

A I 商 业 化 下 的

技术演进

T e c h n o l o g i c a l e v o l u t i o n

主办方 **Geekbang> InfoQ**
极客邦科技

卷首语

AI 的大规模发展需要解决信任问题

作者 薛命灯

Gartner 最近的一份报告称，AI 正在成为一种新兴的“大趋势”。尽管如此，现代 AI 尚未在企业中真正落地，在构建 AI 功能和寻找最佳应用程序方面仍然存在着诸多障碍。但对于大型企业来说，信任是广泛采用 AI 的一个更大的问题。

为什么说企业 AI 仍然处在试点阶段？

TechEmergence 最近的一项研究表明，企业中的大多数 AI 项目都只是试点项目，完全成熟的工业级 AI 系统仍然很少见，除非是少数科技巨头开发的系统。导致这种情况的因素有很多。

首先是 AI 人才缺口。很多公司无法招到能够开发有效 AI 系统的 AI 专家。不过现在有越来越多的在线学习材料，以及新开设的学位和非学位课程，这些应该有助于在未来几年缓解这一问题。

其次，开发 AI 系统不仅仅是数据建模。但迄今为止，实验室研究和开源社区的大部分工作都集中在建模任务上。斯坦福大学的 DAWN 项目、伯克利的 RISELab、麻省理工学院的 ML 2.0 以及 DataBricks 的 MLflow，都在致力于解决这一问题。

第三，一些 AI 方法还不够成熟。虽然现代 AI 方法确实存在很多局限性，但大量工业应用仍然可以利用层出不穷的文献中所提到的技术从 AI 转换中获益。

最后一个问题，也是最重要的一个，那就是信任问题。

如果说上述的问题都已得到解决，那么到最后我们所面临的挑战就只剩下信任了：企业需要什么样的保证来采用 AI 解决方案？什么样的检查或认证是正确和充分的？组织如何说服员工建立对这些新智能系统的信任？这就是 AI 信任的全部意义所在。

即使 AI 模型在训练和测试期间已经达到了可接受的性能水平，但这并不意味着它们会被最终用

AiCon

全球人工智能与机器学习技术大会

2018.12.20-33

BEIJING CHINA

户信任或采用——无论是公司员工还是消费者自己。缺少了信任，AI 的采用和影响将是很有有限的。

尽管信任至关重要，但大多数 AI 研究仍然把重点放在改善广泛使用的性能指标上，包括速度和准确性。虽然这种方法可能可以用于比较 AI 方法和量化某种进展，但要说服人们——尤其是没有 AI 技术知识的人——信任 AI 系统，是远远不够的。

信任的发展是一个错综复杂的过程。一个值得信赖的 AI 系统，它必须解决植根于人类信任当中的若干与技术、社会和心理相关的挑战。

我们应该对 AI 系统抱持适当的信任，即与它们的真实能力成比例。对 AI 过度的错误信任可能会非常危险，最终会导致信任破裂。幸运的是，AI 研究界对这个问题的认识也在不断提高。

未来会怎样？

对 AI 的信任将成为大规模采用 AI 的主要推动力之一。意识到这一点，最终将有助于 AI 研究人员和从业人员开发能够被企业广泛采用的 AI 方法和框架。

目录

05 一文看懂NLP神经网络发展历史中最重要的8个里程碑！

17 李开复：年轻人现在就该开始找AI替代不了的工作

21 都去炒AI和大数据了，落地的事儿谁来做？

28 从腾讯知文看，怎样做好智能问答机器人？

31 人人恐惧AI寒冬，他却希望泡沫再破裂一次

38 AI技术寡头争霸：控制开源工具，就控制了整个生态

44 这些机器学习技术趋势正在消失，你需要了解一下

本期主编 陈利鑫

架构师特刊 流程编辑 丁晓昀

发行人 霍泰稳

AICon全球人工智能与机器学习技术大会主要面向各行业对AI技术感兴趣的中高端技术人员。大会聚焦AI最前沿技术、产业化和商业化的动态，将重点关注人工智能的落地实践，关注人工智能技术领域的行业变革与技术创新，与企业一起探寻AI的边界。

一文看懂NLP神经网络发展历史中最重要的8个里程碑！

作者 Sebastian Ruder 译者 小大非



AI 前线导读：这篇文章中作者尝试将 15 年的自然语言处理技术发展史浓缩为 8 个高度相关的里程碑事件，不过它有些偏向于选择与当前比较流行的神经网络技术相关的方向。我们需要关注的是，本文中介绍的许多神经网络模型都建立在同时代的非神经网络技术之上。在文章的最后，作者强调了这些有影响力的技术成果，它们为以后的 NLP 方法发展奠定了基础。

这是两篇系列文章中的第一篇。在 2018 年的 Indaba 深度学习大会 上，Herman Kamper 和我组织了一场自然语言处理研讨会，整个会议的幻灯片可以在[这里下载](#)。本文将讨论用神经网络方法解决 NLP 问题的主要进展，而第二篇文章将主要讨论 NLP 中的开放性问题。

在这篇文章中我尝试将近 15 年的自然语言处理技术发展史浓缩为 8 个高度相关的里程碑事件，为此不得不省略许多相关性较强时也比较重要的技术事件。本文更偏向于选择与当前比较流行的神经网络技术相关的方向，这可能会给人一种错误的印象，即在这一时期没有其他有影响力的技术方法产生。需要特别强调的是，本文介绍的许多神经网络模型都建立在同时代的非神经网络技术之上。在这篇文章的最后一部分，我会着重介绍这些有影响力的非神经网络技术成果，它们为以后的 NLP 方法发展奠定了基础。

本文主要的内容如下：

- 2001—神经语言模
- 2008—多任务学习

- 2013—词嵌入
- 2013—NLP 神经网络
- 2014—sequence-to-sequence 模型
- 2015—注意力机制
- 2015—基于记忆的网络
- 2018—预训练语言模型
- 其他的里程碑事件
- 传统算法里程碑事件

2001—神经语言模型

语言建模任务指的是给定前一个单词去预测文本中的下一个单词。它可能是比较简单的语言处理任务，具体的实际应用场景包括 智能键盘、电子邮件回复建议 (Kannan 等人, 2016)、拼写自动更正等。正如很多人所知，语言建模有着丰富的历史。其中比较经典的方法基于 n-grams，并使用平滑处理不可见的 n-grams (Kneser & Ney, 1995)。

第一个神经语言模型是 Bengio 等人在 2001 年提出的前馈神经网络，如图 1 所示。

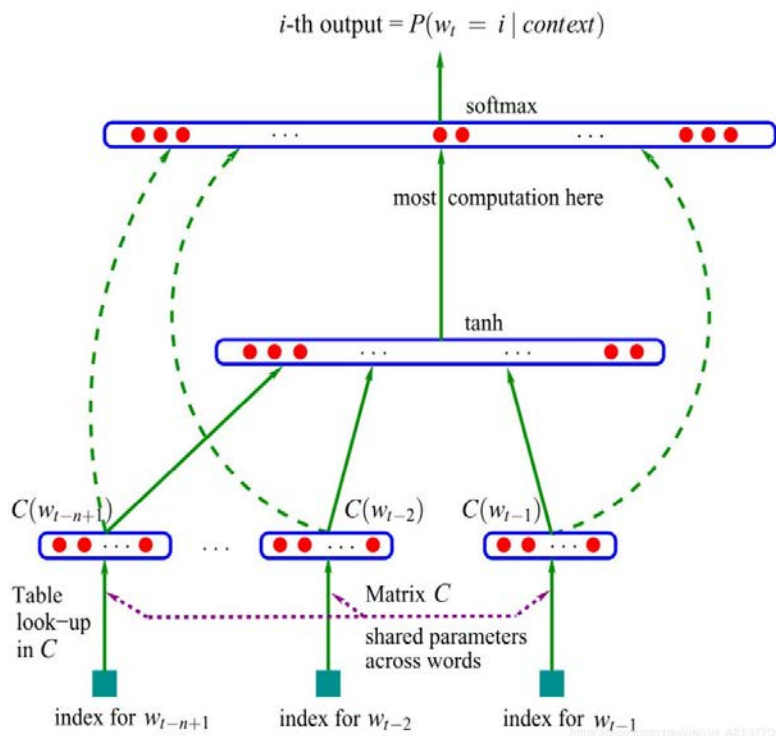


图1 前馈神经网络语言模型 (Bengio 等, 2001; 2003)

这个模型将从表 C 中查找到的 n 个单词作为输入向量表征。这种向量被现在的学者们称做“词嵌入”。这些词嵌入级联后被输入到一个隐藏层中，该隐藏层的输出又被输入到 softmax 层。更多关于模型的

信息，请看[这篇文章](#)。

最近，在语言建模技术方面，前馈神经网络被循环神经网络（RNNs；Mikolov 等人，2010）和长短时记忆网络（LSTMs；格雷夫斯，2013）所取代。尽管近年来提出了许多扩展经典 LSTM 的新语言模型（请参阅 本页 以获得概述），经典的 LSTM 仍然作为一个强大的基线存在着（Melis 等人，2018）。甚至 Bengio 等人的经典前馈神经网络在某些情况下也可以与更复杂的模型一较高下，因为这些模型通常只会考虑距离较近的单词（Daniluk 等人，2017）。因此，如何更好地理解这种语言模型所捕获的信息也是一个比较热门的研究领域（Kuncoro 等人，2018；布莱文斯等人，2018 年）。

语言建模通常是应用 RNN 时的第一步，对于这一点大家已经形成了共识。许多人是通过 Andrej 的博客 文章第一次接触到语言建模的。语言建模是一种非监督学习形式，Yann LeCun 也将其称为预测性学习，并将其作为获得基础常识的先决条件（参见 NIPS 2016 年的幻灯片）。语言建模最引人关注的一点是，尽管它很简单，但却是本文后面讨论的许多技术发展的核心：

- 词嵌入：word2vec 的目标是简化语言建模。
- sequence-to-sequence 模型：这种模型通过一次预测一个单词生成一个输出序列。
- 预训练语言模型：这些方法使用来自语言模型的表述进行迁移学习。

反过来讲，这意味着近年来 NLP 的许多重要进展都可以归结为某些形式的语言建模。为了“真正”理解自然语言，仅仅从文本的原始形式中学习是不够的。我们需要新的方法和模型。

2008—多任务学习

多任务学习是在多个任务上训练的模型之间共享参数的一种通用方法。在神经网络中，可以通过给不同层施以不同的权重，来很容易地实现多任务学习。多任务学习的概念最初由 Rich Caruana 在 1993 年提出，并被应用于道路跟踪和肺炎预测（Caruana, 1998）。直观地说，多任务学习鼓励模型学习对许多任务有用的表述。这对于学习一般的、低级的表述形式、集中模型的注意力或在训练数据有限的环境中特别有用。想要更全面地了解多任务学习，请看 这篇文章。

在 2008 年，Collobert 和 Weston 将多任务学习首次应用于 NLP 的神经网络。在他们的模型中，查询表（或单词嵌入矩阵）在两个接受不同任务训练的模型之间共享，如下面的图 2 所示。

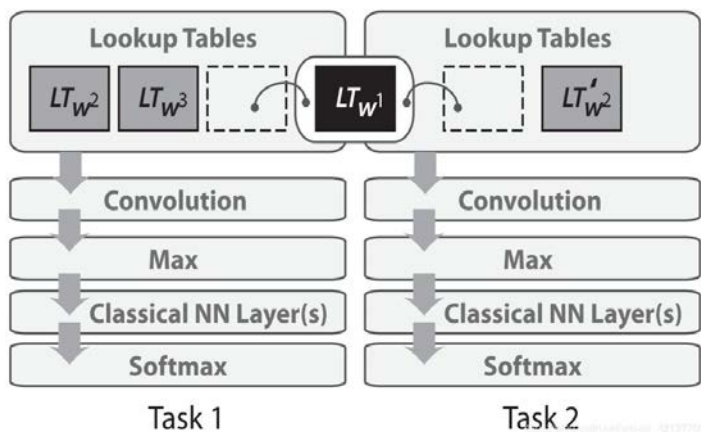


图2 单词嵌入矩阵的共享（Collobert & Weston, 2008 年；Collobert 等人，2011）

词嵌入的共享，使得模型能够在词嵌入矩阵中协作和共享一般的低级信息，而这些低级信息所占的参数量往往是模型中最大的一部分。2008 年，Collobert 和 Weston 共同撰写的论文对多任务学习之外的其他应用还产生了一定的影响。它率先提出了一些想法，如对文字嵌入进行预训练以及使用卷积神经网络（CNNs）来处理文本数据。它获得了 ICML 2018 年的经典论文奖（参见 本文的经典论文奖演讲）。

多任务学习现在被广泛地用于 NLP 任务。充分利用现有的或“人造”的任务进行训练，可以更好的提高 NLP 效率。有关不同辅助任务的概述，请看 这篇文章。虽然参数的共享通常是预定义的，但是在优化过程中也可以学习到不同的共享模式（Ruder 等人，2017）。随着对多任务模型泛化能力的评估，多任务学习越来越重要，最近还提出了多任务学习的专用标准（Wang 等人，2018；McCann 等人，2018 年）。

2013—词嵌入

用稀疏向量表示文本，即所谓的 词袋模型 在 NLP 有着悠久的历史。正如上文中介绍的，早在 2001 年就开始使用密集向量表示词或词嵌入。Mikolov 等人在 2013 年提出的创新技术是通过去除隐藏层，逼近目标，进而使这些单词嵌入的训练更加高效。虽然这些技术变更本质上很简单，但它们与高效的 word2vec 配合使用，便能使大规模的词嵌入训练成为可能。

Word2vec 有两种风格，如下面的图 3 所示：连续字袋（CBOW）和 skip-gram。不过他们的目标不同：一个是根据周围的单词预测中心单词，而另一个则相反。

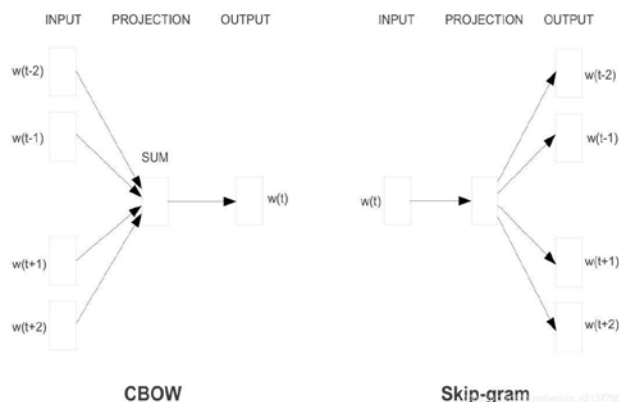


图3 连续字袋和 skip-gram 架构（Mikolov 等人，2013a；2013 b）

虽然这些嵌入在概念上与使用前馈神经网络学习的嵌入在概念上没有区别，但是在一个非常大的语料库上训练之后，它们就能够捕获诸如性别、动词时态和国家 - 首都关系等单词之间的特定关系，如下图 4 所示。

这些词语间关系的获得及其背后的意义引发了人们对嵌入技术的兴趣——人们开始大量研究这些线性关系形成的原理（Arora 等人，2016；Mimno & Thompson, 2017；Antoniak & Mimno, 2018 年；Wendlandt 等人，2018 年）。然而，推动词嵌入技术成为当前 NLP 的主流技术的却不是这些原理，而是在初始化时使用预训练的嵌入，因为这样做可以提高下游任务的性能。

