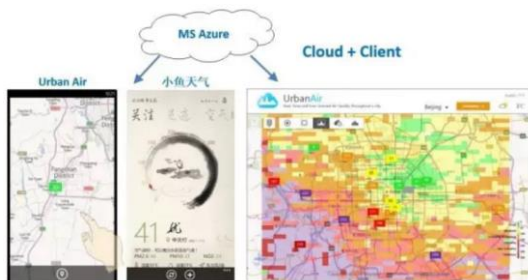
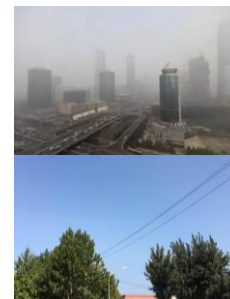
从哪里学

自动挡！
最终目的：预测未来

■ 例子1：预测雾霾

红色预警尚未结束，北京启用机器学习预测空气污染

2016-12-22 THU数据派

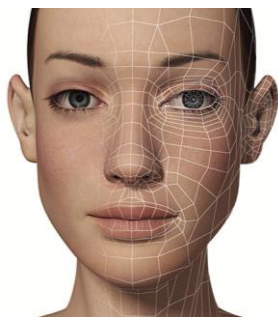


IBM绿色地平线计划
微软城市计算小组

什么是机器学习(2)

例子2：人脸识别

传统的方法：基于手动特征



- 鼻子多大
- 双眼距离
- 眼睛多大
- 肤色白不白？
- 嘴巴对鼻子距离
- 嘴巴多大
- 脸多宽
- . . .



扎克伯格



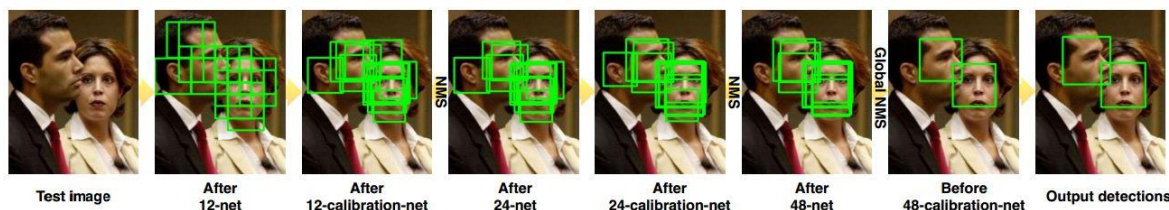
扎克伯格



- 有几张脸能完全一样？
- 我们白着呢！
- 这么多人怎么量距离？

“前世的五百次回眸换得今生的一次擦肩而过”

现在的方法：机器自动提特征

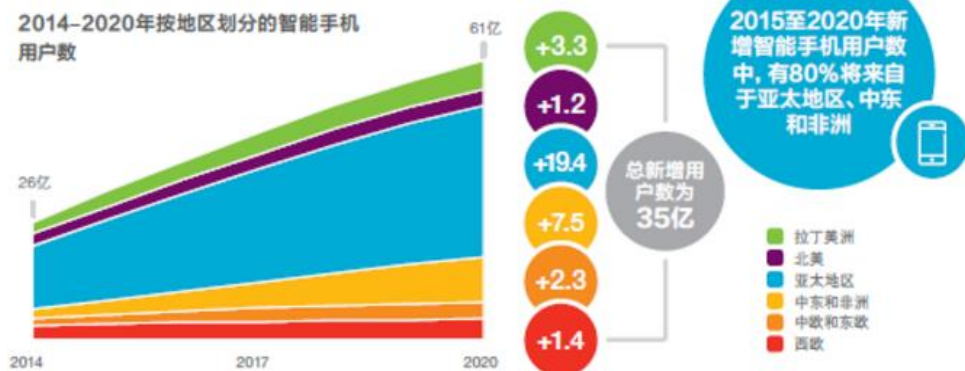


什么是机器学习(3)

- 前机器学习的时代
 - 基于经验：薄皮西瓜好吃
 - 基于规则推理：“我连窥天河，有云如蛇”——东风要来
- 这样的弊端：
 - 厚皮西瓜也有好吃的
 - 老夫夜观天象。。。年轻人不行
- 现实的情况是无限的
- 吾生也有涯，而知也无涯。以有涯随无涯，殆已！

什么是机器学习(4)

- 为什么机器学习现在火了？
 - 数据爆炸的时代！—见多识广
 - 计算机更强大了！



所以，机器学习是必要的！

无监督学习

■ 机器学习常用分类

- 监督学习
- 半监督学习
- 无监督学习
- 增强学习

■ "Pure" Reinforcement Learning (cherry)

- ▶ The machine predicts a scalar reward given once in a while.

▶ **A few bits for some samples**

■ Supervised Learning (icing)

- ▶ The machine predicts a category or a few numbers for each input
- ▶ Predicting human-supplied data
- ▶ **10→10,000 bits per sample**

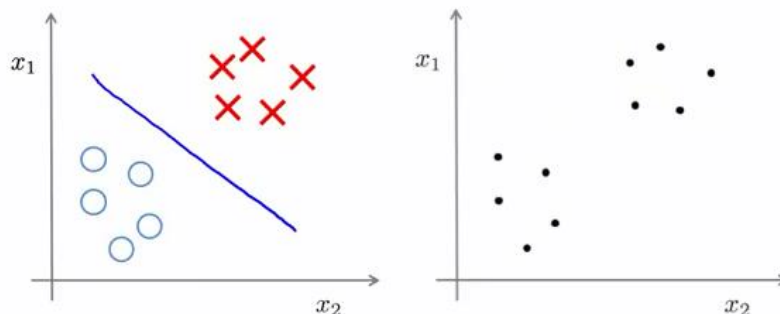
■ Unsupervised/Predictive Learning (cake)

