

# 对话深度学习专家雅恩·乐昆： 让深度学习摆脱束缚\*

作者：李·戈梅斯(Lee Gomes)

译者：邓光磊 郑芸 肖丹等

关键词：深度学习 人工智能 奇点理论

人工智能如今之所以能变得异常火热，在很大程度上是源于卷积神经网络的研究进展。这项机器学习技术为计算机视觉、语音识别和自然语言处理带来了巨大的进步。你可能已经听过它另一个更加通俗的名字——深度学习。

几乎没有人比54岁的脸谱<sup>1</sup>人工智能实验室负责人雅恩·乐昆(Yann LeCun)更能与深度学习紧密地联系在一起。早在20世纪80年代末，雅恩·乐昆就作为贝尔实验室的研究员开发出了卷积网络技术，并展示如何使用它来大幅度提高手写识别能力。20世纪末到21世纪初，当神经网络失宠时，雅恩·乐昆是少数几名坚持在该领域进行研究的科学家之一。他于2003年成为纽约大学教授，并从此引领了深度学习的发展。2013年底，雅恩·乐昆加入脸谱，负责新成立的人工智能实验室。

日前，IEEE Spectrum的李·戈梅斯与雅恩·乐昆进行了一次深度谈话。以下为经过整理的对话内容。

## 用8个单词解释深度学习

戈梅斯：这些天我们看到了许多关于深度学习的新闻。在这些对深度学习的描述中，你最不喜欢哪一种？

乐昆：我最不喜欢的描述是

“它像大脑一样工作”。原因是，虽然深度学习是从生命的生物机理中获得灵感，但它与大脑的实际工作原理差别非常大。将它与大脑进行类比给它赋予了一些神奇的光环，这种描述是危险的。这将导致天花乱坠的宣传，人们会提出一些不切实际的要求。人

工智能之前经历的几次“寒冬”就是因为人们对人工智能提出了一些无法实现的要求。

戈梅斯：如果你是一名关注深度学习的记者，只用8个单词去描述它，你会说什么？

乐昆：我想将会是“学着

\*本文摘译自IEEE Spectrum, "Facebook AI Director Yann LeCun on His Quest to Unleash Deep Learning and Make Machines Smarter", 2015, 2一文，有删节。

<sup>1</sup> Facebook，亦有译作“脸书”。

描绘世界的机器 (machines that learn to represent the world)”。可能另外一种描述是“端对端的机器学习 (end-to-end machine learning)”。这种理念是, 在一个能够学习的机器中, 每一个组件、每一个阶段都能进行训练。

**戈梅斯:** 你的编辑可能不太喜欢这个结果。

**乐昆:** 是啊, 公众将无法理解我所表达的意思。好吧, 有另外一种方法。你可以把深度学习看作是, 通过整合大量能以相同方式训练的模块和组件来构建拥有学习能力的机器, 比如说模式识别系统等。因此, 需要一个能够训练每个事物的单一原则, 但这个描述又超过了8个单词。

**戈梅斯:** 有哪些事情是深度学习系统可以做, 而机器学习系统无法做到的?

**乐昆:** 这是个更有意义的问题。之前的系统, 我们可以称之为“浅层学习系统”, 会受限于它们能计算函数的复杂度。因此, 如果使用一个类似于“线性分类器”的浅层学习算法来识别图像, 你将需要从图像中提取出足够多的参数特征以构成合适的识别特征参数向量。但手动设计一个特征提取器非常困难, 而且很耗时。

还可以用一个更加灵活的分类器, 比如说“支持向量机”或者两层神经网络, 直接将图片的像素提供给它们。而问题是在我们可能建造的分类器的

大小限度内, 识别的准确度都好不到哪儿去。

**戈梅斯:** 这听起来不像是一个简单易懂的解释。或许这就是为什么那些记者会将深度学习描述成……

**乐昆:** 像我们的大脑。

## 有5亿个开关的“黑盒子”

**戈梅斯:** 问题还在于, 机器学习是一个非专业人士极难理解的研究领域。一些经过教育的外行能够理解一些半技术性的计算问题, 比如说谷歌使用的 Page-Rank 算法。但我敢打赌只有专业人士才能对线性分类器和向量机有些了解。这是因为该领域从本质上就很复杂难懂吗?