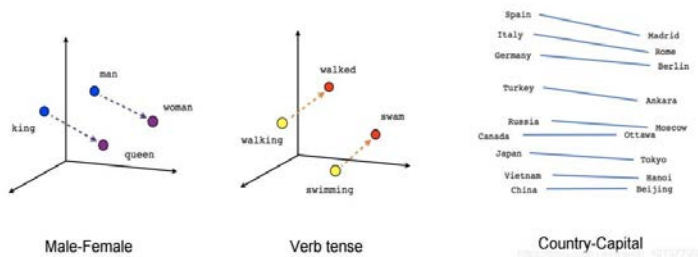


图4 word2vec (Mikolov 等人, 2013a; 2013 b)

虽然 word2vec 捕捉到的词间关系很直观、质量高得甚至有些神奇，但后来的研究表明，word2vec 本身并没有什么特别之处：词嵌入也可以通过矩阵分解来学习 (Pennington 等人, 2014)；通过适当的调优，SVD 和 LSA 等经典的矩阵分解方法也得到了类似的结果 (Levy 等人, 2015)。

从那以后，人们开始投入大量的精力去探索词嵌入的各个方面（从原文引用的惊人数量可以看出）。通过这篇文章，我们可以看出一些趋势和未来的方向。尽管有许多发展进步，但到现在为止，word2vec 仍然是大众的首选。对 Word2vec 的使用范围已经不限于单词级别了：基于局部上下文学习嵌入的简单目标——带负抽样的 skip-gram 已被用于学习句子表示 (Mikolov & Le, 2014; Kiros 等人, 2015)。Word2vec 甚至还在网络 (Grover & Leskovec, 2016) 和生物序列 (Asgari & Mofrad, 2015) 等其他应用场景中发挥了作用。

一个比较有研究价值的技术方向是将不同语言的词嵌入到同一个空间中，以实现（零样本）跨语言迁移。以一种完全不受监督的方式（至少对于类似的语言来说）学习数据以实现一个好的推测效果变得越来越有可能 (Conneau 等人, 2018 年; Artetxe 等人, 2018 年; Søgaard 等人, 2018)。这种学习方式可被应用于语言资源缺乏的无监督机器翻译系统中 (Lample 等人, 2018;; Artetxe 等人, 2018)。查看 (Ruder 等人, 2018) 以获得概述。

2013—NLP 神经网络

2013 年和 2014 年是 NLP 问题开始引入神经网络模型的时期。使用最广泛的三种主要的神经网络是：循环神经网络、卷积神经网络和递归神经网络。

循环神经网络 (RNNs) 循环神经网络是处理 NLP 中普遍存在的动态输入序列的一个最佳的技术方案。Vanilla RNNs (Elman, 1990) 很快被经典的长 - 短期记忆网络 (Hochreiter & Schmidhuber, 1997) 所取代，它被证明对消失和爆炸梯度问题更有弹性。在 2013 年之前，RNN 仍被认为很难训练；Ilya Sutskever 的博士论文为改变这种现状提供了一个关键性的例子。下面的图 5 对 LSTM 单元进行了可视化显示。双向 LSTM (Graves 等人, 2013) 通常用于处理左右两边的上下文。

卷积神经网络 (CNNs) 卷积神经网络本来是广泛应用于计算机视觉领域的技术，现在也开始应用于语言 (Kalchbrenner 等人, 2014; Kim 等人, 2014)。文本的卷积神经网络只在两个维度上工作，其中滤波器（卷积核）只需要沿着时间维度移动。下面的图 6 显示了 NLP 中使用的典型 CNN。

卷积神经网络的一个优点是它们比 RNN 更可并行化，因为其在每个时间步长的状态只依赖于本地上下文（通过卷积运算），而不是像 RNN 那样依赖过去所有的状态。使用膨胀卷积，可以扩大 CNN 的感受野，使网络有能力捕获更长的上下文 (Kalchbrenner 等人, 2016)。CNN 和 LSTM 可以

组合和叠加（Wang 等人，2016），卷积也可以用来加速 LSTM（Bradbury 等人，2017）。

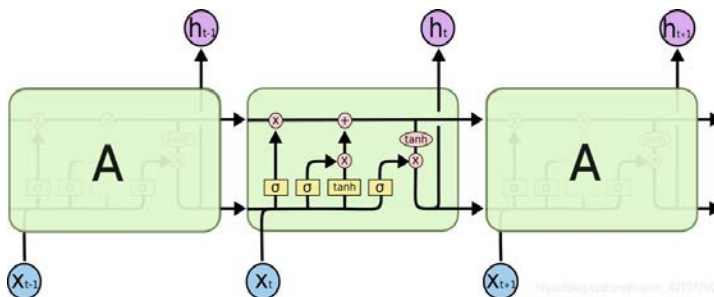


图5 LSTM 网络（来源：Chris Olah）

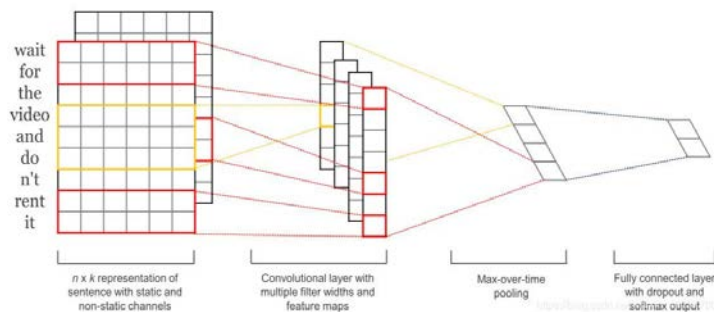


图6 文本卷积神经网络（Kim, 2014）

递归神经网络 RNN 和 CNN 都将语言视为一个序列。然而，从语言学的角度来看，语言本质上是层次化的：单词被组合成高阶短语和从句，这些短语和从句本身可以根据一组生产规则递归地组合。将句子视为树而不是序列的语言学启发思想产生了递归神经网络（Socher 等人，2013），如下图 7 所示。

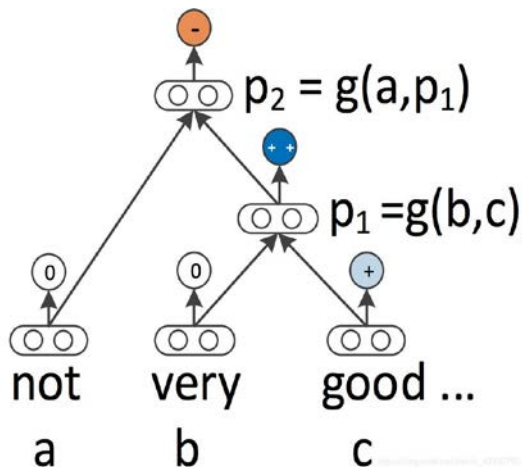


图7 递归神经网络（Socher 等人，2013）

递归神经网络从下到上构建序列的表示，这一点不同于从左到右或从右到左处理句子的 RNN。

在树的每个节点上，通过组合子节点的结果来计算新的结果。由于树也可以被视为在 RNN 上强加不同的处理顺序，所以 LSTM 自然地也被扩展到树上 (Tai 等人, 2015)。

RNN 和 LSTM 可以扩展到使用层次结构。单词嵌入不仅可以在本地学习，还可以在语法语境中学习 (Levy & Goldberg, 2014)；语言模型可以基于句法堆栈生成单词 (Dyer 等人, 2016)；图卷积神经网络可以基于树结构运行 (Bastings 等人, 2017)。

2014—sequence-to-sequence 模型

2014 年，Sutskever 等人提出了 sequence-to-sequence 模型。这是一个使用神经网络将一个序列映射到另一个序列的通用框架。在该框架中，编码器神经网络逐符号处理一个句子，并将其压缩为一个向量表示；然后，一个解码器神经网络根据编码器状态逐符号输出预测值，并将之前预测的符号作为每一步的输入，如下图 8 所示。

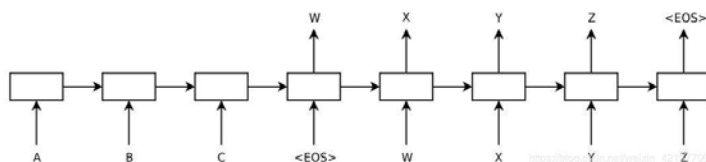


图8 sequence-to-sequence 模型 (Sutskever 等人, 2014)

机器翻译是对这个框架比较成功的应用。2016 年，谷歌宣布将开始用神经 MT 模型取代基于单片短语的 MT 模型 (Wu 等人, 2016)。根据 Jeff Dean 的说法，这意味着用 500 行神经网络模型替换 50 万行基于短语的 MT 代码。

由于其灵活性，这个框架现在是自然语言生成任务的首选框架，其中不同的模型承担了编码器和解码器的角色。重要的是，解码器模型不仅可以解码一个序列，而且可以解码任意表征。例如，可以基于图像生成标题 (Vinyals 等人, 2015) (如下图 9 所示)、基于表生成文本 (Lebret 等人, 2016) 和基于应用程序中源代码更改描述 (Loyola 等人, 2017)。

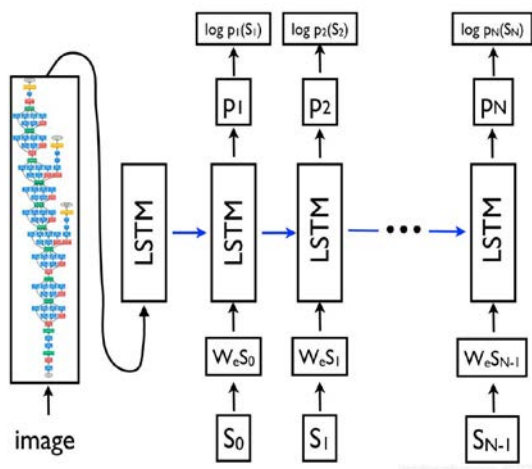


图 9 基于图像生成标题 (Vinyals 等人, 2015)

sequence-to-sequence 学习甚至可以应用于 NLP 中输出具有特定结构的结构化预测任务。为了简单起见，输出被线性化，如下面的图 10 所示，用于进行选区解析。神经网络已经证明了在有足够数量的训练数据进行选区分析（Vinyals 等人，2015）和命名实体识别（Gillick 等人，2016）的情况下，直接学习可以产生这种线性化输出的能力。

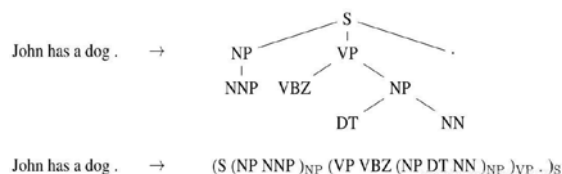


图 10 线性化选区解析树（Vinyals 等人，2015）

序列和解码器的编码器通常基于 RNN，但可以使用其他模型类型。新的体系结构主要来源于 MT 的贡献，它是 sequence-to-sequence 模型体系结构的主要开发者。最新的模型有 deep LSTMs（Wu 等人，2016；tional encoders、Kalchbrenner 等人，2016；Gehring 等人，Transformer、Vaswani 等人，2017）和 LSTM 与 Transformer 的结合体（Chen 等人，2018）。

2015—注意力机制

注意力机制（Bahdanau 等人，2015）是神经网络机器翻译（NMT）的核心创新之一，也是使 NMT 模型胜过经典的基于短语的 MT 系统的关键思想。sequence-to-sequence 模型的主要瓶颈是需要将源序列的全部内容压缩为一个固定大小的向量。注意力机制通过允许解码器回头查看源序列隐藏状态来缓解这一问题，然后将其加权平均作为额外输入提供给解码器，如下面的图 11 所示。

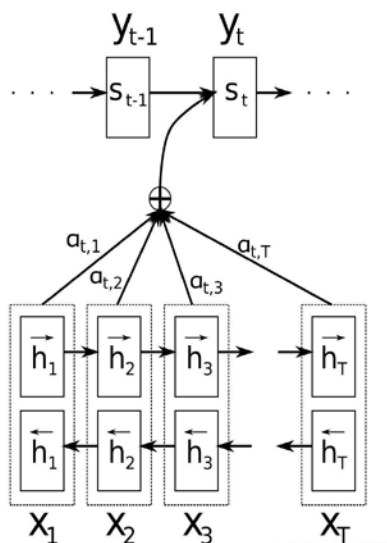


图 11 Attention（Bahdanau 等人，2015）

注意力机制有很多不同的形式 (Luong 等人, 2015)。这里有一个简短的概述。注意力机制广泛适用于任何需要根据输入的特定部分做出决策的任务, 并且效果不错。它已被应用于一致性解析 (Vinyals 等人, 2015)、阅读理解 (Hermann 等人, 2015) 和一次性学习 (Vinyals 等人, 2016) 等诸多领域。输入甚至不需要是一个序列, 即可以包含其他表示, 如图像字幕 (Xu 等人, 2015), 如下图 12 所示。注意力机制的一个额外的功能是, 它提供了一种少见的功能, 我们可以通过检查输入的哪些部分与基于注意力权重的特定输出相关来了解模型的内部工作方式。



A woman is throwing a frisbee in a park.

图12 图像字幕模型中的视觉注意力, 预测模型在生成“飞盘”时所关注的内容。(Xu 等人, 2015)

注意力机制也不仅仅局限于观察输入序列; 可以使用 self-attention 查看句子或文档中的周围单词, 以获得更佳的上下文敏感的词表示。Transformer 架构的核心是多层次的自我关注 (Vaswani 等人, 2017), 这是目前 NMT 最先进的模型。

2015 一基于记忆的网络

注意力机制可以看作是模糊记忆的一种形式。记忆由模型的隐藏状态组成, 模型选择从记忆中检索内容。想要更详细地了解注意力及其与记忆的联系, 请看这篇文章。研究者们提出了许多具有更明确记忆的模型。这些模型有不同的变体, 如神经图灵机 (Graves 等, 2014)、记忆网络 (Weston 等, 2015) 和端到端记忆网络 (Sukhbaatar 等, 2015)、动态记忆网络 (Kumar 等, 2015)、神经微分计算机 (Graves 等, 2016) 和循环实体网络 (Henaff 等, 2017)。

记忆的访问通常基于与当前状态的相似度, 类似于注意力, 通常可以写入和读取。模型在如何实现和利用内存方面有所不同。例如, 端到端记忆网络多次处理输入, 并更新记忆以实现多个推理步骤。神经图灵机也有一个基于位置的寻址, 这允许他们学习简单的计算机程序, 如排序。基于记忆的模型通常应用于一些特定任务中, 如语言建模和阅读理解。在这些任务中, 长时间保存信息应该很有用。记忆的概念是非常通用的: 知识库或表可以充当记忆, 而记忆也可以根据整个输入或它的特定部分填充。

2018 一预训练语言模型

预训练的词嵌入与上下文无关, 仅用于初始化模型中的第一层。最近几个月, 一系列监督型任务被用于神经网络的预训练 (Conneau 等人, 2017; McCann 等人, 2017; Subramanian 等人, 2018 年)。

相反，语言模型只需要无标签的文本；因此，训练可以扩展到数十亿个令牌、新域和新语言。预训练语言模型于 2015 年被首次提出 (Dai & Le, 2015)；直到最近，它们才被证明在各种任务中效果还是不错的。语言模型嵌入可以作为目标模型中的特征 (Peters 等人, 2018 年)，或者使用语言模型对目标任务数据进行微调 (Ramachandran 等人, 2017 年；霍华德 & 鲁德出版社, 2018 年)。添加语言模型嵌入可以在许多不同的任务中提供比最先进的技术更大的改进，如下面的图 13 所示。