- ▶ The machine predicts any part of its input for any observed part.
- ▶ Predicts future frames in videos
- ▶ **Millions of bits per sample**



■ (Yes, I know, this picture is slightly offensive to RL folks. But I'll make it up)

Living area (feet ²)	Price (1000\$)
2104	400
1600	330
2400	369
1416	232
3000	540
⋮	⋮



无监督才是世界的本源，没有标注怎么做？

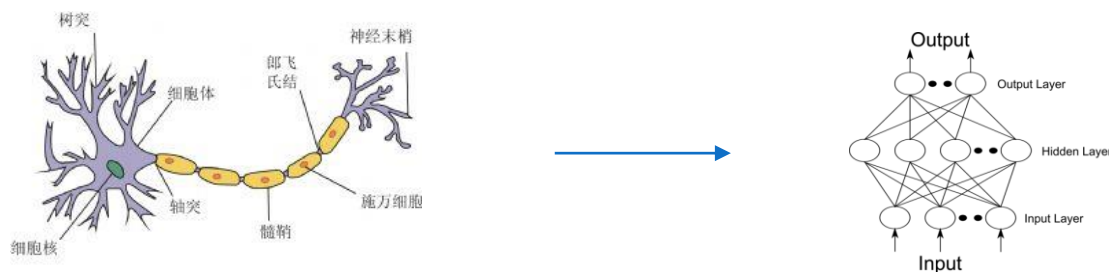
深度学习(1)

■ 深度学习的本质

- 模拟人脑中神经元的结构，拟合一个复杂函数 f
- 学习 f 的方法：复合形式

$$f(x) = f^{(3)}(f^{(2)}(f^{(1)}(x)))$$

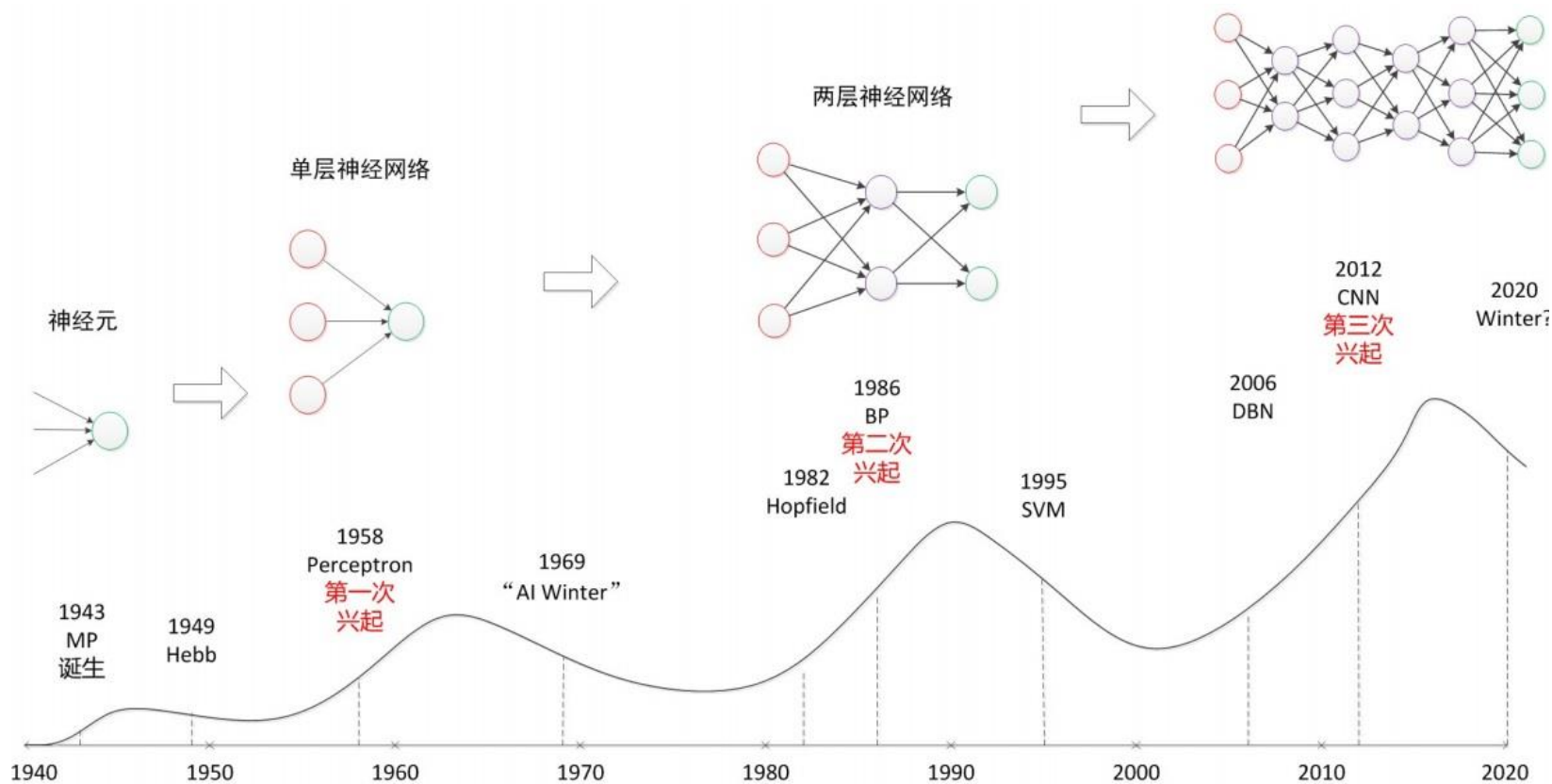
- 把不同功能的函数按照一定层次进行复合



- 新瓶装旧酒！

深度学习(2)

■ 深度学习的发展演变



深度学习(3)

■如火如荼中。。。.

