

刚刚，吴恩达讲了干货满满的一节全新AI课，全程手写板书

原创 2017-09-20 专注报道AI 量子位

夏乙 编译整理

量子位 出品 | 公众号 QbitAI

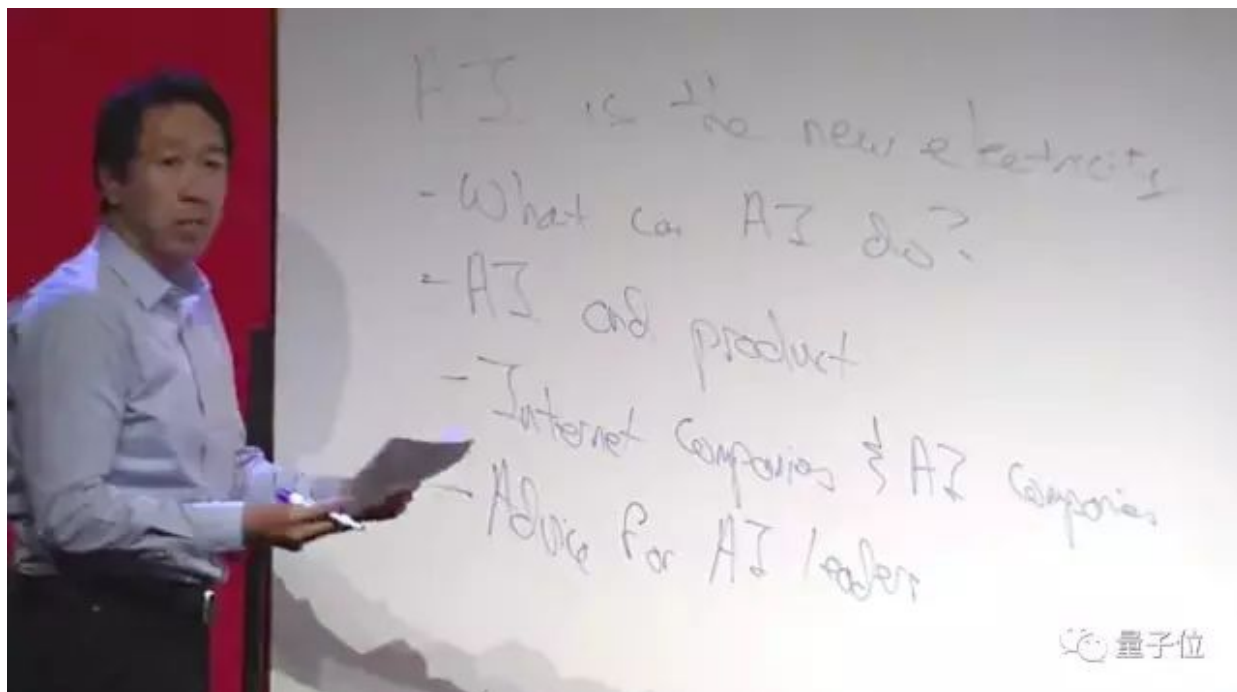


给吴恩达三块白板和一支马克笔，听他讲一节精彩的课。

刚刚，在O'reilly举办的AI Conference上，吴恩达做了个25分钟的演讲，主题依然是“AI is the new electricity” 😊，但内容可以说是充满诚意非常干货了。

吴恩达老师这节课，主要讲了这四部分内容：

- AI能做什么？各种算法有多大商业价值？
- 做AI产品要注意什么？
- 怎样成为真正的AI公司？
- 给AI领导者的建议



△ 现场视频截图，主要看字😂

先上视频：



嗯...无法访问此页面

尝试此操作

- 请确保你已获取正确的网址: <https://v.qq.com>
- 在必应上搜索“<https://v.qq.com>”
- [刷新页面](#)

详细信息

视频是全英语的，字幕是没来得及做的。

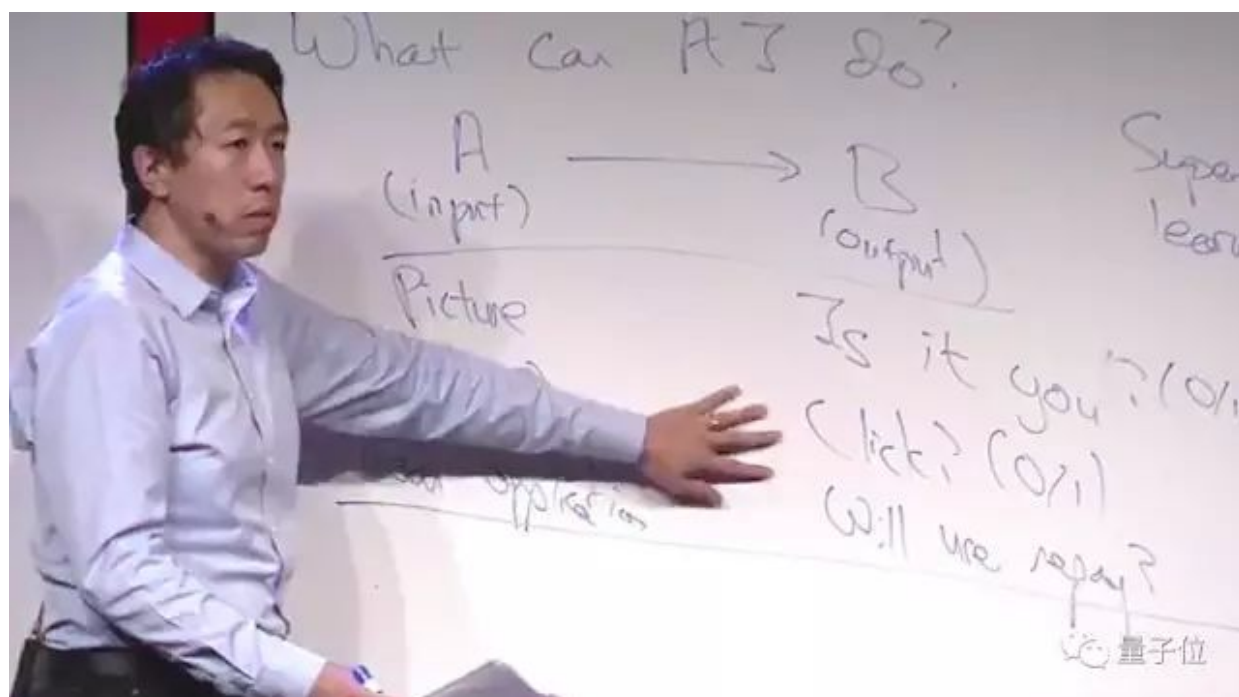
英语好的小伙伴看视频就好啦，英语不（那么）好的同学继续往下看。量子位看着视频写了一份笔记，将其中的干货摘录如下：