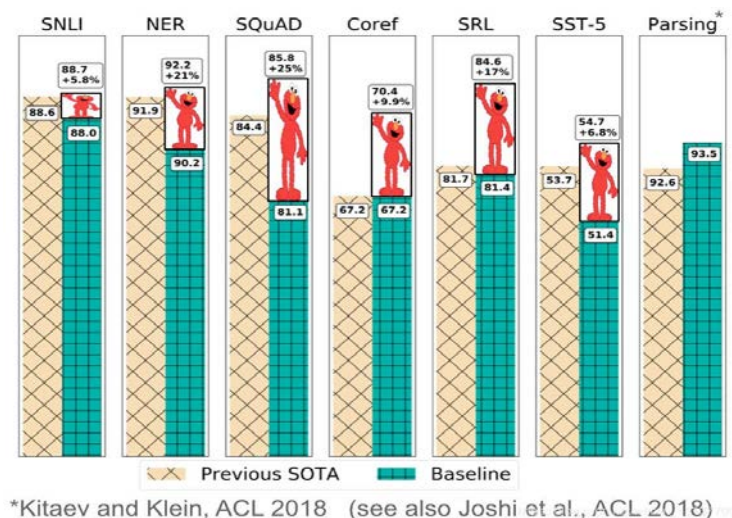


图 13 嵌入到最先进的语言模型中的改进 (Peters 等人, 2018)

预训练的语言模型已经被证明可以用更少的数据进行学习。由于语言模型只需要无标记的数据，因此对于标记数据稀缺的低资源语言尤其有用。有关预训练语言模型潜力的更多信息，请参阅本文。

其他里程碑事件

其他一些技术发展没有上面提到的那样流行，但仍然有广泛的影响。

基于字符的表示 在字符上使用 CNN 或 LSTM 以获得基于字符的词表示的做法现在相当普遍，特别是对于形态信息重要或有许多未知单词的丰富的语言和任务，效果更加明显。据我所知，序列标签使用基于字符的表示 (Lample 等人, 2016；普兰克等人, 2016)，可以减轻在计算成本增加的情况下必须处理固定词汇表的需要，并支持完全基于字符的 NMT (Ling 等人, 2016；Lee 等人, 2017)。

对抗学习 对抗学习方法已经在 ML 领域掀起了风暴，在 NLP 中也有不同形式的应用。对抗性的例子越来越被广泛使用，它不仅是作为一种工具来探究模型和理解它们的失败案例，而且也使自身更加鲁棒 (Jia & Liang, 2017)。(虚拟) 对抗性训练，即最坏情况扰动 (Miyato 等人, 2017) 和领域对抗性损失 (Ganin 等人, 2016；Kim 等人, 2017)，同样可以使模型更加鲁棒。生成对抗网络 (GANs) 对于自然语言生成还不是很有效 (Semeniuta 等人, 2018)，但在匹配分布时很有用 (Conneau 等人, 2018)。

强化学习 强化学习已被证明对具有时间依赖性的任务有效，例如在训练期间选择数据 (Fang 等

人，2017；Wu 等人，2018）和建模对话（Liu 等人，2018）。RL 对于直接优化不可微的末端度量（如 ROUGE 或 BLEU）也有效，反而在汇总中优化替代损失（如交叉熵）（Paulus 等人，2018；Celikyilmaz 等人，2018）和机器翻译场景效果就不明显了（Ranzato 等人，2016）。类似地，逆向强化学习在过于复杂而无法指定数据的情况下也很有用，比看图说话任务（Wang 等人，2018）。

非神经网络算法的里程碑事件

在 1998 年和接下来的几年里，FrameNet 项目诞生了（Baker 等人，1998），这指导了语义角色标注的任务。这是一种浅语义解析的形式，至今仍在积极研究开发中。在本世纪初，与自然语言学习会议（CoNLL）一起组织的共享任务促进了核心 NLP 任务的研究，如组块（Tjong Kim Sang 等人，2000）、命名实体识别（Tjong Kim Sang 等人，2003）和依赖解析（Buchholz 等人，2006）等。许多 CoNLL 共享任务数据集现在仍然被用作评估的标准。

2001 年，条件随机场（CRF；Lafferty 等人，2001）成为了最具影响力的序列标注方法类别之一，获得了 ICML 2011 的最佳论文奖。CRF 层是当前最先进的序列标注问题模型的核心部分，这些模型具有标签间的相互依赖性，如命名实体识别（Lample 等，2016）。

2002 年，双语互译质量评估辅助工具（BLEU；Papineni 等人，2002）给出了双语互译质量度量标准，这使得 MT 系统得以扩展。其现在仍然是 MT 评估的标准度量标准。同年，结构感知机（Collins，2002）问世，为结构化感知工作奠定了基础。在同一次会议上，情感分析也成了最受欢迎和广泛研究的 NLP 任务之一（Pang 等人，2002）。这三篇论文都获得了 2018 年 NAACL 最佳论文奖。

2003 年引入了潜在狄利克雷分配（LDA；Blei 等人，2003），这是机器学习中应用最广泛的技术之一，至今仍是主题建模的标准方法。在 2004 年，有学者提出了比 SVM 更适合于捕获结构化数据中的相关性的新最大边缘模型（Taskar 等人，2004a；2004b）。

2006 年，OntoNotes（Hovy 等人，2006）介绍了一个具有多个注释和高注释协议的大型多语言语料库。OntoNotes 已被用于训练和评估各种任务，如依赖解析和引用解析。Milne 和 Witten（2008）在 2008 年介绍了利用维基百科丰富机器学习方法的方案。到目前为止，Wikipedia 是训练 ML 方法最有用的资源之一，无论是用于实体链接和消除歧义、语言建模、知识库还是其他各种任务。

2009 年，提出了远程监督的概念（Mintz 等人，2009）。远程监督利用启发式或现有知识库中的信息生成带有噪声的模式，可用于从大型语料库中自动提取示例。远程监督现已被广泛应用，并且已经是关系提取、信息提取、情感分析等领域的常用技术。

李开复：年轻人现在就该开始找AI替代不了的工作

编辑 陈思



AI 前线导读：9月2日，创新工场董事长兼 CEO、人工智能科学家李开复博士在北京举行新书《AI·未来》的发布会。在发布会上，李开复博士金句频出，让人有些应接不暇，AI 前线记者在会后与李开复博士聊了聊，李开复博士在采访中进一步分享了自己对目前中国和世界人工智能发展的一些看法。

“一个概念火了就会被玩儿坏”

李开复与人工智能的缘分，早在 1983 年就开始了，而在三十多年之后，人工智能技术随着深度学习的出现，迎来野蛮生长，就连他自己也坦言：“AI 泡沫其实不是真的泡沫，我觉得就是一个估值的调整，其实中国创业环境就是这样的，

一个概念突然火了，最后很快就会被玩坏了，因为每个创业者都要包装 AI，每个投资人都要搞一点 AI 项目，所以就会有各种的模式，我们在 O2O 时代看到的 2VC 模式记得吗？就是有很多人拿 O2O 概念忽悠了一些 VC，造成了很大的数字，用户都没有留存，那几家公司后来就死掉了。”

李开复进一步解释说：“AI 概念不太一样，AI 概念就是每个公司都讲自己有 AI 人才、有大数据，哪怕没有也说我先收集了大数据，过一阵我就用这个大数据变成 AI 公司，只要挖一两个 Google、百度什么的人，或两个斯坦福、清华什么的人，招进来以后就觉得我有这样的人就是 AI 公司了。”

9月2日的新书发布会上，李开复的这一席

话逗笑了在场的来宾，是的，人工智能的泡沫太大了，人工智能的概念太火了，人工智能需要降温了。

李开复说，AI 泡沫之后，最明显的应该是会出现 AI 企业估值的调整，在他看来，AI 是一个至少会持续 15 年的趋势，他以移动互联网为例，互联网从浏览器到工具、到门户网站、到搜索、到广告、到电商、到社交、到游戏、到 O2O 走了九波浪潮，移动互联网又走了一遍，加起来就有 18 波浪潮了。

“所以，就跟互联网一样，还有得走呢。”李开复认为，在 AI 发展的过程中，每一波小浪潮可能会有一些波动，长期来说当然是非常乐观的，至于短期估值的问题，他表示一个理性的市场，尤其现在一个资金相对没有像以前那么充分的市场里，一些估值的调整、还有一些过分吹牛公司的死亡，对整个生态环境其实是一件很良性的事情。

“AI 将取代 40-50% 的岗位与技能”

整场活动中，最引人关注的应该就是李开复博士这句话了，他的原话是：

基于当前技术的发展程度与合理推测，我认为在 15 年内，人工智能和自动化将具备取代 40-50% 岗位的技术能力。

不过，李开复进一步解释了，这些被替代的工作将主要集中在以下工作和任务场景：

- 重复性劳动，特别是在相同或非常相似的地方完成的工作（如洗碗、装配线检查、缝纫）；
- 有固定台本和对白内容的各种互动（如客户服务、电话营销）；
- 相对简单的数据分类，或思考不到一分钟就可以完成识别的工作（如文件归档、作业打分、名片筛选）；
- 在某公司一个非常狭小的领域工作（如银行理财产品的电话推销员、某部门的会计）；
- 不需与人进行大量面对面交流的工作（如分拣、装配、数据输入）。

- 虽然有媒体报道，声称巨额投资将用于开发人工智能和机器人（如自动驾驶汽车、人工智能放射科医师），但这类人工智能可能需要很长时间才能普及。

现在，人工智能技术已经具备取代上述工作的技术能力。一些已经得到应用，还有许多正在试验。实际应用可能需要更长时间，但如果你的工作符合上述类别，那么是时候开始新的职业规划并接受相关培训了。

“换句话说”，李开复补充道：“你应当避开人工智能能够完成的工作、了解人工智能做不到的事情。同时你也应该把这看作是一个机会，可以让你的工作更多样化、不再那么单调。”

不过，由于企业决策、工会影响和政府政策，李开复表示，实际过程中这些工作被取代可能需要更长时间。他认为，这种取代将以多种方式进行：

- 直接一对一替换：即一个岗位由一套人工智能设备取代。
- 总工作量减少导致工作岗位减少：人工智能可完成部分工作，但其余部分仍需要人工。然而，较大的公司可能会减少整体就业岗位，大致与人工智能的应用比例成正比。
- 一种完全打破公司甚至行业运作的新模式：就像打字员没有被“打字机器人”而是被计算机所取代，比如一种新的人工智能应用程序（想象一下未来可以从应用程序获得贷款，这样一来最终银行贷款可能不复存在）。

为了确保我们的职业生涯不会因人工智能替代而中断，我们需要了解“在可见的未来里，人工智能做不到什么”？所以，李开复博士列举了一些人工智能难以取代（至少在当前阶段）的工作类型，主要有以下几个方面：

- 创意性工作（例如，医学研究员、人工智能科学家、获奖剧本作家、公关专家、企业家）。人工智能不擅长提出新概念。
- 复杂性 / 战略性工作（例如，首席执行官、谈判专家、并购专家）——需要了解多个领域并需要进行战略决策的工作。对于人工智

能来说，即使是理解常识也很困难。

- 灵敏性工作（例如，口腔外科医生、飞机机械师、脊椎按摩师）。实际上在机器人和机械学方面取得进展比人工智能软件慢。机器人仍然非常笨拙——看看机器人拿铅笔的样子，你就会懂我的意思。
- 需适应全新、未知的各类环境的工作（例如，地质调查、集会后的清洁工作）。机器人在特定环境（如装配线）中运行良好，但不易适应新环境（如每天在不同的房间里工作）。
- 同理心 / 人性化工作（例如，社工、特殊教育、婚姻顾问）——人工智能没有人类的情商。人们也不愿“信任”机器，让机器来处理人性化任务。

“有了中国，就有了世界的一半”

说到人工智能，就不得不提到中外在该领域的竞争，或者更详细地说，是中美在这一领域的竞争。

中美之争

李开复博士在回答记者提问的时候也专门提到了这一问题，他说：“有关中美的竞争和合作，我真心认为中美的创新模式是非常不同、而且互补、值得学习的，我也觉得中美的政策对 AI 和其它方面也是不同、值得彼此参考的。”

他进而谈到，中国的人口不到世界人口的一半，GDP 也没有世界的一半，为什么会这么值钱呢？道理很简单，因为很多国家发展是在分散精力，产品都没有做好，所以回报都不是特别高。

还有中国巨大的数据优势，比如说中国的移动支付就是走在世界的最前方，因为有了微信支付，才能够产生今天这么多崛起的付费的公司。因为中国付费方式太便捷了，别的国家没有这么便捷，所以这些红利都是中国努力做出来应得的。

“所以”，李开复总结说：“今天有了中国就是有了世界的一半，真的是这样，未来会不会变少，我们不知道，但是今天有了中国，我们是非常值

得庆幸的，因为你已经有了世界的一半。未来会不会走向世界？我认为肯定是有机会的。”

“但是我们要从美国公司做得好和不好的地方学到教训。”李开复进一步强调。

以前全世界只有一个强国，就是美国，其他所有的国家都是美国的技术殖民地，也就是说用的都是美国的技术。美国的公司因此产生了一个习惯：他们做的公司、他们的技术、产品、品牌和平台都是一成不变的，因为他们没有必要做两套代码，没有必要针对某一个国家做什么调整，在他们看来，美国创造的就是最好的，没有国家能做得比他们更好。因为他们就是单一、独大的品牌和平台，这就是为什么当年的微软，后来的 Google、Facebook 等等试着做扩张，在一定程度上都遭遇了挑战。

但是今天这个世界已经完全不一样了，每个国家的使用习惯可能是不一样的。还有互联网公司不能只做互联网了，还要考虑到你的社交、支付、线下、配送、服务等等，所以纯数字化的 APP 已经不是那么多了。所以，真的要考虑运营的时候，美国的单一平台独大的方式，其实是有许多弱点的。

如果说推算未来中国出海的版图的话，基于这些创业者和创业公司还有巨头的投资加技术，李开复觉得可以看到以后中国的技术可能会在东南亚和中东国家得到非常好的成功。

他认为，一方面是因为这些国家的使用习惯和中国也许更接近，第二是这些国家并不是美国公司主攻的对象，美国公司可能会在西欧和英语系国家得到成功。所以，大概是各占半壁江山，剩下的非洲，中国也有一定优势。

所以，以后中国的全球化是可以期待的，可是它的模式和美国是不一样的。

吸取世界的教训

在人工智能与大数据浪潮席卷全球之后，欧洲做了 GDPR，美国经过 Facebook 和剑桥分析的事件，也加强了对数据安全的重视，无人驾驶事故也成为了全球热议的话题。在谈到这些问题的时候，李开复表示：“我觉得中国可能会运用不



同的方法来处理。”

到底怎样处理更好？李开复表示，要参考，要有足够的弹性来调整，他说：“我觉得对公众来说，大家意识到，比如 Facebook 和剑桥分析所带来的对个人隐私的危险，或认知无人驾驶可能面临的一些问题，这本身是一件好事。我觉得是我写这本书的原因，也是希望更多人能了解未来的世界和技术会是怎样的。”

但李开复认为，不同的内容、不同的舆论环境、不同政府的方向和政策，可能会带来非常不同的结果，但可以有不同的方式来尝试，恰恰是这个时代需要的，因为 AI 并不是又一次工业革命，它也不是又一次电力的发生、发明，我们还是要一边观察、一边摸着石头过河，同时参考别人怎么过河的，这样大家才能做的更好。