2010年，美国国防部DARPA计划首次资助深度学习项目。

2011年，微软研究院和谷歌的语言识别研究人员先后采用DNN技术降低语音识别错误率20%-30%，是该领域10年来最大突破

2012年，Hinton将ImageNet图片分类问题的Top5错误率由26%降低至15%。同年Andrew Ng与Jeff Dean搭建Google Brain项目，用包含16000个CPU核的并行结算平台训练超过10亿个神经元的深度网络，在语音识别和图像识别领域取得突破性进展。

2013年，Hinton创立的DNN Research公司被Google收购，Yann LeCun加盟Facebook的人工智能实验室。

2014年，Google将语言识别的精准度从2012年的84%提升到如今的98%，移动端Android系统的语言识别正确率提高了25%。人脸识别方面，Google的人脸识别系统FaceNet在LFW上达到99.63%的准确率。

2015年，Microsoft采用深度神经网络的残差学习方法将Imagenet的分类错误率降低至3.57%，已低于同类试验中人眼识别的错误率5.1%，其采用的神经网络已达到152层。

2016年，DeepMind使用了1920个CPU集群和280个GPU的深度学习围棋软件AlphaGo战胜人类围棋冠军李世石。

国内对深度学习的研究也在不断加速：

2012年，华为在香港成立“诺亚方舟实验室”从事自然语言处理、数据挖掘与机器学习、媒体社交、人际交互等方面的研究。

2013年，百度成立“深度学习研究院”（IDL），将深度学习应用于语言识别和图像识别、检索，2014年，Andrew Ng加盟百度。

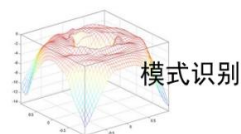
2013年，腾讯着手建立深度学习平台Mariana，Mariana面向识别、广告推荐等众多应用领域，提供默认算法的并行实现。

2015年，阿里发布包含深度学习开放模块的DTPAI人工智能平台。

深度学习(4)

■ 模型层面

- 深度信念网络 (DBN)
- 卷积神经网络 (CNN)
- 循环神经网络 (RNN)
- 深度+增强学习 (DLRL)
- 深度神经网络 (DNN)