吴恩达的老师的开场白，依然是AI像当年的电力一样，正开始改变所有行业。

要理解AI，就要先进入我们的第一部分：

AI能做什么？

目前，AI技术做出的经济贡献几乎都来自**监督学习**，也就是学习从A到B，从输入到输出的映射。



比如说，输入一张照片，让机器学会判断这张照片是不是你，输出0或1。

现在最赚钱的机器学习应用，应该说是在线广告。在这个例子中，输入是广告和用户信息，输出是用户会不会点击这个广告（还是0或1）。

监督学习还可以应用在消费金融领域，输入贷款申请信息，输出用户是否会还款。

过去几年里，机器学习经历了迅速的发展，越来越擅长学习这类A到B的映射，创造了大规模的经济效益。

同时，AI的进步也体现在监督学习的输出不再限于0或1的数字。



比如说语音识别的任务，也是一种端到端的学习，输入音频，输出文本。只要有足够的数据，语音识别就能达到很好的效果。

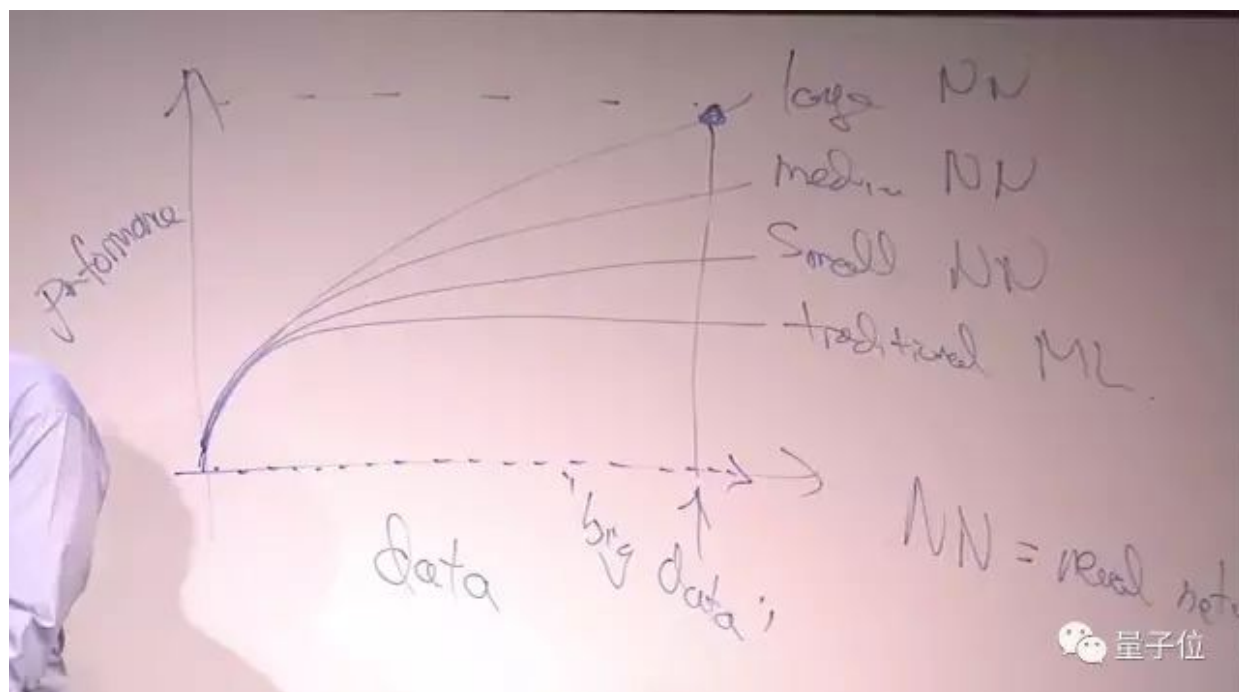
这类算法为语音搜索、亚马逊Alexa、苹果Siri、百度DuerOS等等提供了基础。