尾声

人工智能是否会取代人类的工作，也许只有时间才能给出答案，中国的 AI 技术能否与美国各占半壁江山，也仍然没有定论，但是，我们还有许多可以做的事情。在此用李开复博士的一段

话作结，也送给看完全文的你，希望对你的未来规划有所帮助。

我们应该具有战略性思维，并以人工智能无法取代的工作为目标。我们应该致力于终身学习，更新我们的技能，了解新趋势，并寻找新机遇。

我们应该鼓励批判性思维和各种创造力，不仅仅是科学和工程，还有：艺术、建筑、音乐、诗歌、表演、讲故事等。

我们应该接受传统工作岗位正在流失的现实。从事这类工作的年轻人现在就应开始从事适合自己优势的新职业，这些职业不容易被人工智能取代。对于老年人，当你需要提前退休时，请考虑接受，通过打零工和志愿服务赚取一些收入并过上喜欢的生活。

我们应该鼓励更多的人进入服务业，选择将心灵和灵魂倾注于这一行业的人，传播他们的爱心和经验。

我们应该积极使用人工智能工具，特别是专业人士，更多的数据和使用量能够使人工智能不断优化。我们应该使用这些工具来工作，保持开放态度，人工智能可以完成更多的日常任务，使我们能够关注更适合人类发展的领域。这就像是记者开始使用 Word 写新闻，或者是摄影师开始使用 Photoshop。

都去炒AI和大数据了，落地的事儿谁来做？

作者 杨 雷



AI 前线导读：几乎每个企业都期望建立自己的完善的合体的数据体系，但成功的例子并不多。本文希望用一些实践阐述以下几个观点：

- 数据产品应该朴实无华；
- 浮躁的认知会有大麻烦；
- 如何正确认识自己，如何敏捷。

前言

最近读到一篇文章 "SQL 足以解决你的问题，别动不动就是机器学习"，教我们落地之法，在这个浮躁的世界中，犹如一股清流，实在大快人心。就像皇帝的新衣一样，终于有人说了出来。

有位做供应链数据分析的朋友很开心的说正在创业中，打算在供应链金融方面有一番作为，

用神经网络的方法做用户画像，然后进行市场精准营销。作者工科数学博士一枚，每每看到有人探讨这么实际应用的东西，都觉得汗颜（自己不懂）与欣慰（越来越多人参与）并存，以至于给我已经是博导的师姐说，“好好鼓励你的弟子，数学系的春天来了！”

但是，要泼一下冷水，想必每个投身于大数据、人工智能的人士都碰到过某个瓶颈阶段，就是想要更深入了解原理的时候，那些公式算法实在是看不懂啊。每次我只能劝慰说，就当那是个黑盒，你只要知道输入输出，就能得到想要的结果。难道我要告诉实情其实是，最快你得花费半年到一年时间恶补数学知识，才能知道什么时候用模式识别，什么时候用小波分形，什么时候那

个东西是动态规划……

这篇文章，继续泼冷水，“如果所有人都去做人工智能了，落地的事情谁来做？”，好比烧饭师傅都去研究自动炒菜机，在“懒人创造新的世界”之前，世界上的人都已经饿死了。认清自己手头要做的事情，比展望未来更关键，至少你能先存活下来。

为什么要做数据产品

不论是初创、上升期、转型还是平台期的企业，回答好自己是谁，为谁服务，服务得如何，怎样更好的获利这几个问题，离不开数据。

从产品的角度看数据产品：

- Why? 很明显，企业需要看数据，用户需要看数据。不管你是做战略计划、公司愿景、企业架构、运维治理、扩张市场、客户流失、目标营销，甚至做 OKR、KSF、KPI、威士忌分析，或者告诉你的老板或下属做得有多成功或，，多失败，你需要数据，这是你的价值。
- What? When? Who? 这是你的内容（范围和服务），你的视野（过程和效率），你的上帝（细分）。

到底怎样做？一个笨手笨脚的人（Klutzy）都告诉你可以这样做：

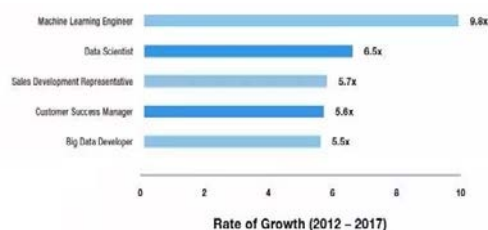
- KNOW 找准自己的定位，企业用户尚在起步阶段，是没有能力去索取更多的数据的。此外，还需要精通业务流程，数据流离不开业务流，不论你是 To B 还是 To C，把握好用户痛点和需求，是首要的。
- LIGHT 不用再介绍一次 KISS 原则了吧。保持轻装上阵吧，那样就算死，也死得轻松。
- USE 动手吧，“想总是问题，做才是答案”。试错是如此的关键，一个企业是否有这个价值观，甚至影响了是否最终的成败。后面会提到完美主义者，是如何总是在关键时刻触礁的。
- TELL 告诉你的用户或老板，这个产品现在该有多糟糕，虽然你和它已经竭尽全力在工

作。奇迹是，他们总会站在你这边。

- ZANY 莎士比亚造了这个词“滑稽”，是让我们轻松点，数据人已经很累了。“数据科学家”，这个称号显然已经违背了这个原则，背负了太多。我更倾向于数据分析师，人人皆可当之。

数据产品的各种“圈钱”模式

让我们先来看看领英 2017 的一个岗位增长报告，谁说大数据已死的？



曾几何时，作为数据库管理员或者 java 工程师的你也动心想深入了解下何为数据科学，何为机器学习，何为大数据？别犹豫，其他人早就开始了（来自领英 2018 的行业报告）：



动辄“大”

一个很有趣的讨论，来自我和一位 BAT 数据分析师：

- “大”代表，首先，很 fashion 了。
- “大”代表平台很大，数据很多。
- “大”代表业务应用很广，至少传统方式做不了。

- “大”代表 0 到 1 已经平安度过，深挖广种是时候了。
- “大”代表，有很多钱做事，需要你也很“贵”才行。

自然，我们在每一个评价后面，跟了一个“？”。

但不管，就像项目竞标最好有个博士牵头一样，“大”代表着，新来的老板很喜欢。

动辄“智能”

同样，新来的老板更喜欢另外一个词“智能”，毋庸置疑的 Top One。作为数学专业出身的我，从来没想到过会有那么多人来问“神经网络”的算法怎样才能实现。他们都，疯了么？还是世上本无路，走的人多了，就有路了。每次我都用这个来安慰自己，这是一条光明之路，需要越来越多的人前仆后继，不管你扛着的是步枪还是大炮。

- 图像处理，落地了。
- 语音处理，落地了。
- 还有？

我们是如何失败的

失败案例一：零售行业中的零库存

在本世纪初期，新零售流行“一单到底”和“零库存”这两个东西，愿望是美好的。我“不幸”也参与了其中对库存优化的计划中，那是一个零售业的 IT 供应商，为打造这个美好的愿景老板给了我一个艰巨的任务，3 个月拿出一个算法实现先进的补货策略。

于是，加班加点，带着一群人搜索学习了各种算法对进货渠道、缺货周期、日销售情况进行了分析，最终开发出一个几千行代码几十个输入变量的程序，准备上马。

这时，老板问了一句，“这算法准么？某便利店商品 A 今天销售 20 件，库存只有 5 件，你算出来要补进 30 件，我排不过来货运啊？而且这两天卖得好是因为天热，过几天下雨咋办？”

最后，老板决定，还是按照老办法，盘点时由店长决定，快断货的时候补一周的货，灵活处理。

失败案例二：仓储行业中的自动化监控

2005 年，作为方案架构师，“有幸”参与了某大型跨国物流集团仓储中心产能监控系统设计。系统要求很简单，监控每个节点的容量、吞吐、以及排队情况，提供优化方案改善效率。

不知道谁头脑一热，前期要做一个非常漂亮的 3D 效果的模拟系统，还能显示每个热点并进行预警。于是乎，一个加大伯克利的博士（现不知所踪），一个清华的博士（现某外资银行做算法），一个人大硕士（现某金融系统分析员），一个交大博士（现某行业产品经理），开始学习 Photoshop 和 AutoCAD。悲惨的一幕随着数据从客户传来而开始，2000 多个线程并发跑，还是 B/S 的 3D 效果，性能可想而知。

被客户拿掉后，大家回顾说，还不如老老实实用 Excel 做几个表格和图形，能反映性能状态，发送问题原因，再研究下优化算法其实并不难。

失败案例三：教育行业中进度控制

这是一个 CRM 体系再造项目，用 Salesforce 替换原有老系统，作者参与的是其中 Business Intelligence 系统的再造，也就是俗称的企业报表系统。背景如下：

- 老板是完美主义者，需要漂亮的结果向投资人证明自己的成功；
- 用户对新产品信心不足，抗拒心很强，并不太配合前期需求调研和后期产品验收；
- 产品经理以及技术经理都是新人，并且有远大的做好事情的抱负；
- 开发人员 80% 都是新人，技术力量参差不齐；老员工属于内向型。

其实，它最终没有失败，只是所有人都累垮了：Salesforce 平台作为数据源，初期系统尚在开发中，技术经理考虑不想将来重复工作（rework），决定暂缓启动开发计划。这个决定直接导致中期项目进度确认时一无所有，于是被老板和项目高层标识为危险而责难，而后期用户伸手要数据时，各种没有准备也导致整个项目被推迟上线。

分析：敏捷之一大忌就是怕重复工作，那是设计分析能力问题，不是延迟工作的借口，谁说数据产品就不能敏捷？

到底是完全拷贝原来的系统 KPI，还是重新定义，以及是否要设计全新的前端展示？这个问题从一开始到结束，困扰了整个团队的每个人。老板严要求 + 产品新人 + 业务不配合 + 老员工的情性，导致举步维艰。最后，一套七零八落的半成品系统展示在用户面前，正确率和使用率很低。

分析：从上往下剥离，老板要求的不一定就是对的（这往往无解），产品和业务必须在目标和方向上达成一致，以及技术决定生产力，这儿点缺一不可，要突破却难上加难。

需求要考量教育平台学生成绩，一个学生某次考试会有各种技能的不同分数。问题来了，是需要数据准备到最细粒度，还是汇总聚合？爱好完美和细节的技术经理又出现了，一定要到最低粒度。不幸的是，由于项目进度紧迫，出现了各种设计和需求脱节以及数据不一致问题出现，各种会议讨论甚至互相指责随之而来。

分析：还是敏捷问题，数据仓库权威 Ralph Kimball 是一个典型的细节专家，他所追求的细节是数据架构设计以及企业数据平台建设的愿景。但是，这个项目是一个典型的 CRM 系统切换，业务再造是基本目标，这时追求极致的细节变成了不切实际的要求，带来的后果就是本末倒置，所有人疲于其实不那么重要的问题上。

远离斜视

有位猎头顾问对我说，目前大数据分析师的岗位不多，我近乎惊讶的回答到，"怎么会，这个时代，你招人不都和大数据相关，都会觉得不够档次啊"。事实总是证明我们是错的，拿开障目的那片叶子，正视真实需求，是多么难能可贵的企业家精神。

科学家是严谨的代名词，而大数据不需要严谨。是这样么？责任不同，视角也应该不同：

- 老板，720 度看数据，3-5 年规划中打算带着企业到什么样的数据成熟度 -- 这个成熟

度一定和企业规模，组织管理，业务流程的成熟度成正比。用户，360 度看数据，这里把用户摆到很高的视角，因为他们不是傻子，是最知道怎么和用数据的人。

- 产品经理，30-180 度看数据，首要近视看眼前问题，不然会被用户骂死。也要远视看路线图，不然会被老板下岗。
- 技术经理，60-120 度看数据，短期 + 长期规划，切忌操之过急，切忌漫无目的。
- 前后端程序员，90 度看数据，那是你的两大支柱之一（算法 + 数据），多快好省是你的职责。
- 数据分析师，?? 度看数据，你在哪儿，你去哪儿，你是谁，谁是你？想清楚。

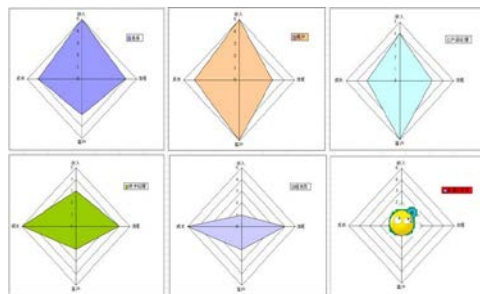


图 不同视角看 Score Card

落地是如此的简单：80/20 原则

传统与自动化的纠缠，从古至今一直存在。再一次提及这篇令人爱恨交加的 "SQL 足以解决你的问题，别动不动就是机器学习"，如果传统方式能达到 95% 的精确度，够了么？

当我们在所有的算法中，对于圆周率的使用仅仅是 3.14 就已经足矣，又有多少人知道并在乎 3.1415926 后面的一位是 5 呢？

最后那 5% 的精准度，是红海最后的利润。这是收到最多的一个反驳的论点。但是当我们的企业，有超过 80% 的用户对数据的认知，还停留在填鸭阶段；当我们的运维还相当程度依赖于半自动化，是不是该多花点心思写个 SQL 之类的。搭建数据产品的过程和企业以及用户的认



知息息相关：

- 积累业务数据，重点在采集。Excel，SQL 够了。
- 推送信息到用户，重点在快速提供。Excel，SQL 够了。
- 自助式体验，重点在提升。Excel，SQL 够么？
- 平台，重点在交互。Excel，SQL 不够了。

认知的过程是相当漫长的，每一步都要踏踏实实落地，跑之前要学会走。

结束语

有客户问我何为敏捷？我的答复如下，不仅仅只针对数据产品。

- 我竭力面对任何一个需求，可能优先级上会有区别，可能个人能力上会理所不能及，或者让自己无法权衡处理好每一个事情。但我仍然愿意告诉每一个希望我帮助的人，我会竭力帮助他，哪怕其实我答应的情实超出了我的能力。

- 敏捷，本质就是靠近用户，有效沟通，快速迭代产品，不追求完美，要求脚踏实地。做产品就是要满足领导要求，要满足用户需求，而这两者常常会有冲突，就会很心累，这点在很多公司特别突出。这种情况，任何一个有丰富经验的项目管理者或者产品经理，都不能很好的协调。所以，搭建好领导，产品，用户几方之间的相互理解的桥梁，用用户导向的工作方式，尽量让你的方案能落地，尽量让目标达成一致而不是冲突，是每个做数据产品的人士应该牢记的工作原则。

剖析腾讯知文，智能问答机器人路在何方？

作者 Debra



AI 前线导读：近年来，智能机器人客服已经在各行各业发挥作用，替代人类更有效率地处理繁杂的事务。但是，不可否认的是，目前市面上大多数智能客服并不能完美满足用户的需求，如难以处理未经过训练的场景问题，无法理解复杂的人类语言结构等。在技术和商业化应用上，智能客服背后的 NLP 和语音技术虽然已经取得了很多进步，近年来却鲜有突破性进展，成功的商业化应用仍然屈指可数。如今，NLP 和语音技术在商业化应用上遇到了哪些瓶颈？为何迟迟没有大的进步？解决问题的关键在于哪里？或许我们可以通过智能对话机器人的典型代表——腾讯知文问答系统，发掘当前智能对话机器人破解行业应用难题的答案。