计算机视觉



数据挖掘



机器学习

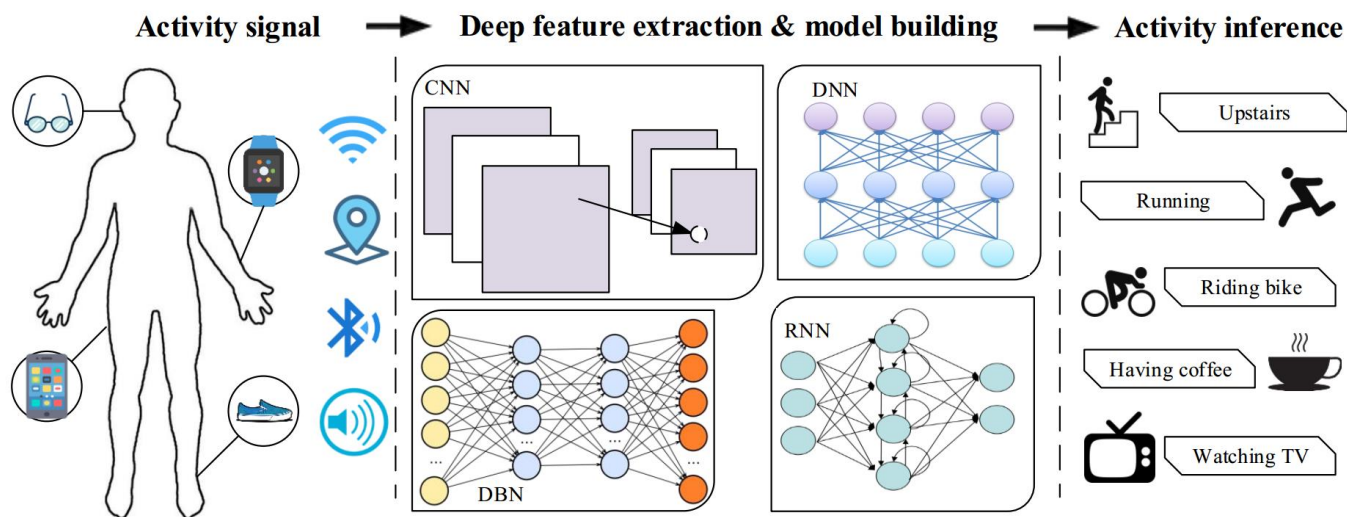
语音识别



统计学习



自然语言处理



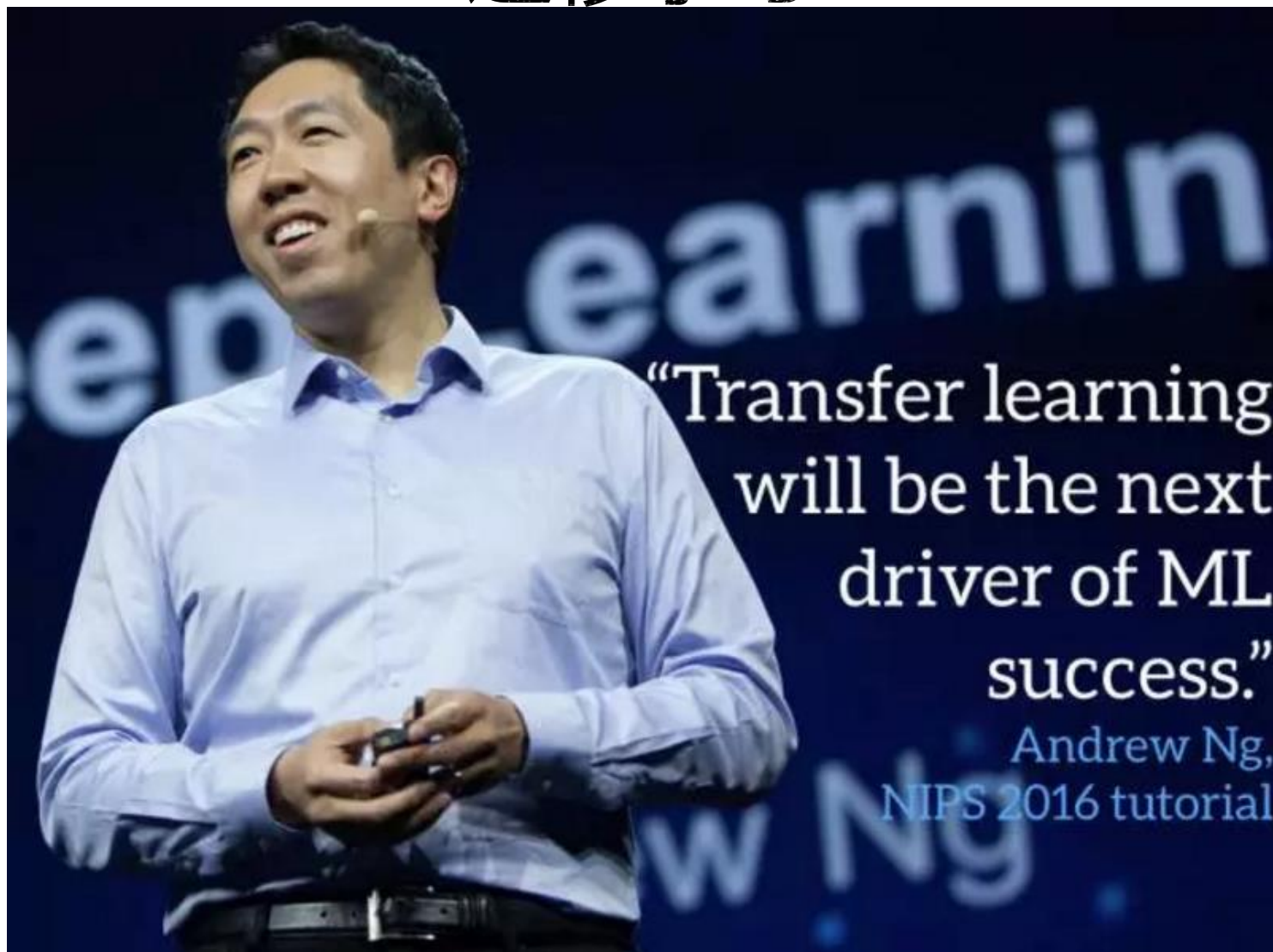
深度学习(5)

- 为什么深度学习会火？
 - 数据量更大：对模型简直天然加成
 - 计算能力增强：GPU计算，Google、微软计算集群
- 核心还是一个工程问题
 - 调参，调参，调参。。。
- 最近：生成对抗网络、预测学习、对偶学习
 - 生成对抗网络：一个网络学习，一个网络判准
 - 增强学习：惩罚
 - 对偶学习：互相学习知识

更多请参照我之前的报告：

http://jd92.wang/assets/files/l05_deeplearning.pdf

迁移学习



迁移学习(1)

- 我们人，是有举一反三能力的：



会下中国象棋，
我们可以类比着学国际象棋



会骑自行车，
我们可以类比着骑摩托车



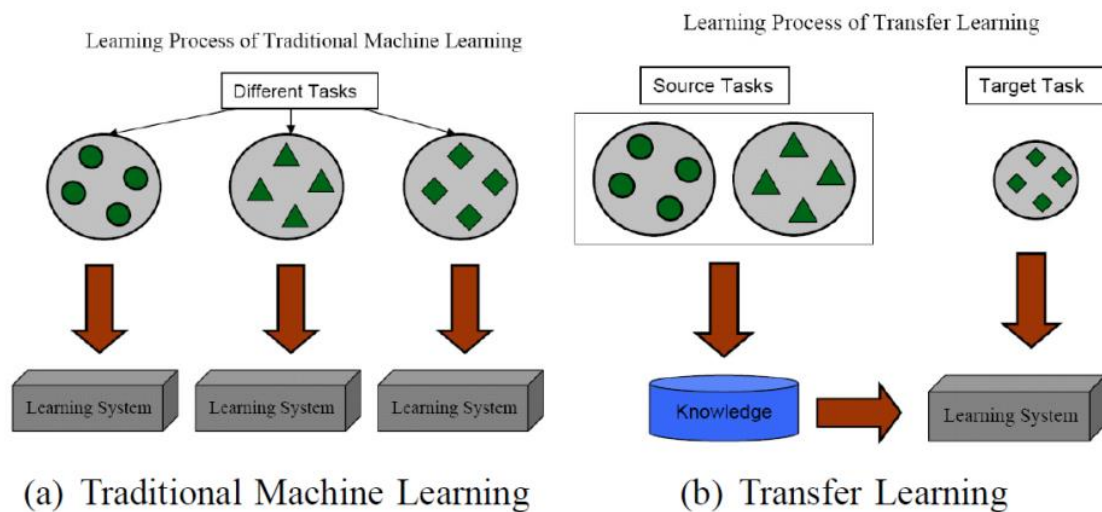
会写Java程序，
我们可以类比着学写C#

- 计算机可以吗？

迁移学习(2)

■ 迁移学习

- 将已经学习到的知识，应用于新的领域



- 节约新学习的成本
- 充分利用已有知识

负面迁移：

骑自行车→开汽车，能行不？

核心：找到相似性！

更多请参照我之前的报告：

http://jd92.wang/assets/files/l03_transferlearning.pdf

迁移学习 (3)