还有输入英语输出法语的机器翻译，输入文本输出音频的TTS (Text to Speech) 等等，都是监督学习的应用。

监督学习的缺点是它需要大量的标注数据，这影响了它的普及。

经常有人问我，为什么神经网络已经存在了这么多年，AI却近年来才开始快速发展？

很多人可能见过我画这张图：



横轴是数据量，纵轴是算法的性能。

随着数据量的增加，传统机器学习算法的性能并没有明显提升，而神经网络的性能，会有比较明显的提升，神经网络越大，性能的提升就越明显。

为了达到最佳的性能，你需要两样东西：一是大量的数据，二是大型的神经网络。



还有一个问题，有很多人问我：机器学习中最大的趋势是什么？算法如何创造价值？

现在来看，创造最多价值的还是监督学习。

如果你问我监督学习之后是什么，我认为**迁移学习**现在也开始创造不少经济效益。可能因为这个概念不够性感，所以人们谈论得不多。

比如说你的算法从一个像ImageNet那样的大数据集学到了图像识别，然后用迁移学习，用到医学影像诊断上。

而**非监督学习**，我认为是非常好的长期研究项目。它也创造了一些经济价值，特别是在自然语言处理上。

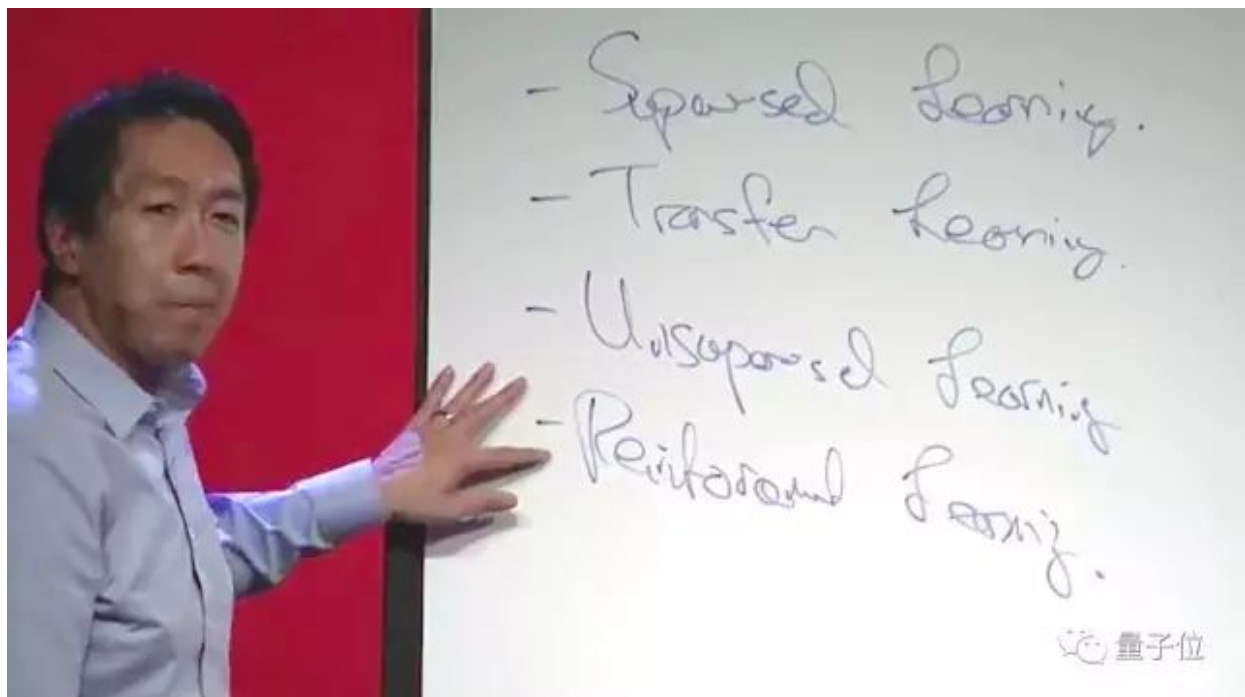
强化学习也很有意思，我研究了很多年，现在也还在这方面做一些微小的工作。但是我认为，强化学习的舆论热度 and 经济效益有点不成比例。

强化学习对数据的饥渴程度甚至比监督学习更严重，要为强化学习算法获取到足够的数据非常难。

在打游戏这个领域，强化学习表现很好，这是因为在电子游戏中，算法可以重复玩无限次，获取无限的数据。

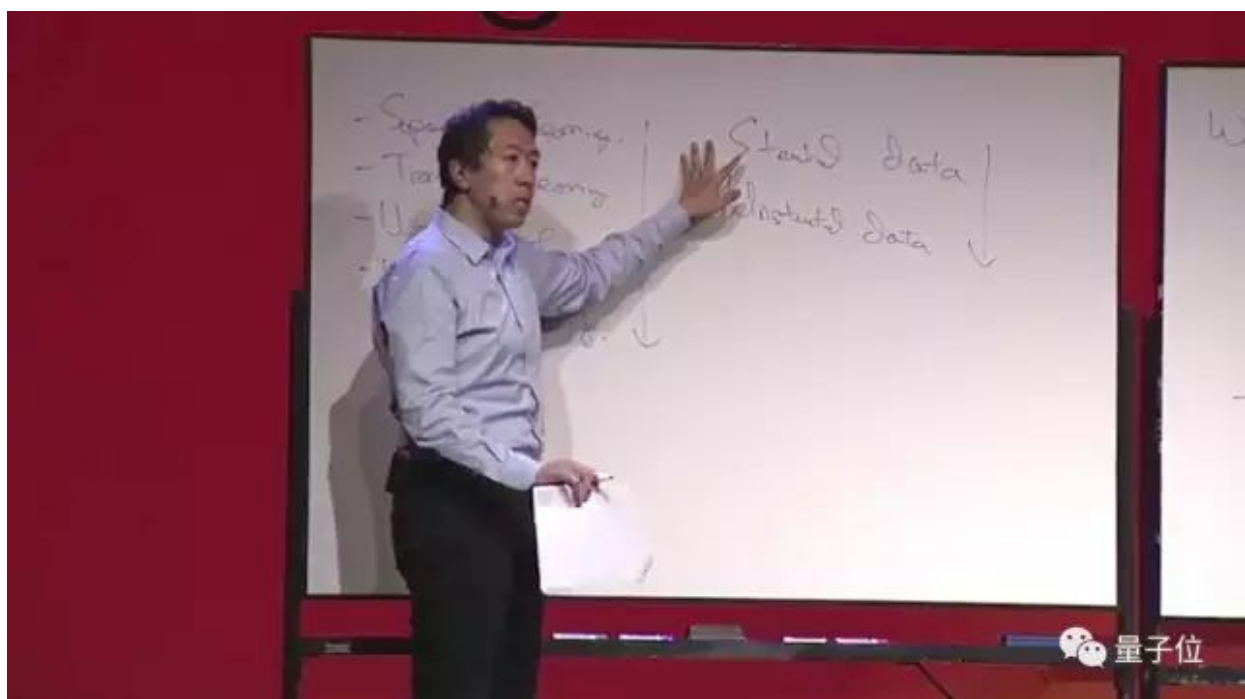
在机器人领域，我们也可以建立一个模拟器，相当于能让强化学习agent在其中模拟无人车、人形机器人，重复无限次“游戏”。