知文背后的团队

经过腾讯最近一次组织架构大调整之后，知文团队从原来的 SNG 事业群归入了新成立的云与智慧产业事业群（CSIG），但服务和支持的相关产品和业务不变，包括腾讯云、QQ、QQ 空间等。这一团队目前的研究重心，也依然放在自然语言智能交互，围绕智能交互的内涵和外延，学术研究则包括但不限于问答、对话系统、文本摘要、知识图谱、机器阅读理解等。

作为知文团队的技术负责人，钟黎主导了知文智能问答平台、知文 NLP 平台以及知文内容理解产品的研发工作。在此之前，他曾负责腾讯社交网络的文本分析与语义挖掘，为众多相关产品和业务提供语义分析能力。他拥有丰富的大

规模机器学习应用经验，曾经在微软、PayPal、SoftBank AI Lab、IBM Research 等公司任职，并参与过机器人 NAO 及 Pepper 的原型研发、Watson 智能会议助理研发等。

知文系统技术架构与四次迭代

根据钟黎的介绍，腾讯知文问答系统主要可以分为四大层次。

- 第一层：应用层，包括智能客服机器人、智能外呼机、投诉引导机器人、任务查询机器人等各类具体业务场景机器人。
- 第二层：接入层，包括公有云、私有云、私有化部署等多种接入方式。
- 第三层：核心问答引擎，包括信息问答、知识图谱问答、任务型问答、文档型问答以及多轮交互等技术模块。
- 第四层：基础能力层，包括数据能力（行业与领域数据、知识库管理、迁移学习），NLP 能力（基础 NLP 算法组件），深度学习能力（复杂模型优化、深度学习工程化），数据分析能力（自动分析与监控、趋势分析、问题预测）等。

经过数次迭代，知文不断调整优化知文的架构，以为用户提供更好的体验。钟黎告诉 AI 前线，知文的发展路径整体来看是实际业务需求驱动的。最开始是缘起内部业务关于客服的工单统计和分类的需求，辅助人工客服。之后，团队发现其实可以用问答技术去解决大量频繁、重复又比较简单的问题，以减少人工客服的问询量。随着时间的推移，知文团队又遇到新的业务需求，即没有工单，而是有比较多知识和文档的场景，因此又逐渐引入知识图谱技术、机器阅读理解技术。目前，知文的研究重点，一方面是在无标注数据或者少量标注数据下，知文问答平台可以快速高效冷启动的方案，另一方面是多轮会话下解决用户意图在多个机器人间来回跳转的问题。

在规模和应用上，知文系统已经支持了 5 大行业的智能客服，得到 20 多家行业头部客户的采用，包括中国银行的新一代客服机器人项目，

以及由腾讯 CEO 马化腾亲自站台的“一部手机游云南”项目。

经过架构的不断优化，知文核心问答机器人架构至今已经过四次迭代。钟黎介绍道，这四大核心机器人主要是指信息问答机器人、文档阅读理解机器人、任务执行机器人以及知识图谱机器人，但具体的迭代路径、方法和思考，钟黎表示将会在 AIcon 上揭晓。

知文在 NLP 和语音技术上的突破

NLP 和语音在技术上仍然有很多亟待解决的问题，为解决这些问题，知文问答系统做出了诸多优化和创新。例如，在核心的问答匹配上，其匹配模型引入了 ELMO 表示、词图卷积、intra/inter-attention 机制、位序损失、GLU 通路等，比当前主流的匹配模型如 MatchPyramid、AICNN、BiMPM 等有更好的表现。在文档阅读理解上，知文问答模型引入了 template answer guiding 以及 tree-based spanning，突破了大部分学术论文只能做答案在原文中完全匹配且完全基于监督数据的方法。在任务型问答上，知文问答模型在 end-to-end 的记忆网络上进行了知识增强，对于多轮的任务型场景，模型能够有效地记忆更长的会话信息和槽位状态。

对于一家企业来说，打造一个能够满足用户大多数需求的问答机器人绝非易事，在技术和落地上均会面临很多挑战。钟黎告诉 AI 前线，知文团队在打造智能问答平台的过程中遇到过很多技术难点，在业务落地也是如此。

其中，知文在业务落地中常见的难点，第一个就是业务方往往没有大量的标注数据。智能问答平台里包含了多个算法模型，如果每个都是监督模型的话，意味着在上线之前需要“喂”进去大量的监督数据，这对于业务方来说是很大的标注负担。第二个问题，就是业务方往往没有特别地进行知识库管理，大多数是一些历史工单或者 FAQ 问题，这些数据的结构化程度还不够高，没有形成知识图谱或者层级关系。基于这些数据做多轮和反问交互，对知文来说是一个挑战。针对

这些问题，知文平台在数据标注方面采用了 few-shot learning 的思想，并通过迁移学习的方式，如表征迁移、模型框架迁移等，极大地降低了业务接入的数据门槛；另一方面，在无结构知识库管理上，知文平台通过自动图谱构建、动态子图生成的方式，实现通用多轮和反问的交互方式。

NLP 与语音未来趋势

NLP 与语音交互融合协作

腾讯知文问答系统的背后，是 NLP 和语音技术相结合的技术在提供支持，这呼应了业界有人提出的观点：NLP 与语音交互技术已然从独立技术，走向融合协作的道路。对此，钟黎认为，NLP 与语音技术本身有着紧密的联系，语音技术的很多模型也在 NLP 里得到了广泛应用。一个完整的自然语言交互方案，必然需要同时融合语音和 NLP 的技术，例如一个典型的流程，从用户语音 query 进来，要经过语音唤醒、ASR、NLU、QA、NLG、TTS 等最后返回语音回答给用户。腾讯知文的自然语言交互方案，现在也是正在从基于文本 NLP 技术，到融合语音的完整自然语言交互技术。未来，一个更加自然、功能强大的智能语音交互产品，必然是充分融合了 NLP 与语音技术的成果。

表征与框架层迁移学习：无标注数据也是宝藏

虽然，NLP 和语音技术在最近几年在技术和应用上鲜有突破，但随着更多研究人员和企业、组织进入这一领域，相信在未来，这一领域将酝酿出新一轮爆发和突破。

关于 NLP 技术未来发展的趋势，钟黎认为近期 NLP 领域值得关注的趋势是表征与框架层的迁移学习，包括之前的 word2vec、glove、AI2 的 ELMO，OpenAI 的 GPT，Fast.AI 的 ULM，以及 Google 的 BERT，迁移学习从底层表示的迁移、语言模型的迁移，转变到了模型框架的迁移。

这其中，他重点强调了谷歌提出的 BERT 模型。“通过海量无监督数据的预训练，只需要在

特定任务上对最后一层进行 task-specific 的修改，就能取得很好的效果，目前已经在数十个任务上验证了其有效性。这对于工业应用是很大的福音，尤其对于小数据的任务，我们只需要通过小数据来 fine tune 最后一层，也能取得很好的效果。在 NLP 领域，大量的无标注数据的潜力尚待挖掘，这些迁移学习的方法在一定程度证明了无标注数据也是宝藏。非常期待在自然语言领域无监督学习、小样本学习能够取得更多突破。”

新的落地场景：多模态内容分发、普适计算下的语言交互

落地，是所有技术最终的归属，无法落地，再好的技术也无用武之地。钟黎认为，NLP 其实不是新事物，在互联网的落地应用上应该算是其他 AI 方向的“前辈”，从门户和搜索引擎时代开始，NLP 就一直是核心技术。

现在来看，NLP 技术有两个新的落地场景值得重点关注：一是多模态内容分发与内容消费，包括各种信息流、资讯圈等，大量的信息处理、聚合与触达，都广泛依赖 NLP 技术。另一个是普适计算下的自然语言交互，包括各种云 + 端的设备，例如手机、车载、音箱，等等。

“人机交互的革命暗潮涌动，自然语言的方式将会在越来越多的场景发挥作用。”展望未来，钟黎如此说道。

人人恐惧AI寒冬，他却希望泡沫再破裂一次

作者 Natalie



AI 前线导读：AI 应用落地，核心是工程问题，不是算法问题，更不是“哲学”问题。一定要特别特别“土”，踏踏实实从朴素的运维、数据库、数据清洗做起，从实际的工程中逐步演化。只有扎扎实实从工程出发，才能实事求是地发展出低成本、有生命力的 AI 系统。

没有银弹，没有奇迹。都是扎扎实实的工程，多年细节的打磨才能解决一点小事。也从来没有一个所谓的伟大的想法，能跳过工程的考验就成功的。工程才是做好 AI 的钥匙。——鲍捷

Dream It Possible

Delacey - Dream It Possible

献给所有在通往梦想的道路上坚定前行的人。

鲍捷是谁？他是拥有近 5.3W 粉丝的微博博

主“西瓜大丸子汤”，也是智能金融创业公司文因互联的创始人和 CEO，还是知乎专栏“文因互联”的主要撰稿人。这几年鲍捷笔耕不辍，在微博、知乎、微信上撰文无数，其中不乏爆款和经典之作（比如《确保搞砸人工智能项目的十种方法》和《工程才是做好 AI 的钥匙》）。当被问及如何在繁忙的工作之余保持如此高频度的写作产出时，他只一句：“无他，唯压力尔。”正因为压力太大，天天不分昼夜地琢磨问题，自然就会想把正在思虑的问题都写下来。这些作品逐渐成为了文因互联的风格，吸引来一批志趣相投的工作伙伴，而“西瓜大丸子汤”也不再代表鲍捷个人，早已成为文因互联的重要公司资产。

鲍捷所写的文章主要有两类，一类是知识图

谱技术的分析总结，另一类则是 AI 落地的经验之谈，这两类文章也代表了他的过去和现在：知识图谱是鲍捷进入人工智能领域学习、研究和工作几十年来最主要的研究方向，而 AI 应用落地则是当前他要带领文因互联去攻克的重要课题。

文章之外亦有玄机。文因互联是国内为数不多以知识图谱为核心技术的 AI 公司，它与其他人工智能企业有何不同？知识图谱到底能做什么？在智能金融领域，知识图谱的商业化落地目前进展到哪了？带着这些问题，AI 前线记者对鲍捷进行了专访，进一步了解文因互联在金融知识图谱的落地进展和经验，并探讨了知识图谱未来发展的可能性。

关于创业和文因互联

知识图谱其实一点都不新，如果从最早的知识工程开始算起，它几乎和人工智能这个领域的出现一样古老。2012 年谷歌提出了一个叫“Knowledge Graph”的项目，知识图谱因此得名，而直到最近四、五年这一概念才被越来越多的人所知。

为什么选择创业做金融知识图谱？

鲍捷曾经表示：“不是为了一个技术而创业，而是为了解决一个问题而创业。”2011 年，鲍捷选择离开学术界，2015 年创办文因互联，就是为了解决知识图谱的落地问题。

为什么创业？因为只有创业、进入工业界才能解决知识图谱落地的核心问题。

鲍捷认为，这个领域核心的问题是工程问题，本质上就是成本问题，但学术界不关心成本。他在各个地方演讲，几乎每次都会讲到“成本”两字，几乎所有的演讲都是围绕如何降低成本展开，而“成本”也是这次采访中鲍捷提到次数最多的一个词。

“为什么我们这个领域落地不了呢？我后来发现，其实我们有很好的“发动机”，比如各种规则引擎、推理机、各种查询引擎。但是如果我们想造一辆汽车，我们需要轮子、车厢、传动装置、

刹车装置，这些全都要有。所以这个领域要落地，当前的发展瓶颈是解决人工智能的传动问题。我们有了问题，也有了引擎，要解决问题必须要把中间的这些环节全部做了，而且必须极大地降低成本。把成本降到现在的 1%，才能 work，这就是实验室和工程的区别。你要想商业化，核心问题不是需求问题，在我看来，这是从 VC 到创业者犯的最大的一个错误，他们都盯着需求，但是核心问题其实不是需求问题。需求就摆在那里，问题是怎么解锁这个需求问题，而怎么解锁需求的核心问题主要是降低成本的问题。你把成本降低到原来的 1%，需求自然就能解决了。我们要想能够做到这一点，就必须在工业、企业才能做到，这就是我一开始创业的初衷。”

至于为什么选择金融领域这个方向，首要原因是金融领域拥有大量数据，其次是金融的客户非常多，有不同规模大小的客户，金融内部又有各种各样的门类，便于进行各种探索，而且也比较方便冷启动。

文因互联是一家什么样的公司？

从技术层面上讲，文因互联是一家认知智能公司，主要利用自然语言处理和知识图谱技术来解决金融领域知识的产生、管理、查询、应用的全周期问题。当前主要做的事情是给金融机构赋能，提供认知智能各个环节能力的输出，包括文档自动化阅读，用机器去理解金融文档；也包括金融知识建模和流程自动化，比如监管自动化、审计自动化、信贷自动化等。具体来讲，第一个层面是解决用机器怎么理解文档的问题，用专业术语来说就是知识提取；第二个层面是知识提取之后，如何把业务系统的流程自动化，包括智能投研，科技监管 3.0，银行要做数据治理、自动化信贷流程，自动化审计，财务机器人，这些都是有了知识图谱以后就可以去做的事情。

从产品层面上讲，文因互联的产品聚焦于不同金融场景，比如最早推出的智能搜索，金融搜索；后来的自动化写报告，包括银行领域的自动化信贷报告，金融企业的 CRM 等，表面上看是自动化报告，本质上是将企业的知识沉淀下来并

实现智能化和流程的自动化。再进行场景细分，在监管上有面向监管的产品，包括整个公告的结构化和自动化，以及后面的企业画像、预警和监管规则的执行，在银行业会有信贷的流程自动化，包括非结构化数据的数据治理，PDF 文件、财务报表自动化审计和复核，信贷流程知识的建模等等。

从市场定位层面上讲，鲍捷提到了他早前提出的场景跃迁理论。他认为市场定位是不断变化的，像文因互联这样的公司不可能一步到位，因为这是一个革命的新兴市场，因此文因互联的市场定位也会随着时间的发展不断发生变化。鲍捷将现在的文因互联定位为一个做能力输出的公司，即为金融机构赋能。“中国现在有上百万的客户经理，5 年或者 10 年之后，至少一半以上的客户经理的重复性低创造力的工作都会被机器取代，而文因互联就是在帮助银行实现这个过程。”

鲍捷认为，现在人工智能在金融领域的落地只达成了前半，就是所谓基于现有的结构化数据的，比如说像大数据、机器学习，已经有了一些成功的实践，但这些只能算作低枝上的桃子，而高枝上的桃子还很难摘得到。所谓高枝上的桃子主要围绕的是如何解决非结构化数据的问题，比如各种 PDF 文件、票据里的数据如何解锁，这块现在基本上还没有能做到的，这也是文因互联想帮助客户解决的核心问题。文因互联当前在监管上做了很多工作，鲍捷认为这可能是解锁这个场景早期最主要的一个推动力。

现在很多公司都在宣传各种名为“XX 大脑”的行业人工智能解决方案，相比其他公司的“金融大脑”，文因互联正在做的“金融神经系统”又有什么不同之处？

鲍捷表示，文因互联要解决的不仅是一个机构的问题，而是机构和机构之间互通的问题。虽然从当前的产品来看，文因互联其实也在帮助不同的机构构建他们的“大脑”，但在鲍捷看来，智能金融真正最有价值的事情，在于把机构串起来，构造一个机构之间的金融数据高速公路，这才是一个能创造出万亿产值的方向。这是文因互联长