**乐昆:** 事实上, 我认为机器学习的基础原理非常简单易懂。我曾经向中学的老师和学生解释过这一主题, 并没有让其中的许多人觉得枯燥乏味。

模式识别系统就像一个黑盒子, 一头装着摄像头, 顶上有一个红灯和一个绿灯, 前面装有一连串旋钮。学习算法设法调整这些旋钮, 从而使得当一条狗出现在摄像头前时, 红灯亮起; 当一辆车出现在摄像头前时, 绿灯亮起。为了训练该算法, 你将一条狗放在机器前, 如果红灯亮起, 它什么也不做; 如果光线变模糊, 它扭动旋钮使灯变亮;

如果绿灯亮起, 它扭动旋钮使灯光变暗。接下来换成汽车, 它扭动旋钮使红灯变暗或绿灯变亮。如果你给出多个狗和汽车的样例, 并且不断调整旋钮, 每次调整一点儿, 最终机器会每次都能得出正确答案。

有趣的是, 它能正确地区分它从未见过的汽车和狗。窍门在于要计算出每次扭动旋钮的方向和幅度, 而不是乱动一气。这涉及到对“梯度”的计算, “梯度”指出旋钮扭动对灯光的影响方向。

现在想象一下, 有个盒子拥有5亿个旋钮、1000个灯泡, 用1000万张影像来训练它。这就是一个典型的深度学习系统。

**戈梅斯:** 我认为你用“浅层学习”这个词好像有些玩笑的成分, 我想那些使用线性分类器的人大概不会认为他们的工作很“浅”。之所以用“深度学习”这个表述难道就没有宣传的因素在里面? 因为这隐含学到的东西很有深度, 但实际上, “深度”仅仅是指这个系统的级数。

**乐昆:** 是有点谐谑的意味, 但这反映了真实情况: 浅层学习系统有一层或两层, 而深度学习系统一般有5~20层。“浅”还是“深”指的并不是学习行为本身, 而是指被训练的结构。

## 追寻漂亮的创意(需要一点儿黑客精神)

**戈梅斯:** 你的个人简介里

提到，在他们都对神经网络失去兴趣时，你依然坚持探索神经网络的新方法。是什么使你能够无视世俗认知并且一直坚持下去？

**乐昆：**自始至终，我一直沉迷于能够训练出一套完整的“端对端”系统。（利用这种系统，）你可以将未经加工的数据输入系统，因为系统具有多层结构，每一层都将知道如何对上一层产生的表征进行转化，直到最后一层输出结果。该理念——从头到尾你都应该把学习融合进来，以便机器能够学习到好的数据表征——是我在过去30年中所着迷的东西。

**戈梅斯：**你的工作是符合黑客原则，还是科学原则？你是一直尝试到它们可以运行为止，还是会从洞悉理论开始？

**乐昆：**我的工作很大程度上是直觉洞察、理论模型、实际执行、实证研究与科学分析之间相互影响。洞察力是一种创造性思维，模型基于数学，实际执行涉及工程学 and 纯粹的黑客行为，实证研究和分析属于实实在在的科学。其中，我最喜欢的是那些能够在实施中成功运行的简洁优美的理论。

有些人在某个问题上使用某种理论仅仅是因为其容易，如果他们拒绝另外一些经验证明行之有效的方法也只是因为其对应理

论的确立太困难了，我对这样的研究人员完全没有耐心。在机器学习领域存在一些这样的现象。事实上，从某种程度上来说，20世纪末到21世纪初的“神经网络寒冬”就是这种“方法论”导致的。自以为拥有坚实的理论依据，对实证结果不予重视，这对于解决工程问题是很糟糕的办法。