除了游戏和机器人领域之外，要把强化学习应用到商业和实践中还有很长的路要走。



现在，监督学习、迁移学习、非监督学习、强化学习这四类算法所创造的经济效益是递减的。

当然，这只是目前的情况。计算机学科不断有新突破，每隔几年就变个天。这四个领域中的任何一个都可能发生突破，几年内这个顺序就可能要重排。



我注意到的另一件事情是，**机器学习依靠结构化数据，比非结构化数据创造了更多的经济效益。**

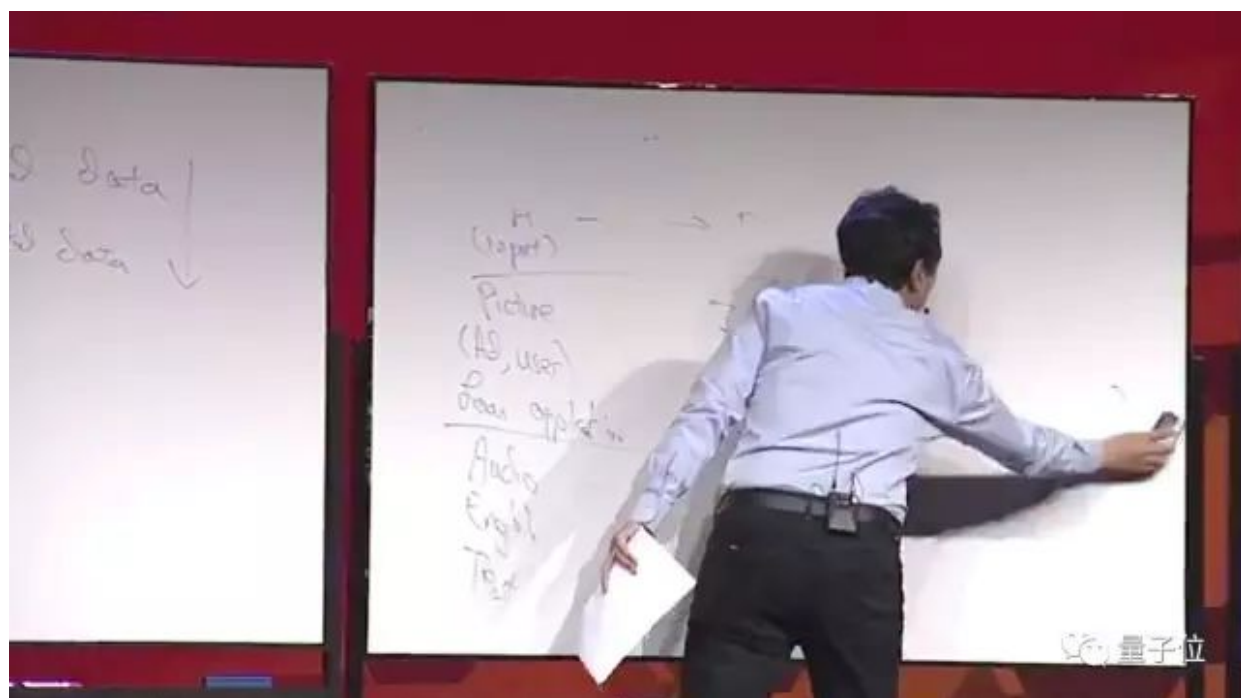
举个结构化数据的例子，比如说你的数据库记录了用户的交易情况，谁什么时候买了什么东西，谁什么时间给谁发了信息，这就是结构化数据。

而像图像、音频、自然语言等等，就是非结构化数据。

虽然非结构化数据听起来更吸引人，舆论热度更高，但结构化数据的价值在于它通常专属于你的公司，比如说只有你的打车公司才有用户什么时候叫车、等了多长时间这样一个数据集。