期的努力方向。

“文因互联要构造的金融神经系统，是指把中国几千家金融机构连通起来，当然不是我们自己一家来做，可能到时候会有上百家不同的机构一起做，文因互联只是负责其中一部分。现在中国金融的脉搏跳动可能还是以天、以周，有时候甚至是以月为单位来计，十年之后中国金融的脉搏应该是以秒为单位来计算的。到那时候，上百万家金融机构和企业之间的数据交换、数据的互通、文档的互通，都可以达到几乎实时的状态，这是我们努力的目标。”

知识图谱能为各行业做什么？

“知识图谱就像数据库，用户可能感知不到，但没人离得了它”

2016 年大家开始谈 AI 技术，2017 年话题变为应用场景，到了 2018 年，业界更关注的是技术到底能带来哪些可衡量的用户价值。当前知识图谱技术的落地应用多见于金融行业，而它所带来的最直观的价值是十倍甚至百倍的效率提升。

原来交易所做公告处理，即使团队没日没夜工作也只能处理一小部分，有了知识图谱的帮助之后，至少可以节约 80% 的重复性劳动；原来银行做一次小微贷款可能要花一个月时间，现在有的银行半天就可以做完，主要是因为有了企业画像，而企业画像又怎么做到的呢？背后靠的就是知识图谱的力量，通过知识图谱把各种担保链条、违规情况挖掘出来了。其次，知识图谱可以帮助金融机构扩大现在的业务。以银行为例，要从一万个企业客户扩张到五万个客户，通常靠的不是把客户经理扩大到五倍，而是通过提高效率来做到这一点，知识图谱技术就是这里面核心的一环。

知识图谱之所以在金融行业落地产品多，很大一部分是因为这个行业方便团队去做事情。首先，数据比较全，因为有强制性披露，而且场景相对比较明晰。像财务分析就很适合团队快速入手，财务分析不会涉及到太深入的常识知识或者



领域知识，因为它是有国家标准的。接下来就可以从财务分析，到行业分析，到宏观分析一层一层往上做。鲍捷表示，金融还有个特别大的好处，就是它的数据有很强的渗透性，基本上能够把金融这个行业做好，就可以很自然地渗透到很多其他应用，这对公司下一步突破自己的天花板有好处。

当然，金融行业并非唯一适合知识图谱落地的行业。除了文因互联现在主攻的金融，鲍捷未来还看好知识图谱在医疗、法律、国防等行业的应用和商业化落地，而这些行业的知识图谱落地也是美国早就证明可行的方向。

鲍捷表示，知识图谱从本质上来说，在当前的语境下是指结构化数据的应用，特别是把网页数据转化成结构化数据这个过程，如果按照这个标准来看，那知识图谱应用的成功案例就太多了。现在每个人的手机上基本都有一个问答引擎，很多人家里会有智能音箱，我们会有各种听歌机器人、智能后视镜，所有这些全都是知识图谱在应用层面的实例，没有知识图谱就不会有这些东西。其实还有很多应用，用户自己不一定知道背后的技术是什么。“知识图谱很像数据库，很少有公司会在最终产品里面说他用了 Oracle 数据库，实际上现在很多产品背后都在用知识图谱，像搜索引擎是最典型的了，搜索引擎没有知识图谱根本不可能做到现在这样。”

反过来看，也不是每一个应用都适合知识图谱。知识图谱相对机器学习更适合需要快速冷启动的应用，而且它可解释性很好。对于很多像金融行业 Mission Critical 的应用，必须是可解释的，不能给出一个投资策略却不能告诉用户为什么，这种情况就非常适合使用知识图谱。还有很多应用像搜索、问答、客服，必须精确理解用户在说什么，这是机器学习本身解决不了的问题，只有知识图谱能解决。

知识图谱商业化落地进展到哪了？

“知识图谱应用，中国和美国相比既领先也落后”

提到 AI，中国和美国在技术和应用的进展情况差异一直是备受关注的话题。当被问及现阶段知识图谱技术在行业应用上国内外的进展有何差异时，鲍捷给出了一个非常有哲理的回答。

“我们既领先也落后，是辩证的，这是一件事情的两面。首先，知识图谱早在十几年前就已经被应用了。知识图谱的第一波商业化是在 2005-2006 年就开始的，2005 年到 2008 年是知识图谱的第一波应用，后来被金融危机打断了一段时间。到了 2012 年又开始了，现在属于第二波应用。从这个角度来说，中国是落后的。2012-2013 年的时候，一些大厂开始了知识图谱的实践，这是

国内第一波应用，比美国落后了差不多十年。后来那一波灭了，到 2015-2016 年的时候才陆续陆续又有一些新的公司出现。专门做知识图谱的公司非常少，当然我的信息可能不完备，但据我所知，国内正儿八经以知识图谱作为核心基础的公司也就三四家，这是认真做的。从这个角度来说，我们确实发展的比美国慢，但是我们比欧洲快。”

“从另一个角度来说，中国又不比美国慢。国内现在在人工智能上的很多应用真的比美国快，美国没有那么多应用。我在华尔街的同学和老同事很多，他们认为国内在智能金融上的发展，如无人银行、信贷自动化、智能搜索处于较为领先的地位。由于国内场景丰富，实业提出了很多鲜活落地需求，使国内的发展比美国更快，场景更丰富。

但是 美国涉及的面非常广。经过这十几年的发展，美国几乎在所有行业都有了知识图谱的应用，而且每个行业都已经出现了有竞争力的公司，比如说石油、医药、政府、化工等，每一个行业都有有竞争力的知识图谱公司。中国现在还没有多少，到目前为止金融有一些，法律有一些，医疗有一些，但是真正以知识图谱作为核心技术（核心的标准是指公司有科班出身的知识图谱负责人，公司掌握知识图谱的核心技术），满足条件的企业数量非常少，有些行业完全是一片空白。我认为 从行业广度的角度，中国大概要再发展十年左右才能赶上美国。”

“大厂关注头部问题，小厂关注垂直问题”

同样是做知识图谱，大公司和小公司之间有何差异？小公司的优势在哪里？

鲍捷表示，大厂关注的是头部问题，小厂关注的是专业度更高的问题，大家在投入上肯定是不一样的，专注度也不一样。“大厂也会关注我们的问题，比如金融，但我可以扎两百个人在金融，一般的大厂还下不了决心扎两百人进去，坚定不移地做。从这个角度来说，小公司只要能抓住一个点是可以做得比大厂更好的。但那些大型头部问题，比如大型问答系统、大型搜索引擎，我们肯定不会去做这方面的应用，在这些问题上

大厂可能会做得比其他人更好。”

对于文因互联当前在金融知识图谱领域的落地进展，鲍捷认为是成功的：“我们已经获得了客户的认可，现在几乎不需要做任何商务拓展工作，都是客户主动来找我们。市场口碑已经建立起来了，现在整个工作是完全饱和的，制约我们发展的唯一因素就是团队不够大。头两年大家可能比较迷茫，但现在我们已经比较清楚客户的需求，包括整个行业的逻辑和大方向，接下来的问题是如何加速执行。我们的很多认识是早于同行一年甚至两年的。”

“投资现在就处于寒冬阶段，寒冬就是最好的状态”

鲍捷在之前的文章《确保搞砸人工智能项目的十种方法》中曾说，知识图谱大概率到 2030 年能够实现，但是在近期的另一个采访中又表示 2018 年第四季度就是智能金融的决战季。对于这两个看似自相矛盾的说法，鲍捷进一步做了解释。

“2030 年实现知识图谱是指大的宏观愿景，就如我刚才说的，在中国光是做到行业渗透就要花十年时间，现在是 2018 年，到 2030 年也只有 12 年时间，12 年的时间能够做到这一点就已经谢天谢地了。要把一个行业支撑起来至少得要一万名人才，现在中国这个领域的人才一千个都不到，光人才培养就得花 10 年时间。至于智能金融的竞争，现在已经到了决战的时候，我认为一个很重要的点就是，因为现在在寒冬状态，我觉得寒冬是最好的状态。”

鲍捷认为，今年是投资的寒冬年，新增的领域内公司很少，但正是在这个季节，领域内发生了非常多有利于下一步发展的变化，特别是金融宏观层面，从监管机构和金融机构内业务变革中能感受到有强有力的脉搏跳动。你亲身去做，就能真切感受到，这是你坐在书斋里或者读行业报告读不出来的。从认识到这些变化到建立有战斗力的组织去做，要几年时间。我们现在做的很多事情是 2016 年就预见到，在几乎所有人都不太明白的时候就开始做了。2019 年，需求交付的时机和组织已经成熟了。但是如果之前狐疑、犹豫



而不敢投入的，现在投入也要两年后才能形成战斗力，这可能就已经太晚了。

知识图谱商业化应用什么最难？

“知识图谱是发动机，但只有知识图谱远远不够”

只有好技术也可能赚不了钱。鲍捷表示，知识图谱本身并不能成为一个把客户服务好的原因，因为知识图谱从某种程度上来说是数据库技术的一个前进，所有的行业都需要数据库，但是单纯用数据库是没有办法建立产品或者商业模式的，知识图谱也是一样。核心是场景的落地问题，这个问题就不仅仅是一个单纯的技术问题了，本质上是传动。“知识图谱是一个很好的发动机，但是想把这种发动机的力量传到轮子上去，还要加上一大堆各种其他的东西，目前文因互联主要的工作就是在做其他的那些东西。”比如基础金融数据云、流程自动化技术、报告自动化技术、金融机器人问答、金融搜索引擎等。

而打造这些传动装置，需要投入大量的时间。通常一个领域差不多要花十年的时间才能落地，这其中需要经过很多轮迭代。第一步是要把现有

的基础数据汇总在一起，这可能就要花两三年的时间。但这还只是低枝上的桃子，把这些桃子摘下来之后，剩下的就是苦活。苦活可能涉及大量的文本分析；把文本分析解决掉之后就是规则，要把业务规则做进去又要花两三年时间；接下来是场景落地，一步一步走完整个过程正常都要花十年时间。”每一步的中间结果要拿出来做商业化，一步步做场景跃迁，随着结果的日渐丰富就能逐渐解锁更大的场景。

这个过程中，团队、客户、投资人，绝大多数人一开始都是持怀疑态度，肯定要经历一个大浪淘沙的淘汰过程，最后留下来少数相信你的人跟你往前走。

“知识图谱落地，最核心的就是成本问题”

除了时间以外，鲍捷认为知识图谱落地最核心的问题是成本问题。

“知识图谱，你只要愿意砸足够多的钱，什么问题都能解决，没有什么理论上难的问题。什么都能做，但是你要在有限的资金内把问题给解决了，这是最难的。”

而鲍捷所指的成本不光是钱，他认为最大的成本来自于人的认知的冲突，包括客户和企业的

认知、开发人员和领域内各种专家的认知。知识图谱落地当中最大的问题就是如何降低人的认知冲突的成本。

“知识图谱是为了人，不是为了机器。而且人是会犯错误的，知识会演化的。大多数人完全不具备面向知识图谱进行思考的能力，包括开发人员在内，这是成本的最大的来源。抓住这个最核心的问题就能够搞定知识图谱。但理解刚才我说的这句话呢，在没有足够的工程经验之前，你又听不懂，所以恐怕没有什么能够让你做得更快的途径。只能不断地去做，实践、实践、再实践，失败一百次之后你就懂了。”

知识图谱和人工智能的未来会怎样？

“基础理论不会有太大的变化，成本、工程、工具才是主要障碍”

肖仰华教授在他近期的一篇文章中提到，知识图谱技术与各行业的深度融合已经成为一个重要趋势。

鲍捷表示，不同行业、不同垂直领域的知识图谱从逻辑上来说是可以连通的，但目前还没有到那个节点。“不过这不是技术问题”，鲍捷又一次强调，“你只要有足够多的钱，这些问题都能做到，是成本和规模问题，等知识图谱领域全行业投入一百亿人民币的时候，这些事情就都能做好了。”

鲍捷始终认为，成本、工程、工具才是最主要的障碍，基础理论其实没什么太大的变化。“可能其他老师会有不同的观点，他们可能认为是表达力问题，或者我们不能够真正地去刻画知识、真正地产生智能。问题是什么叫‘真正的’？只要砸足够多的钱，‘真正的’都会到。关键是钱从哪里来？你把成本降下来钱就来了。”

“人工智能的泡沫已经破裂了两次，我希望它再破裂第三次”

最近人工智能寒冬说又开始兴起，也有不少唱衰说人工智能的泡沫马上就要破了。但从鲍捷一直以来在社交平台上的发言和所发表的文章来看，能感觉到他对于人工智能总体上信心很足。

鲍捷认同人工智能存在泡沫，但他觉得泡沫是好事。“人工智能永远是在泡沫和寒冬中振荡，这是我们的宿命，我们不可能打破这一点。人工智能是最美妙的东西，也是最邪恶的东西，所以人类永远都会像追求爱情一样去追求它，又会不断地失恋。我们人类就是这样一种生物，这是必然的。但泡沫破裂是好事，可以把劣质的竞争者都驱逐出去。我希望它破裂，我已经经历过两次破裂了，我希望再破裂第三次。”

对于文因互联、知识图谱和人工智能未来的发展，鲍捷满怀期待。

对于文因互联：“长期的目标太大，短期内我们要扎扎实实地把金融客户服务好，比如真正做好帮助银行实现流程自动化、极大地提高效率这件事，比如说帮客户一年扩张一万个中小企业的贷款客户，或者帮助客户减少一半的客户经理数量，这就是文因互联今后两三年内要做到的事情。”

对于知识图谱：“这个领域肯定还会和历史上一样，不停在泡沫和寒冬之间振荡，估计再振荡两三次都是正常的。伟大的公司都是在振荡中始终坚持下来的那些公司。”

对于人工智能：“人工智能从来没有停滞过，不管它是高潮还是泡沫，人工智能一直在前进。所以对于真正相信这个技术的人，不存在冬天，一天都不存在。”

鲍捷，文因互联 CEO，联合创始人。曾是三星美国研发中心研究员，伦斯勒理工学院（RPI）博士后。目前担任中国中文信息学会语言与知识计算专委会委员，W3C 顾问委员会委员，中国计算机协会会刊编委，中文开放知识图谱联盟（OpenKG）发起人之一。研究领域涉及人工智能诸多方向，如自然语言处理、语义网、机器学习、描述逻辑、信息论、神经网络、图像识别等，已发表 70 多篇论文。

技术寡头争霸传之：控制开源工具，就控制了整个生态

作者 Arif Khan 译者 小大非



霍布斯的利维坦——当一个新的利维坦出现时，政治国家将会消亡。

争夺云端——了解技术现状

在以弑君者为荣的山谷里，假如国王再也不能被杀死了会怎样？

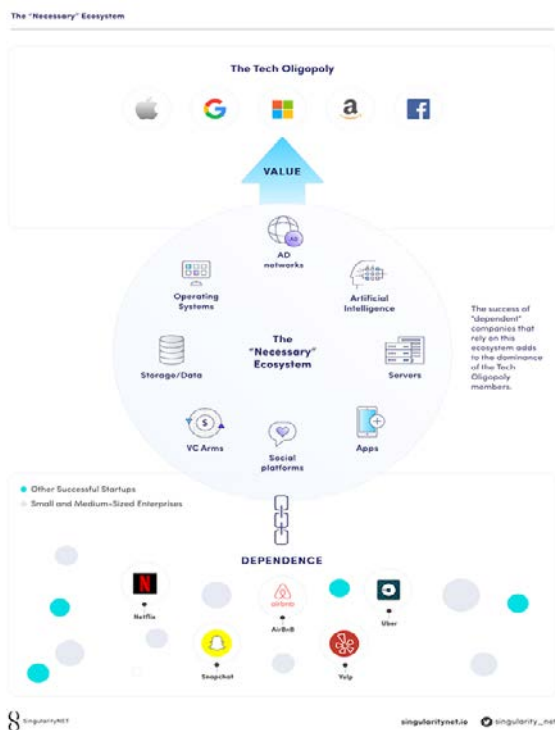
“你如何与一个不想赚钱的巨人公司竞争？”