为什么要迁移学习？

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

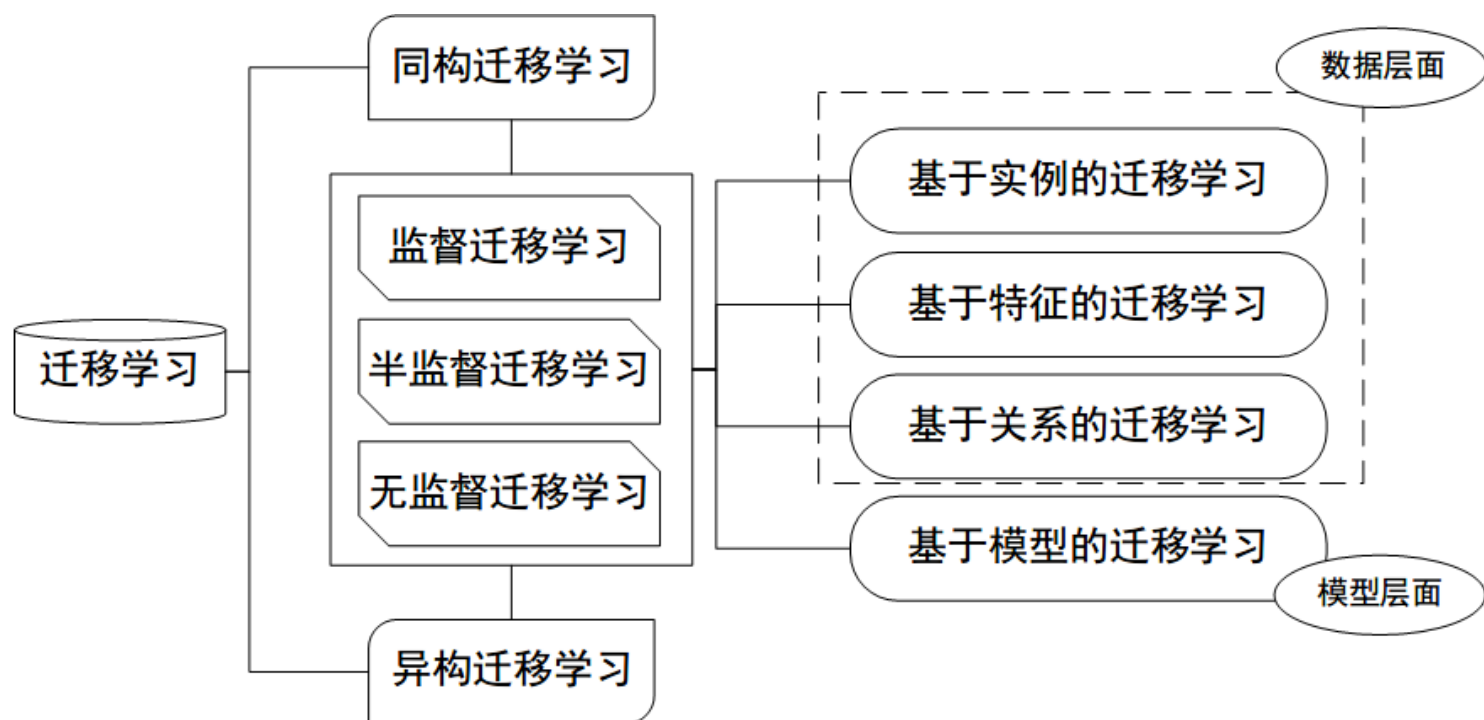
- 个性化模型很复杂
- 云-端的模型需要做具体化

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



■ 迁移学习的分类



■ 基于实例的迁移学习方法

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

■ 基于实例的迁移学习方法

■ 代表工作：

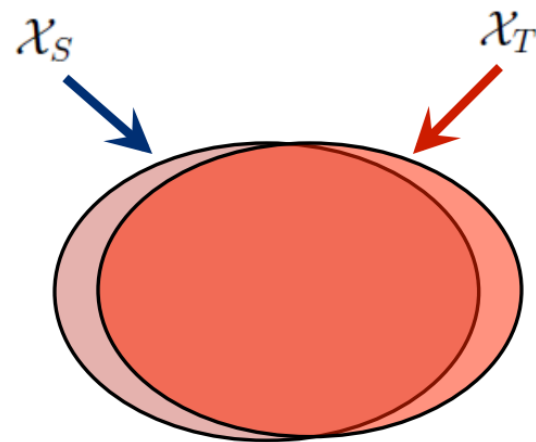
- TrAdaBoost [Dai, ICML-07]
- Kernel Mean Matching (KMM) [Smola, ICML-08]
- Density ratio estimation [Sugiyama, NIPS-07]

■ 优点：

- 方法较简单，实现容易

■ 缺点：

- 权重选择与相似度度量依赖经验
- 源域和目标域的数据分布往往不同



■ 基于特征的迁移学习方法

源域和目标域特征空间一致

源域（图像）→ 目标域（图像）



共同特征

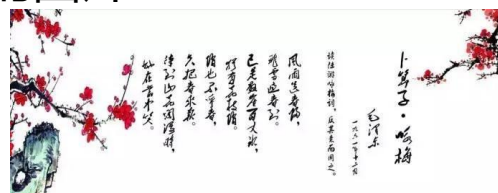
源域和目标域特征空间不一致

源域（文本）→ 目标域（图像）

待到山花烂漫时，
她在丛中笑



有文本标记的图片



- 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，然后进行传统的机器学习

■ 基于特征的迁移学习方法

■ 代表工作：

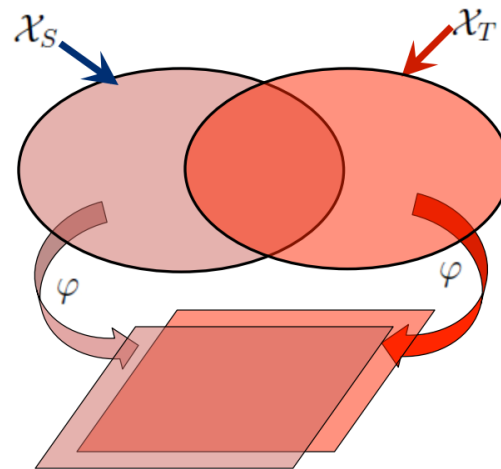
- Transfer component analysis (TCA) [Pan, TKDE-10]
- Spectral Feature Alignment (SFA) [Pan, WWW-10]
- Geodesic flow kernel (GFK) [Duan, CVPR-12]
- Transfer kernel learning (TKL) [Long, TKDE-15]