所以，不要低估结构化数据结合深度学习所能创造的经济价值。

在前面谈到的几类学习算法中，单是监督学习就已经为公司、创业者创造了大量的经济价值和机会。



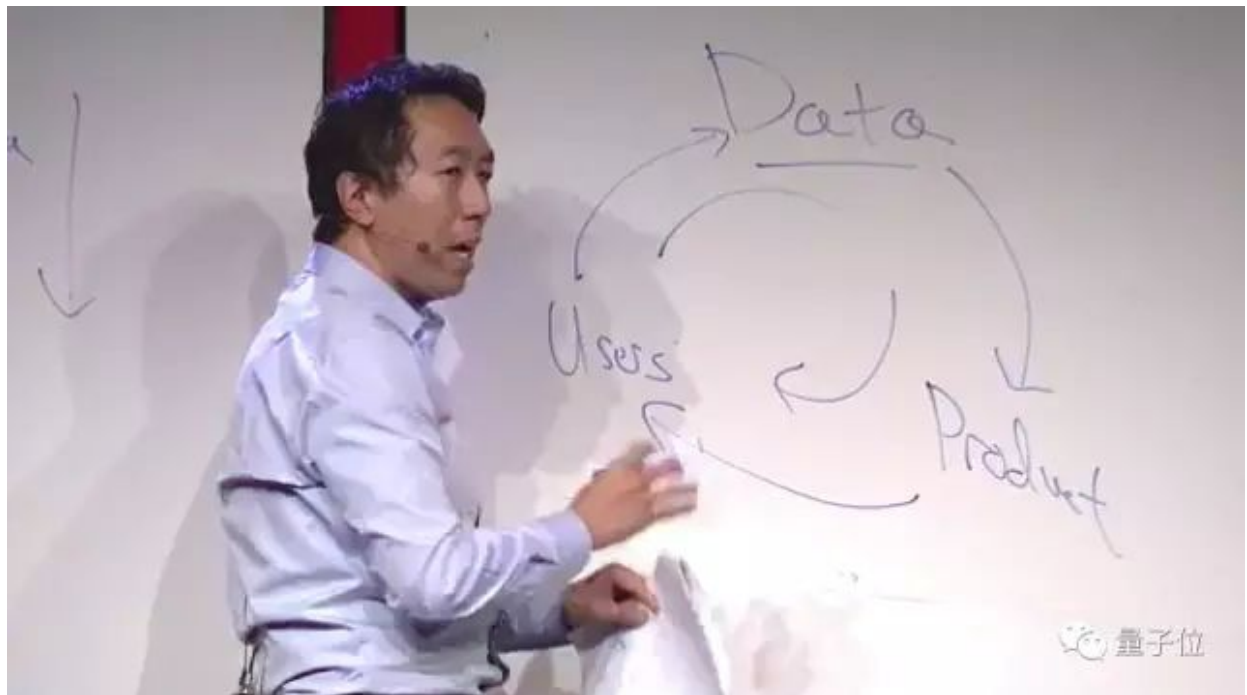
△ 再擦一块白板（×2），继续~

做AI产品要注意什么？

有一个很有意思的趋势，是AI的崛起正改变着公司间竞争的基础。

公司的壁垒不再是算法，而是数据。

当我建立一家新公司，会特地设计一个循环：



先为算法收集足够的数据，这样就能推出产品，然后通过这个产品来获取用户，用户会提供更多的数据……

有了这个循环之后，对手就很难追赶你。

这方面有一个很明显的例子：搜索公司。搜索公司有着大量的数据，显示如果用户搜了这个词，就会倾向于点哪个链接。

我很清楚该如何构建搜索算法，但是如果没有大型搜索公司那样的数据集，简直难以想象一个小团队如何构建一个同样优秀的搜索引擎。这些数据资产就是最好的壁垒。



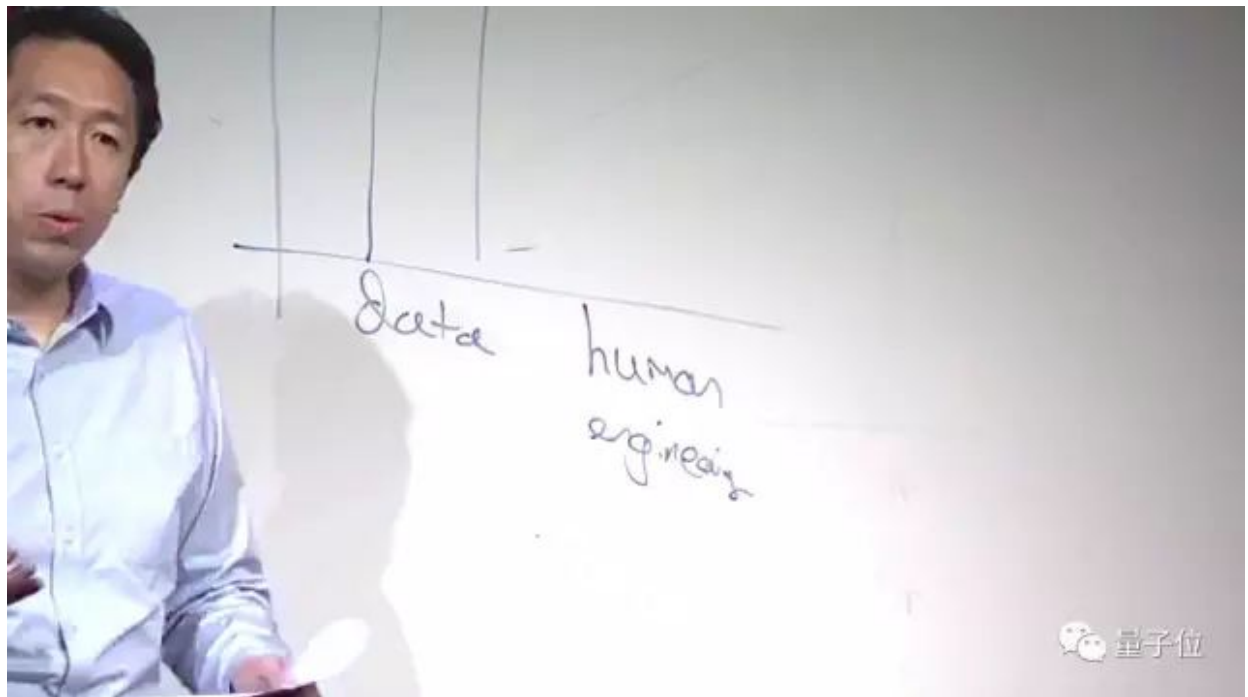
工程师们还需要清楚这一点：

AI的范围，比监督学习广泛得多。我认为人们平时所说的AI，其实包含了好几类工具：比如机器学习、图模型、规划算法、知识表示（知识图谱）。

人们的关注点集中在机器学习和深度学习，很大程度上是因为其他工具的发展速度很平稳。