——米奇·德雷克斯勒

全球市值最高的五家公司——苹果、亚马逊、Alphabet、微软和 Facebook——位于科技食物链的顶端，已经形成了科技寡头垄断。这些科技寡头的股东是华盛顿最大的政治说客和捐助人。他们比很多国家拥有更多的财政资源。他们的产品和服务改变了我们的社会。它们拥有的网络资源，为它们提供了巨大的竞争优势，并允许它们以初创企业无法企及的规模运营。他们正在积极通过研究和收购（DeepMind, LinkedIn, Siri, Github, Instagram, YouTube, Whatsapp, Android）来提升自己的战略优势。如果他们无法收购一家初创公司，他们就会复制它的所有创新产品。他们有风险投资部门，通过这些部门，他们获得了许多成功初创企业的股权。亚马逊之前的做法就是重金投资其业务，通过牺牲短期利润来实现其长期战略目标，最终曾经的“亏损王”重新制定了游戏规则。

他们的反竞争行为给他们带来了数十亿美元的罚款，正如皮特·泰尔所说：“世界上只有两种企业。完全竞争的企业和垄断的企业。”

随着世界数字化趋势变的越来越快，技术垄断型企业建立了一套生态系统，这对其他公司的发展变得越来越重要：云服务器，广告网络，应用程序商店，操作系统、社交平台等。由于这个“必要”的生态系统的存在，也可能是因为云计算的兴起，几乎所有成功的初创公司对这些技术寡头的费用支付只是为了更好的生存下去。



依赖这些生态系统成功的公司，增强了科技寡头的主导地位

通过对这种生态系统获取和提取价值，其它公司也能获得技术上的成功，同时增强了技术寡头的主导地位。

例如，Snapchat 背后的科技公司 Snap Inc. 在 2017 年与谷歌签署了一份价值 20 亿美元的合作，将使用其云服务——在这段时间里，它还将与谷歌和其他巨头争夺数字广告收入。同样，Netflix 将其所有业务内容都托管在 Amazon Web Services 上，同时在创建新内容方面与亚马逊展开竞争。在应用程序方面，苹果和谷歌收取 30% 的佣金。这一佣金为苹果公司在 2017 年创造了 115 亿美元的收入。

随着我们向人工智能经济转型，这样的亦敌亦友的关系将变得越来越复杂，正如约书亚·库珀·拉莫在《第七感》中所言，我们与这些服务商的关系将从根本上影响我们的角色。

“那些适用于机器的规律同样适用于我们人类：我们是联系在一起的人。对这种状况的控制被证明是现代版的拿破仑政变，是这个时代需要的基本技能。”

——约书亚·库珀·拉莫

未来 AI 优先

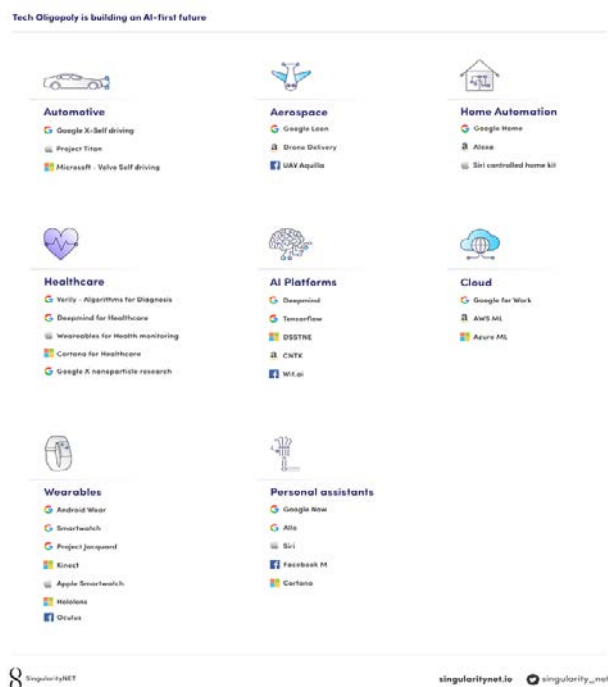
“计算机正在再次进化……在人工智能优先的世界里，我们正在重新思考我们所有的产品，并应用机器学习和人工智能来解决用户问题。”

——Google CEO 桑达尔·皮查伊

人工智能将成为寡头垄断所创造的生态系统中王冠上的宝石，并将进一步增强其它公司对五大公司的依赖性。

根据普华永道的一项研究表明，“到 2030 年，45% 的经济收益将来自产品改进，以刺激消费者需求。”他们的研究表明，随着时间的推移，人工智能将带来更多种类的产品，从而提高个性化、吸引力和可购性。

仔细审视寡头垄断企业最近的举措、收购和政策，就会发现它们正朝着“未来 AI 优先”的方向前进。这两家科技巨头已经开始在云计算产品中加入人工智能服务，并开始在多个行业开展与人工智能相关的活动。



在这些行业中，技术寡头正在打造 AI 优先的未来

在亚马逊时代，业务增长才是最重要的。随着人工智能的兴起，这种靠榨取租金的生态系统，只会增强依赖者的依赖性。正如微软首席执行官萨蒂亚·纳德拉所言：“它将成为位于边缘的人工智能、云中的人工智能、SaaS 应用程序中的人工智能，甚至是基础设施中的人工智能。”

科技寡头们承诺要让人工智能民主化，开创人工智能优先的未来，启动人工智能的合作伙伴关系，造福社会。我们不得不质疑，他们能否将社会利益置于倒数第二的股东价值增值之上。



被控制的开源

“当你试图用 Android 做一些谷歌不赞成的事情时，它会给你施加巨大的压力让你改正。”

——谷歌对 Android 进行铁腕控制

正如我们在本系列的第一部分中所讨论的那样，开发人员和研究人员构成了人工智能的主干。大型科技公司的致命弱点是在这个领域缺乏受过适当教育和训练的人才。

在这种背景下，开源成为大型科技公司在开发者脑海中确立霸主地位的又一种工具。Adobe 开发生态系统主管 Matt Assay 认为谷歌决定开源 TensorFlow 是一个战略决策，目的是创造未来的收入来源。另一位分析师表示，谷歌的策略是建立对机器学习的使用习惯，然后鼓励开发人员在谷歌云中运行他们的项目。腾讯最近进军这一领域也并非偶然。

由技术巨头开源的软件虽然是开源的，但在战略、设计和开发过程方面是封闭的。开放源代码免费提供给开发人员，这是一个有价值的服务。然而，与 Linux 等经典开源软件不同的是，绝大多数企业开源 AI 软件并不是通过透明和参与式的过程开发的。取而代之的是，它通过自顶向下的控制并将信息动态定期发送到社区。社区的意见和需求可能会被规范，当然在某些情况下社区也可以参与软件开发，但是只有在符合公司战略和策略的情况下才会被接受。

技术巨头们能够向他们的开源软件提供一些在传统的参与式开源世界中并不常见的优势：漂亮的图形可视化工具、简单的安装和部署、优秀的文档和教程、在各种硬件平台上高效运行的优化。这些功能伴随着巨大的开发预算，它们为新人才从初级到中级、从研究者和黑客使用到广泛的商业应用提供了便利。然而，它们也会压制其他工具集的开发，这些工具集具有社区驱动的开发过程，但缺乏相应的资金支持来进行更多功能的开发。

“Theano 深度学习 lib 库，多年来依赖于深度学习先锋 Yoshua Bengio 的实验室开发，但因为 Bengio 团队的博士生和贡献者们跟不上大公司的技术速度，已经不再开发更新了。Bengio 的团队擅长算法专业知识和概念设计，但对于用户界面和 multi-GPU 优化以及新的教程视频，他们无法与价值数千亿美元的公司产品竞争。”

—— Ben Goertzel 博士，首席执行官 SingularityNET

大量资金投入开源人工智能软件的结果是，在像深度学习这样的即时大规模商业应用领域，整个领域都被自上而下控制的企业人工智能项目所主导。控制权从更广泛的社区转移到企业决策者手中。新入局的开发人员自然愿意使用功能多且学习成本较低的开源工具，因此当他们进入人工智能领域，他们便对大公司使用的特定工具有了使用经验，进而将他们导向那些大公司目前发现最具有商业价值的特定人工智能应用领域。

如今，计算机视觉的开源工具有很多，因为让世界上的博士生和黑客们创建、完善和测试视觉算法，对大型科技公司来说具有巨大的商业价值。目前，用于诊断作物疾病、进行数学定理证明或计算化学的开源工具存在且功能也很强大，但它们是老式的开放源代码，安装起来更费劲，并且使用命令行进行日志文件检查或者监视，而不是使用互动性更好的用户界面。这些领域对人类以及人工智能和其他科学的发展都是非常有价值的，但没有人有数百亿美元的闲置资金投入这些领域，并且能够快速回本并赚到更多的钱。因此，工具仍然比较粗糙，这在某种程度上会减慢使用者的进度，但同时也会鼓励创造性，因为开发人员可以在低预算的情况下有效地展开竞争。

尽管这些科技巨头对开源软件的兴趣确实是有益于我们的，但它们不太可能完全接受开源运动的历史理念。那些以最大化股东价值为主要目标的公司管理者，其受托责任禁止他们朝着其他相互冲突的目标前进。

当一切都恰到好处时，股东价值最大化可以与更广泛的有益目标相一致，比如减少全球财富不平等、增加获得技术工具和服务的机会或创建合乎道德的 AGI。但这种共赢从未持续进行下去，在传统的企业背景，当冲突发生时，股东价值将必然被摆在首位。

五个野心勃勃的公司

“我们相信（云市场）份额将继续围绕最大平台整合，形成寡头市场结构。”

——高盛

科技巨头的主要目标只会鼓励它们不惜一切代价寻求业务增长和收入增长。因此，认为科技寡头会让强大的人工智能民主化是天真的。相反，它们将有相当大的动机利用人工智能的力量来推进自己的商业利益最大化。

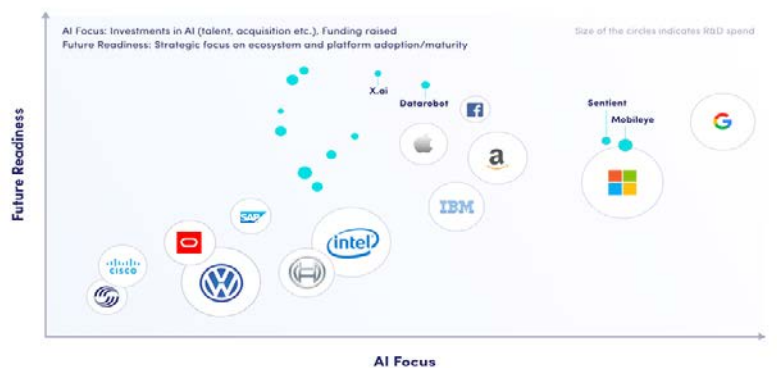
随着时间的推移，这些巨头们正在利用人工智能进一步提高他们的服务和产品，使他们更加个性化，增加他们的吸引力。苹果公司正在用独特的人工智能功能提升其 HomePod 和 iPhone X 的功能，亚马逊的 Alexa 鼓励其它公司提供基于人工智能的个人助理，谷歌的 Duplex 系统则引起了轰动，并引发了道德辩论。而这些仅仅是深层次趋势比较明显的表现；这些公司还在幕后以无数方式利用人工智能，从谷歌 Deep Mind 的人工智能来优化服务器农场的电力使用，到亚马逊和阿里巴巴在仓库里使用机器人等等。随着科技寡头野心的增长，以及它们战略性地进入新行业 (Whole Foods)，没有人工智能人才的公司将发现，为了在智能经济中有效运作，它们必须养活这些科技巨头，同时与它们展开竞争。

人工智能的本质——它将创造出令人难以置信的价值——意味着它是任何公司都无法忽视的技术。正如上面的图表所强调的，巨人对人工智能的关注使他们在未来占据更大的主导地位。

由于科技行业的王者垄断了人工智能人才，其他想从人工智能中获益的公司有两种选择：要么利用五大巨头提供的人工智能服务，要么雇佣人工智能开发者，利用这些人才提高自身竞争力。

正如我们之前讨论的，雇佣人工智能人才需要与技术寡头竞争。这是一场大多数公司无法打赢的战争。唯一可行的选择是利用科技巨头提供的人工智能服务。

Despite spending more in R&D the Global500 lag behind the Tech Oligopoly in Future Readiness due to lower AI Focus



SingularityNET

singularitynet.io singularity_net

在研判未来和对人工智能关注方面，就连全球 500 强企业也无法跟上科技寡头的步伐

随着科技寡头野心的增长，以及它们战略性地进入新行业 (Whole Foods)，没有人工智能人才的公司将发现，为了在智能经济中有效运作，它们必须养活这些科技巨头，同时与它们展开竞争。

接下来我们讨论什么内容？

人工智能的巨大潜力意味着，它要么加剧我们社会的不平等，要么将我们从无数苦难中解放出来。

开放获取网络如何激励人才，设计民主程序，建立社区驱动的人工智能倡议，为社会提供可行的替代方案？我们能否与寡头中的天使合作，以激励积极的社会成果？我们的朋友和合作伙伴能够执行隐私优先的设计，使个人主权得以实现吗？在我们建设民主未来的过程中，我们面临着哪些风险和陷阱？

这些机器学习技术趋势正在消失，你需要了解一下

作者 Kasey Panetta, Andrew Orlowski
编译 Debra



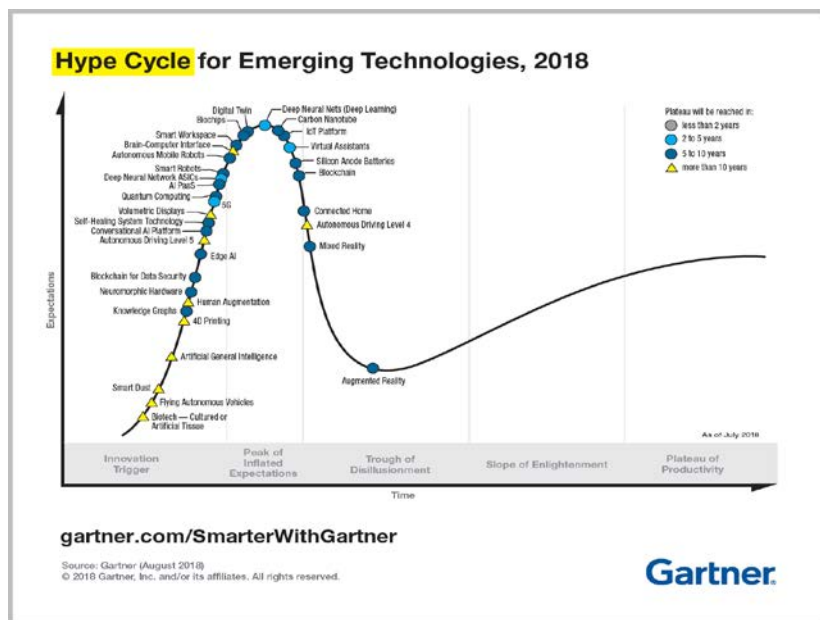
AI 前线导读：Gartner 最近公布了 2018 年的 5 大新兴技术趋势报告，预测了未来一段时间将对现有商业模式和业务产生重大影响的技术趋势，以供技术 leader 和技术人员参考。