■ 优点：

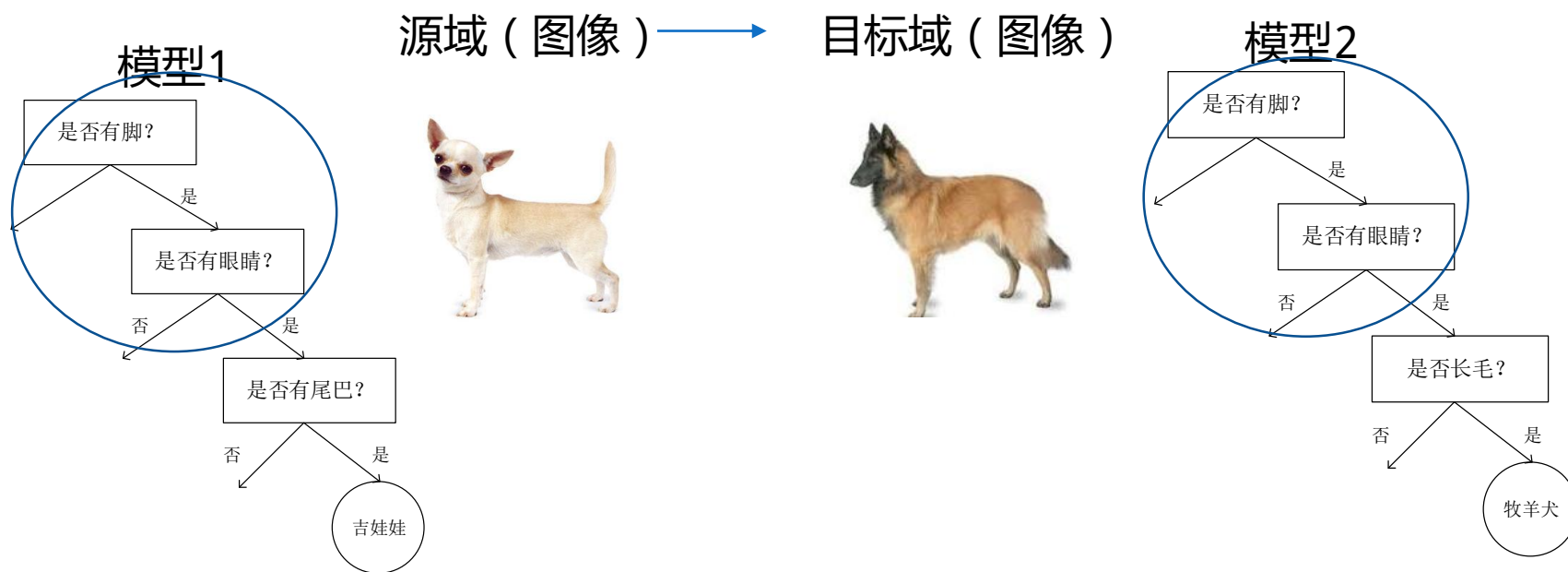
- 大多数方法采用
- 特征选择与变换可以取得好效果

■ 缺点：

- 往往是一个优化问题，难求解
- 容易发生过适配



■ 基于模型的迁移学习方法



- 特点：模型相同部分直接进行迁移
- 不需要数据训练

■ 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
- 缺点：
 - 模型参数不易收敛

■ 基于关系的迁移学习方法

师生关系



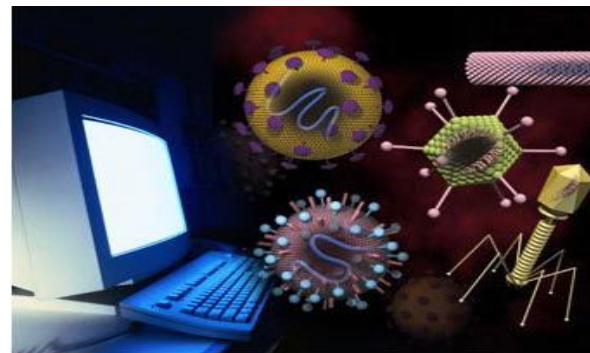