如果我现在建立一个AI团队，做AI项目，很多时候应该用图模型，有时应该用知识图谱，但是最大的机遇还是在于机器学习，这才是几年来发展最快、出现突破的领域。

接下来我要和大家分享一下我看问题的框架。



计算机，或者说算法是怎样知道该做什么的呢？它有两个知识来源，一是数据，二是人工（human engineering）。

要解决不同的问题，该用的方法也不同。

比如说在线广告，我们有那么多的数据，不需要太多的人工，深度学习算法就能学得很好。

但是在医疗领域，数据量就很少，可能只有几百个样例，这时就需要大量的人工，比如说用图模型来引入人类知识。

也有一些领域，我们有一定数量的数据，但同时也需要人工来做特征工程。

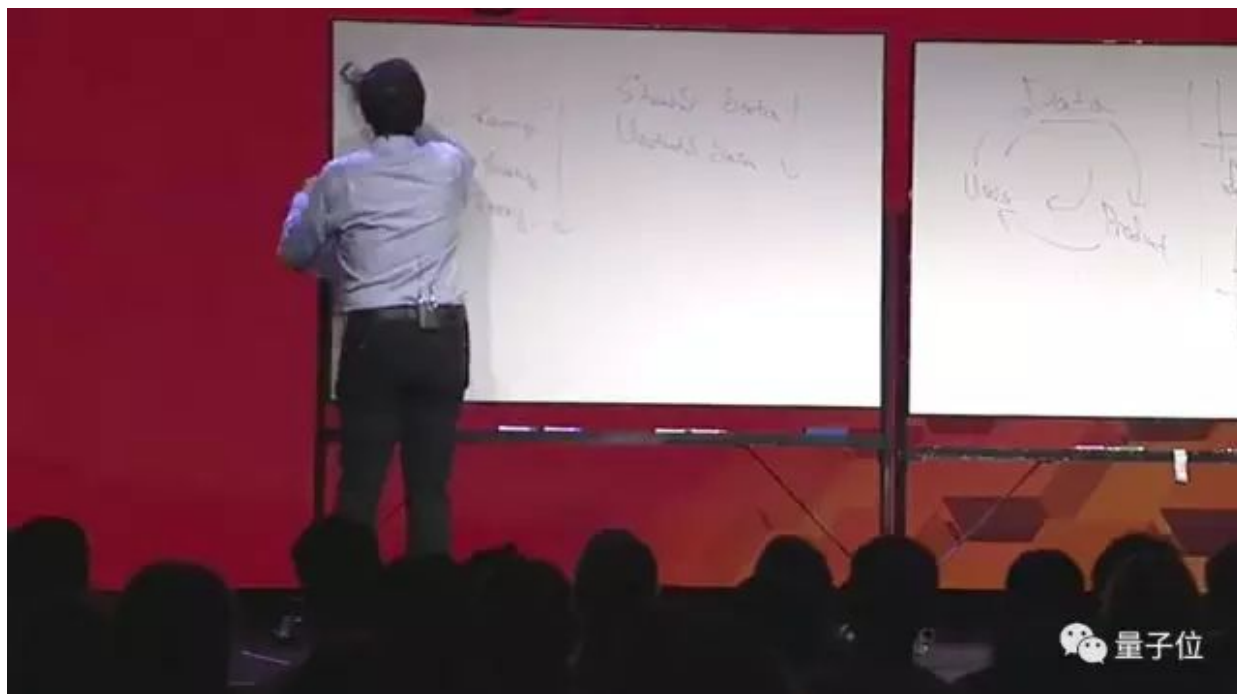


当然，还要谈一谈工程师如何学习。

很多工程师想要进入AI领域，很多人会去上在线课程，但是有一个学习途径被严重忽视了：读论文，重现其中的研究。

当你读了足够多的论文，实现了足够多的算法，它们都会内化成你的知识和想法。

要培养机器学习工程师，我推荐的流程是：上（deeplearning.ai的）机器学习课程来打基础，然后读论文并复现其中的结果，另外，还要通过参加人工智能的会议来巩固自己的基础。



△ 再擦一块白板 (×3)