二十年来，Gartner 每年都会发布一份新兴技术炒作周期报告，这已成为 Gartner 公司的一个惯例，为我们揭示了新兴技术趋势所遵循的模式。

然而，Gartner 预测中的新兴技术真能平安克服所有障碍，最后成为普及的技术吗？事实告诉我们并非如此。比如，Gartner 2017 年的预测报告中，曾经名列未来几大技术趋势的机器学习等，由于各种原因，已经从榜单上消失了。

未来，在路边等待 Uber 或 Lyft 来载你或将成为过去式，届时，我们要做的可能就是走到直升机降落场，叫上一辆无人机。这种未来的“空中飞的”不仅将减少交通堵塞，而且省去了人类驾驶员。

说到打飞的，事实上无人机技术还远未成熟到可以为我们提供民主化交通服务的地步。其中第一个挑战便来自于人类对自动化技术的掌握。Gartner 预计，这门技术在 10 年之后才会成熟。美国高速公路安全保险协会最近的一份报告显示，目前的 Level 2 无人车助手还不具备安全驾驶的能力，而且在未来相当长一段时间不会有重大进展。



不仅是无人机，医疗设备、物流、食品配送等领域也一样。倒是一些公司正在积极研究如何不用人类驾驶员将包裹配送到边远地区，有可能在未来十多年里实现。

完全自动化的飞行器比地面上的无人车更容易实现，因为空中管制较多，环境也没有地面那么复杂。但还是会面临其他问题，如直升机升降场建在哪里，怎样避免交通事故等。无人机名列 Gartner 2018 技术炒作周期 17 个新兴技术趋势之一，这个周期呈现了未来几十年将具有高度竞争性优势的技术。

今年，Gartner 将这 17 个技术分为 5 个大趋势：民主化人工智能 (AI)、数字化生态系统、自动化生物黑客、透明的沉浸式体验和无处不在的基础设施。

“技术 leader 时刻面临着技术的更新迭代，这些变化将会对你的工作产生重要影响，此调查报告显示的技术趋势可能



将对打破企业原有商业产生巨大影响，因此，执行团队应该密切注意这些变化。”Gartner 调研副总裁 Mike Walker 说道。

趋势 1：民主化人工智能

由于云计算、开源和“制造商”社区，AI 将成为最具破坏性的技术之一，应用会更加广泛。早期采用者从该技术的不断发展中受益，但最显著的变化将是其对大众的可用性。这些技术还培养了一大批开发人员、数据科学家和 AI 架构师，他们将会创建基于 AI 的新解决方案。

例如，能够与人类一起工作、提供客房服务或在仓库工作的智能机器人将会让组织辅助、替换或重新部署人类工作者，让人类有时间可以进行更多有价值的工作。此类别中还包括 Level 4 自动驾驶和 Level 5 自动驾驶，它在今年的 Hype Cycle 中取代了“自动驾驶汽车”。

Level 4 无人车是指在大多数（但不是所有）条件和位置，可以在没有人类交互的情况下，在一定地理区域内操作的自动驾驶车辆。这一级别的自动驾驶汽车可能会在未来十年内上市。Level 5 车辆在所有情况和条件下都可以自主运行，并控制所有任务。没有方向盘、刹车或踏板，这些汽车可能成为家庭的另一个生活空间，将产生深远的社会影响。

趋势 2：数字化生态系统

新兴技术总是需要新的技术基础和更具活力的生态系统的支持。这些生态系统需要新的业务战略，并转向基于平台的业务模式。

“从独立的技术基础设施向生态系统支持平台的转变，为构成人与技术之间桥梁的全新商业模式的形成奠定了基础，”Walker 说道。

例如，区块链可能会成为数据安全领域游戏规则的改变者，因为它有可能提高集中式系统的弹性、可靠性、透明度和信任度。在此技术趋势下，代表真实物体的虚拟表示数字孪生（digital twins）也是其中一个技术。这一技术在运维领域已经开始得到采用，Gartner 预估未来五年之内，数以万计的事物将拥有数字孪生。

趋势 3：自动化生物黑客

2018 年只是一个“跨人类”时代的开始，黑客生物学和“扩展”人类的普及和可用性将会增加。从简单的诊断到神经植入，这门技术将引起关于道德人性和法律、社会等问题。这种技术将分为四类：技术增强、营养基因组学、实验生物学和磨床生物骇客。

例如，生物芯片甚至可以在患者出现症状之前，检测到从癌症、小到天花等疾病的可能性。这些芯片由表面的一系列分子传感器制成，可以分析生物元素和化学物质。今年，“生物技术”也是技术炒作周期上的“新客”，即人工培养和生物培育的肌肉。虽然仍处于实验室开发阶段，但这项技术最终可以让皮肤和组织在机器人外部生长，并对压力敏感。

趋势 4：透明的沉浸式体验

智能工作站等技术越来越以人为中心，模糊了人、企业和事物之间的界限，扩展并实现了更智能的生活、工作和生活体验。在智能工作站中，电子白板可以更好地捕获会议记录，传感器可以根据员工位置提供个性化信息，办公用品也可以直接与 IT 平台交互。

在家居方面，互相连接的家庭可以连接设备、传感器、工具和平台。越来越智能的系统可以让人们有更加情境化和个性化的体验。

趋势 5：无处不在的基础设施

总的来说，基础设施将不再是战略业务目标的关键。日益普及的云计算和无处不在、随时可用的基础架构环境改变了基础架构的格局。这些技术将是新业务模式的未来。

例如，具有复杂的量子比特和算法系统的量子计算比传统计算机运行速度有指数级的增长。在未来，该技术将对优化、机器学习、加密、分析和图像分析产生巨大影响。虽然通用量子计算机可能永远不会实现，但该技术将在狭义领域中具有巨大的潜力。

这一趋势中的第二项新技术是神经形态硬件。这是一种受神经生物学架构启发而发明的半导体器件，可以为深度神经网络提供极高的性能，减少功耗的同时可以提供比传统方法更高的性能。

那些消失的新兴技术趋势

然而，事实上，并非榜单中所有的新兴技术都可以在翻越“技术炒作周期”的顶峰后成功存活下来。

根据 Gartner 的技术炒作周期，一项成功的新技术必须首先登上过高期望的峰值期（Peak of Inflated Expectations），然后再跌入绝望的谷底，或者 Gartner 所谓的泡沫化的底谷期（Trough of Disillusionment）。甩掉身上的泥垢，重新站起来，沿着稳步爬升的光明期（Slope of Enlightenment）向上爬，然后再次到达阳光普照的实质生产的高原期（Plateau of Productivity）。只有这样，新兴技术才能最终放下背包，打开保温瓶，当之无愧地享用美味的午餐。

去年的 Gartner 技术炒作周期报告中出现的九项新兴技术已经消失了。

其中有一些非常有份量。去年 7 月，机器学习距离趋势峰值还有两年的时间，但今年它已经消失了。正如其他很多趋势一样，它的堂兄深度学习也摇摇欲坠。

这里可能有人会产生疑问：机器学习为什么会从技术趋势中消失呢？

对于这个问题，或许微软机器学习研究员 John Langford 的一番话可以给我们一些参考：“只注重实践的研究者有时候会犯一些很愚蠢的错误，比如，分不清训练集和测试集或者采用错误的方法去解决问题。只注重理论的人也许理解优秀算法的结构，但不能有效运用，或者不能从很多可能的方法中选出合适的那个。运用方程解决问题和证明方程是两种完全不同的能力，这在机器学习中尤其的正确，在机器学习领域，证明方程有效经常并不意味着可以用它来解决问题。”

在实践应用中，由于机器学习的炒作和教育方式大都是围绕着研究领域而不是应用领域展开，企业的机器学习团队往往把时间花费在研究领域，而不是业务应用中，因此未能成功获得预期价值，逐渐对机器学习的热情减退。

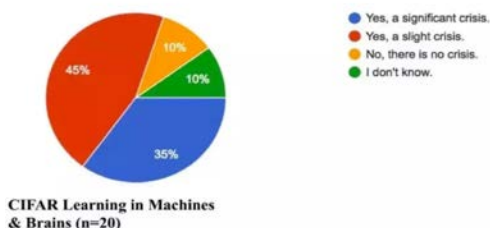
另一方面，机器学习算法难以复现，也是阻碍研究者的原因之一。

去年，边缘计算在艰难地爬坡——但今年它也已经消失了。人工增强、增强数据发现也是如此。

还记得无人机吗？它们已经崩溃了。

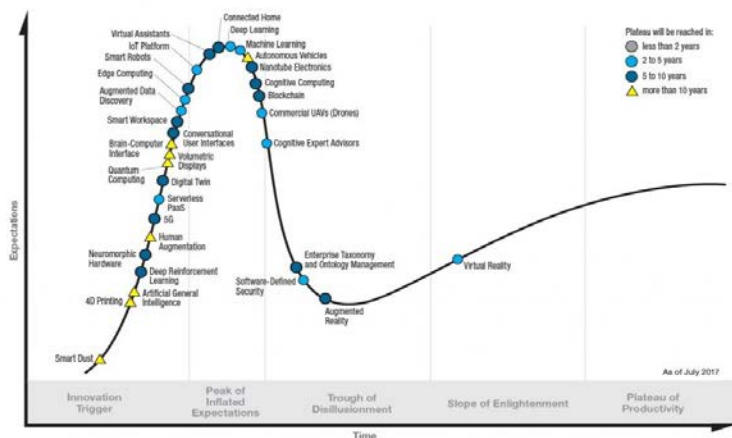
但有一些趋势却很难说。Gartner 会用新术语取代旧术语，例如，自动驾驶汽车已经消失，但却

Reproducibility crisis in ML?

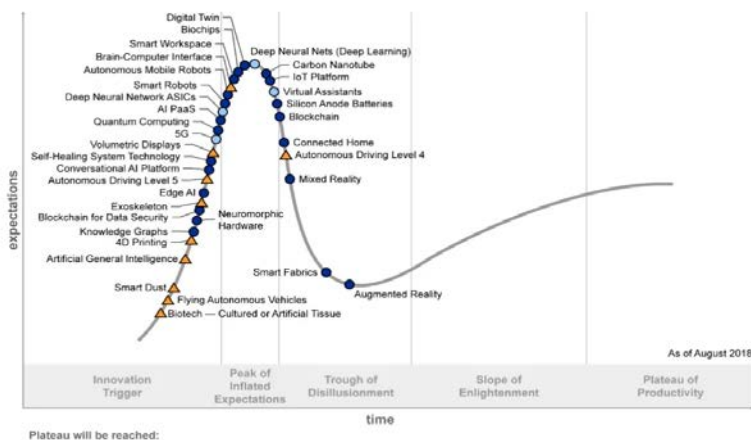


出现了自动驾驶 Level 4，虽然这项技术越来越接近现实，但要真正实现至少需要等到 10 年之后。会话用户界面消失了，会话 AI 平台神奇地取而代之，但是略微往下掉了一些。

数字孪生（Digital Twin）是少数几个出现上升的技术之一。现在正在达到峰顶。物联网平台现在处于危险区域：正在从峰顶向低谷下滑。



2017年Gartner技术炒作周期



2018年Gartner技术炒作周期

处在稳步爬升的光明期的技术很少，去年只有 VR 处在这个位置。而今年，实质生产的高原期完全是空的。灰尘和风滚草扫过这片被诅咒的平原：这里没有生命迹象。

我们感到很惊讶。Gartner 该如何对此作出解释？所有那些新兴的趋势都去哪儿了？它们经历过高原了吗，还是就这么过去了？

值得一提的是，今年的新晋者是：“民主化人工智能（Democratised AI）”、区块链、DIY 生物黑客（包括“磨床黑客”）、透明的沉浸式空间（“Smart Dust”并没有完全死亡，还有诱人的“4D 打印”）和“无所不在的基础设施”，其中包括 5G 和深度神经 ASIC。

Gartner 表示，后两者“预计要么将在未来两到五年内达到高原”，要么永远不可能。



后记

Gartner 技术炒作周期因为太过偏离现实而饱受批评。正如风险投资家 Michael Mullany 所说的那样，很多技术只是死了。其他技术在没有经历这一过程的情况下依然迅速被大规模采用，比如 DVD。

比较 2017 年和 2018 年的 Gartner 技术炒作周期，有一个问题是显而易见的：新兴趋势是单向的。它们显然只能往一个方向移动，或者它们要么保持原地不动，要么神奇地消失。它们不能倒退或重新出现，像是一个胖子试图从游泳池的深处走出来。我们建议 Gartner 对此给出一个有效的解决方案。

About | TGO 简介

TGO 是汇聚全球科技领导者的高端社群，我们希望让所有孤军奋战的科技管理者都找到属于自己的圈子。在这里，您可以冲破职业晋升道路中的成长局限，搭建快速连接每一个科技管理者的沟通桥梁，打破传统企业与互联网企业之间的技术壁垒，探索业务与技术交融下产生的无限可能...

会员人数

700+

全球分会

10

全年学习活动

240+
场次

Rights | 会员权益

高频活动，开拓视野。十余种多维度的活动形式，深入解读热门话题，丰富行业观察视角，获取最佳实践路径。



每月小组交流

8~10人小组私密独享
的线下深度交流



专属学习活动

全年20+场，学习、体验
名企拜访无所不包



高端会议自由参加

QCon、ArchSummit
AICon 等全免费



免费知识专栏

极客时间 App 所有
付费专栏免费阅读



破解研发难题

多级会员体系
为你建立人才库



高端资源对接

技术、产品、服务
彼此共享，强强联合



个人品牌打造

专业形象照、媒体专访
会议分享服务



企业尊享优惠

超低价格采购极客邦科技
企业服务和产品



前沿资讯获取

每日 / 每周资讯
开阔视野，提升认知



权益持续更新

CTO/CPO 特训营、导师
私享会直投刊物等研发中



扫描二维码了解更多内容

► 业务简介

凭借实践驱动的海量国内外一线专家资源, 及对技术领域的洞察和深厚知识积累, 为企业客户提供研发团队能力提升解决方案, 同时为企业提供针对具体技术挑战的技术咨询服务, 帮助企业提升技术竞争壁垒, 真正让技术驱动业务发展。

海量技术讲师/专家资源

技术领域专业洞察和知识积累

专业完善的企业培训咨询服务流程

► 产品与服务类型

深度培训

企业内训

技术咨询

企业账号

► 提供9大技术领域的培训与咨询



云计算



大数据



软件架构



移动与前端



语言开发



运维与容器



人工智能



区块链



技术管理

► 明星讲师



李文哲

人工智能专家
美国贪心科技创始人兼CEO

人工智能 | 深度学习 | 大数据



陈靛

鹏云网络创始人
“千人计划”国家特聘专家
AWS架构师

云计算 | 架构



孙玄

转转公司架构算法部负责人
前58集团技术委员会主席

架构 | 大数据 | 机器学习

企业服务顾问: Rodin (罗丹)

咨询电话: 15002200534 邮箱 rodin@geekbang.org



扫码申请企业服务