上下级关系



生物病毒

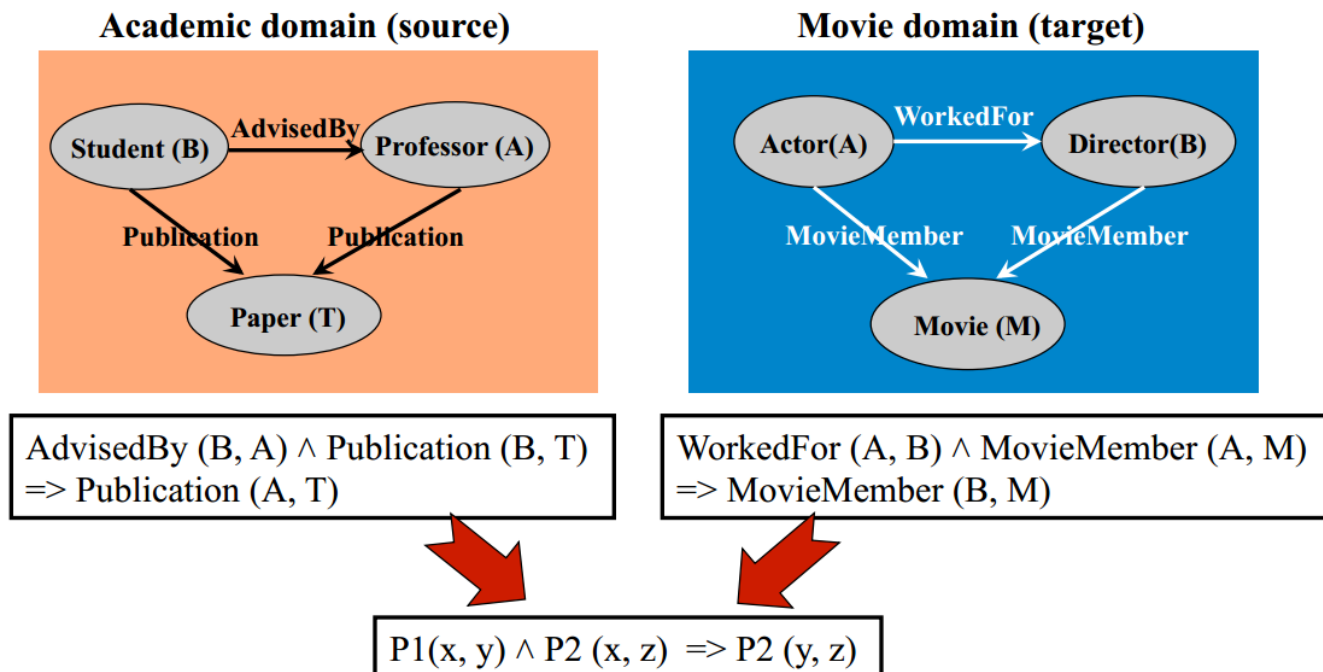


计算机病毒



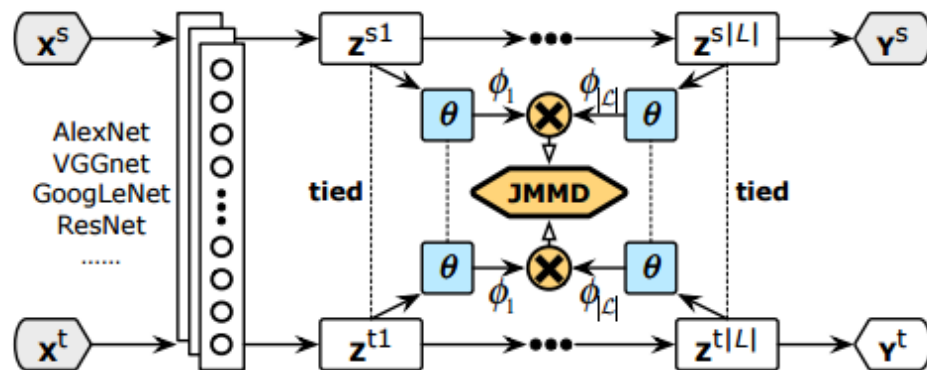
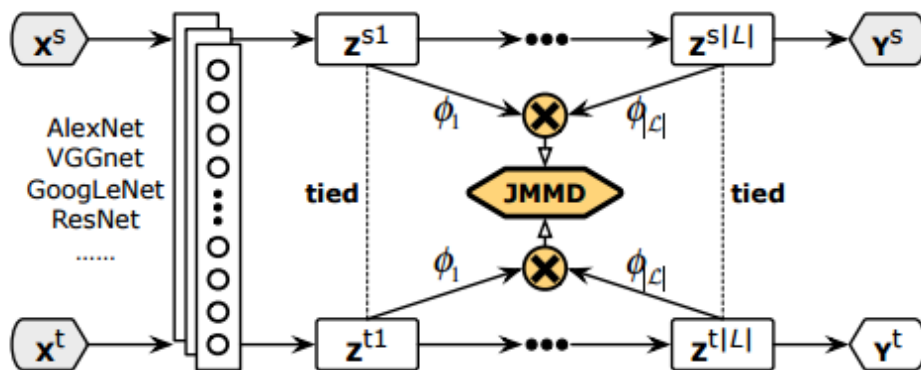
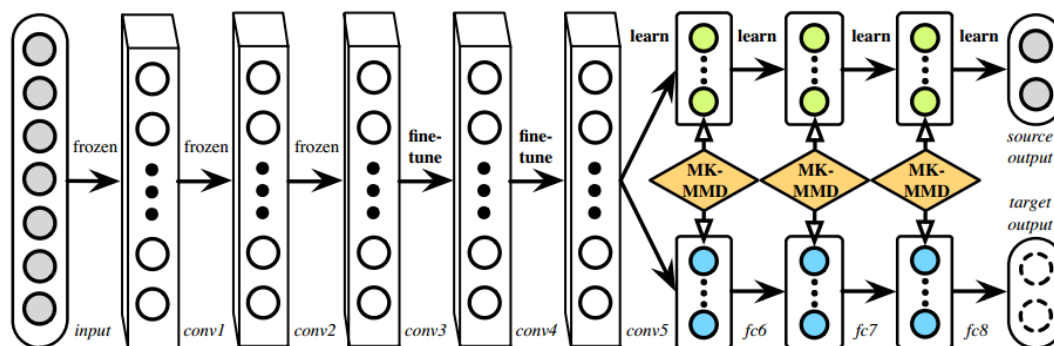
■ 基于关系的迁移学习方法

- 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]