怎样成为真正的AI公司？

我接下来要分享的这个观点，可能是我今天所讲的最重要的一件事。

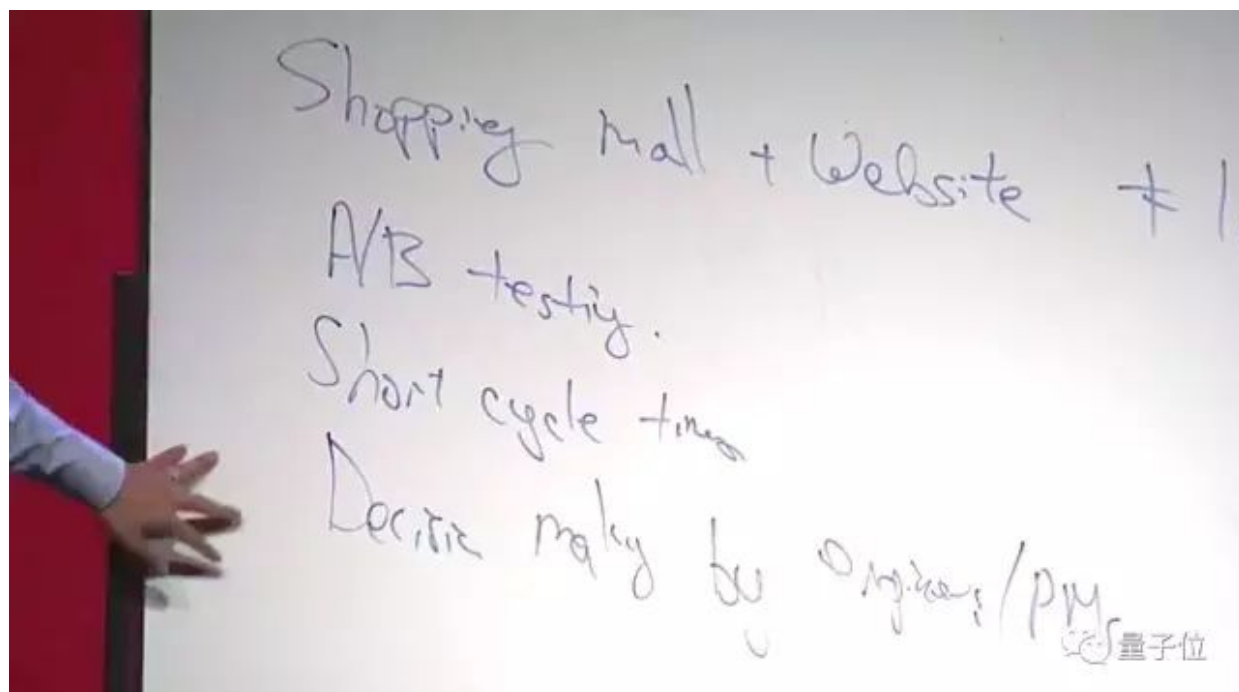
从大约20年、25年前开始，我们开始看见互联网时代崛起，互联网成为一个重要的东西。

我从那个时代学到了一件重要的事：

商场 + 网站 ≠ 互联网公司

我认识一家大型零售公司的CIO，有一次CEO对他说：我们在网上卖东西，亚马逊也在网上卖东西，我们是一样的。

不是的。



互联网公司是如何定义的呢？不是看你有没有网站，而是看做不做A/B测试、能不能快速迭代、是否由工程师和产品经理来做决策。

这才是互联网公司的精髓。

现在我们经常听人说“AI公司”。在AI时代，我们同样要知道：

传统科技公司 + 机器学习/神经网络 ≠ AI公司（全场笑）

公司里有几个人在用神经网络，并不能让你们成为一家AI公司，要有更深层的变化。

20年前，我并不知道A/B测试对互联网公司来说有多重要。现在，我在想AI公司的核心是什么。

我认为，AI公司倾向于**策略性地获取数据**。我曾经用过这样一种做法：在一个地区发布产品，为了在另一个地区发布产品而获取数据，这个产品又是为了在下一个地区发布产品来获取数据用的，如此循环。而所有产品加起来，都是为了获取数据驱动一个更大的目标。

像Google和百度这样的大型AI公司，都有着非常复杂的策略，为几年后做好了准备。

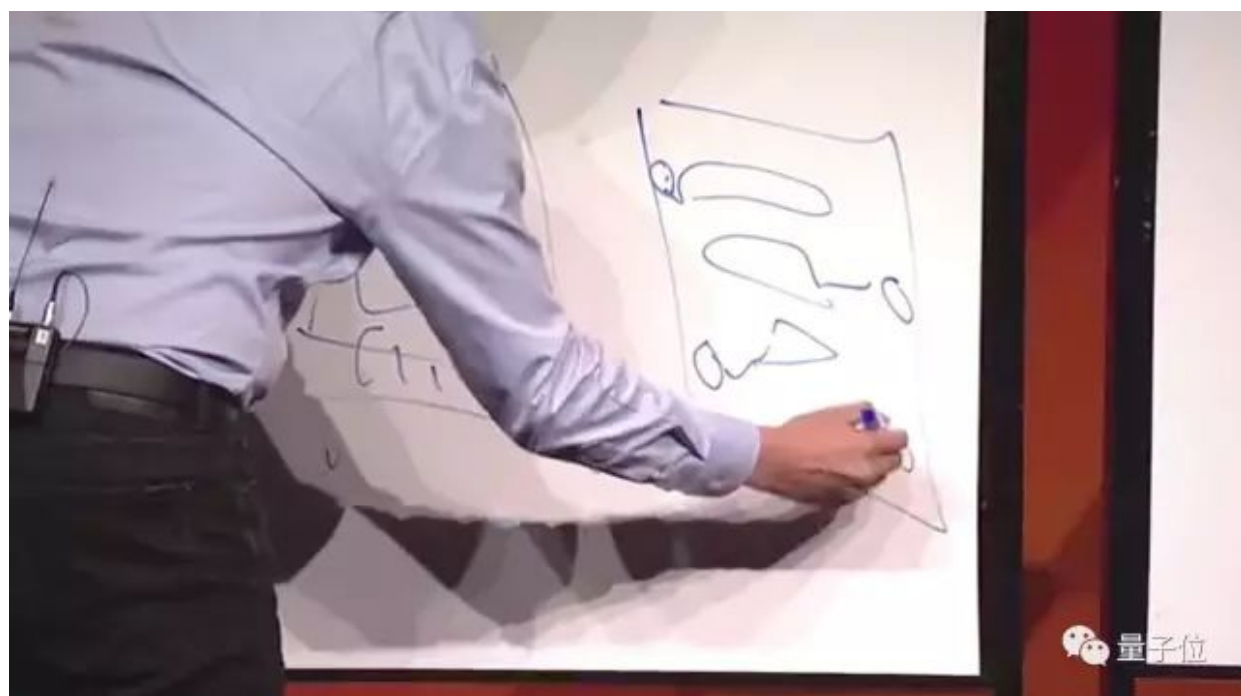
第二点是比较战术性的，你可能现在就可以开始施行：AI公司通常有**统一的数据仓库**。