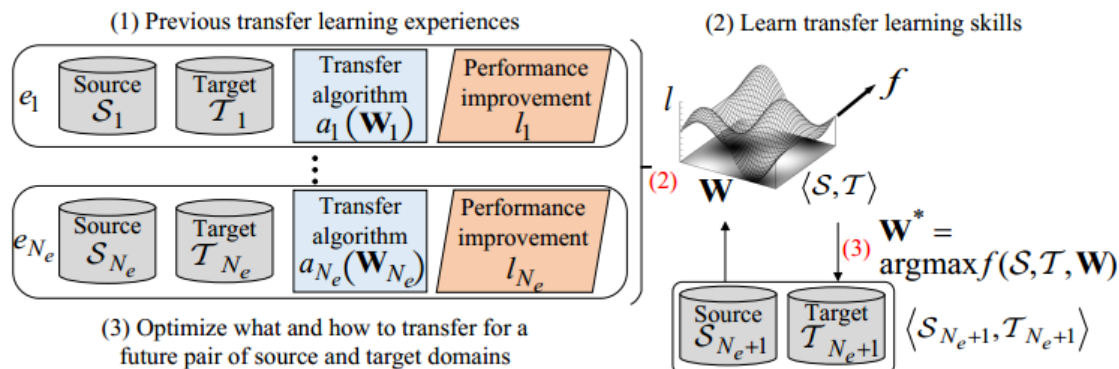
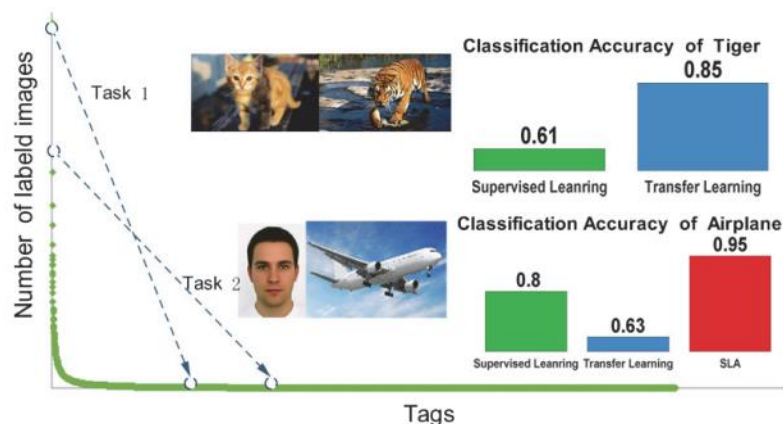
深度迁移学习

- 深度适配网络DAN/JAN
- [Long, ICML-15][Long, ICML-17]



最后看2个比较fancy的应用：

- 人脸识别飞机：[Tan, AAAI-17]
- 学习经验的迁移：[Wei, arXiv]



机器学习库

- 机器学习、深度学习强烈推荐：
 - Scikit-learn+Tensorflow
 - PyTorch
- 有GUI界面的(基本做不了深度学习)：
 - WEKA , Orange
- 从零开始使用Python安装：
 - Anaconda包(<https://www.continuum.io>)
 - Pip(<https://pypi.python.org/pypi>)
 - Scikit-learn(<http://scikit-learn.org/>)

如何入门机器学习(1)

- 学习机器学习的目的：
 - 大学生、研究者→深入了解，发文章
 - 工业界、开发者→懂行情，会使用
- 工业界和学术界，界限并不明显



如何入门机器学习(2)

■大学生、研究者

准备工作

- 理论知识 (高数、概率、线性代数、随机过程)
- 编码能力 (Python, Matlab, Java)

基本入门

- 李航《统计学习方法》
- 周志华《机器学习》
- 吴恩达公开课
- Kaggle竞赛

进阶提高

- 《模式分类》、《PRML》
- ICML、NIPS等国际会议
- 做自己的研究工作

- YouTube红人的机器学习课程：
 - <https://www.youtube.com/channel/UCWN3xxRkmTPmbKwht9FuE5A>
- 书籍资料整理：<https://github.com/ty4z2008/Qix/blob/master/dl.md>
- 斯坦福大学深度学习教程：
 - <https://www.youtube.com/playlist?list=PL3FW7Lu3i5JvHM8ljYj-zLfQRF3E08sYv>
- Kaggle竞赛：<https://www.kaggle.com/>

更多请参照我的Github：

<https://github.com/jindongwang/MachineLearning>

如何入门机器学习(3)

■ 工业界、开发者



- 基本编程能力
(Python、Matlab)
- 常用框架了解

- 《机器学习实战》
- 框架基本使用

- Kaggle竞赛
- 做自己的项目

- 理论+实践，重在实践！
- 吴恩达写给工业界的新书：[Machine learning yearning](#)
- Kaggle竞赛：<https://www.kaggle.com/>



参考资料

- 比较全的机器学习资源：
<https://github.com/allmachinelearning/MachineLearning>
- 迁移学习：<https://github.com/jindongwang/transferlearning>
- 深度学习书：<https://github.com/HFTrader/DeepLearningBook>
- 斯坦福大学卷积神经网络教程：
<https://www.youtube.com/playlist?list=PL3FW7Lu3i5JvHM8ljYj-zLfQRF3E08sYv>
- 网络红人：<https://www.youtube.com/channel/UCWN3xxRkmTPmbKwht9FuE5A>
- 生成对抗网络(GAN)：<https://github.com/YadiraF/GAN>
- 我的特征提取知乎Live：
<https://www.zhihu.com/lives/819543866939174912>
- 本次内容的知乎版本：<https://www.zhihu.com/lives/792423196996546560>
- 我的联系方式
 - 知乎：@王晋东不在家
 - 个人网站：<http://jd92.wang>
 - 微博：@秦汉日记

[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, AAI-07] Mihalkova L, Huynh T, Mooney R J. Mapping and revising Markov logic networks for transfer learning[C]//AAAI. 2007, 7: 608-614.

[Tan, AAI-17] Tan B, Qiang Y, et al. Distant domain transfer learning. AAAI 2017.

[Long, ICML-15] Long M, Wang J, et al. Learning transferrable feature with deep adaptation networks. ICML 2015.

[Long, ICML-17] Long M, Zhu H, et al. Deep Transfer Learning with Joint Adaptation Networks. ICML 2017.

多多实验，多多思考

浅谈机器学习

王晋东

<http://jd92.wang>

2017.09.16

路漫漫其修远兮
吾将上下而求索

37