很多公司有很多数据仓库，很分散，如果工程师想把这些数据放在一起做点什么，可能需要和50个不同的人来沟通。

所以我认为建立一个统一的数据仓库，所有的数据都存储在一起是一种很好的策略。

另外，**普遍的自动化**和**新的职位描述**也是AI公司的重要特征。

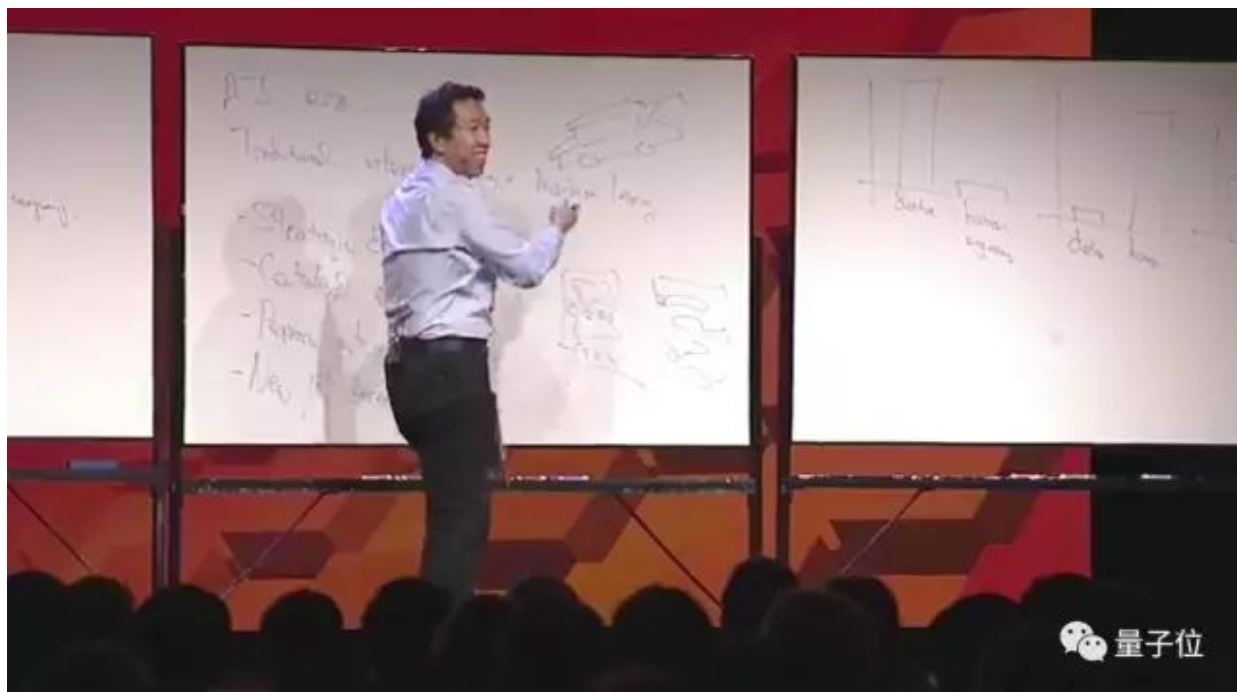
比如说在移动互联网时代，产品经理在设计交互App的时候可能会画个线框图：



然后工程师去实现它，整个流程很容易理清楚。

但是假设在AI时代，我们要做一个聊天机器人，这时候如果产品经理画个线框图说：这是头像，这是聊天气泡，并不能解决问题。

聊天气泡长什么样不重要，我需要知道的是，这个聊天机器人要说什么话。线框图对聊天机器人项目来说没什么用。



如果一个产品经理画了个无人车的线框图，说“我们要做个这个”，更是没什么用。
(全场笑)

在AI公司里，产品经理在和工程师沟通的时候，需要学会运用数据，要求精确的反馈。

给AI领导者的建议

时间好像不够了，给高管的建议嘛，欢迎阅读我给《哈佛商业评论》写的文章 😊

互动时间

如果你对吴恩达最后提到的那篇文章感兴趣，可以在量子位微信公众号 (QbitAI) 对话界面，回复：“**hbr**”三个字母，即可获得地址。

— 完 —

加入社群

量子位AI社群8群开始招募啦，欢迎对AI感兴趣的同学，加小助手微信qbitbot3入群；

此外，量子位专业细分群(**自动驾驶、CV、NLP、机器学习等**)正在招募，面向正在从事相关领域的工程师及研究人员。

进群请加小助手微信号qbitbot3，并务必备注相应群的关键词~通过审核后我们将邀请进群。（专业群审核较严，敬请谅解）

诚挚招聘

量子位正在招募编辑/记者，工作地点在北京中关村。期待有才气、有热情的同学加入我们！相关细节，请在量子位公众号(QbitAI)对话界面，回复“招聘”两个字。



量子位 QbitAI

持续追踪AI技术和产品新动态