但采用纯粹的实证研究方法也有许多隐患。例如，语音识别领域一直保持实证研究的传统，惟一关注的就是你在一定的测试基准上的表现如何。这扼杀了创造力，因为如果你想在测试结果上击败其他研究团队，而他们对此已经做了多年研究，那你需要首先潜心研究4~5年，建造自己的基本架构，这非常困难，而且极具风险，因此没人这么做。所以对于整个语音识别领域，虽然研究不断获得新的进展，但都属于渐进式，直到近几年深度学习出现为止。

**戈梅斯：**你看起来一直在竭尽全力地将你的工作与神经科学和生物学拉开距离。例如，你提到了“卷积网络”，而不是“卷积神经网络”。你在你的算法里提到了“单位/个体 (units)”，而非“神经元”。

**乐昆：**的确如此。我们的模型的一些部分从神经科学中获得了灵感，但还有相当多部分与神

经科学毫不相干，相反，它们是来源于理论、直觉和经验探索。我们并不期望把我们的模型变成大脑的模型，我们也没有宣称其与神经科学方面有相关性。但我不讳言卷积网络的灵感来源于一些关于视觉皮质的基础知识。有些人间接从神经科学获得灵感，但他们却不肯承认这一点，我承认，神经科学很有帮助，但我会小心翼翼地不去触碰那些会引发炒作的词语，因为这个领域已经出现了疯狂炒作，这非常危险。

## 炒作与“草包族科学”(cargo cult science)<sup>2</sup>

**戈梅斯：**炒作毫无疑问是有害的，但你为什么说这是“危险的”？

**乐昆：**因为这给基金会、公众、潜在客户、创业公司和投资者带来了预期，他们会因此相信我们正处在建造一些像大脑一样强大的系统的大潮面前，但实际上我们离这个目标还差得很远。这很容易导致另一次的“寒冬周期”。

这里会出现一些“草包族科学”，这是理查·费曼 (Richard Feynman) 的表达，描述某些事物貌似科学，但实际上不是<sup>2</sup>。

**戈梅斯：**能举几个例子吗？

**乐昆：**在“草包族科学”下，

<sup>2</sup> “草包族科学”出自物理学家理查·费曼1974年在加州理工学院的一场毕业典礼演说，描述某些事物貌似科学，却遗漏了“科学的品德，也就是进行科学思考时必须遵守的诚实原则”。——译者注

你往往是复制了机器的表象，却没有深入理解机器背后的原理。你用干草造出一个“无线电台”。“草包族科学”在航空领域的实例：制造飞机时完全仿造鸟类的样子——羽毛、扇动的翅膀等。19世纪的人们就是这么做的，但取得的成就非常有限。

在人工智能领域与之相似的例子是尝试着对我们所知晓的神经元和神经突触的所有细节进行复制，然后在一台超级计算机上启动一套庞大的模拟神经网络，希望从中孕育出人工智能。这就是“草包族科学”。确实有拿到大量基金支持的严肃的研究者基本上快要相信这种方法了（当然，我这里简而言之）。

**戈梅斯：**你认为IBM的True North项目<sup>3</sup>属于“草包族科学”吗？

**乐昆：**这听起来会有些刺耳，但我的确认为，IBM团队所声称的一些东西确实有点离谱而且容易被错误解读。从表面上看，他们公布的某些结果令人印象深刻，但实际上没有实现任何有价值的东西。在True North之前，那个团队用IBM的超级计算机来“模拟了一个老鼠级别的大脑”。但这只是一个随机的神经网络，除了消耗CPU运算周期以外没有发挥任何作用。

True North芯片的悲剧在于，如果它当初没有坚持与生

物学走得太近以及没有试图实现“脉冲式集成发放神经元 (spiking integrate-and-fire neurons)”模型的话，它本来可以很有用。开发一个芯片十分昂贵。因此，在我看来——我曾是一个芯片设计者——当你在开发一个芯片之前，你必须确信无疑它能做些有用的事情。如果你制造了一个卷积网络芯片（人们很清楚如何制造这样的芯片），它能立刻应用到许多设备中。IBM创造了错误的东西，我们无法用它去完成任何有用的事情。

**戈梅斯：**还有其他例子吗？

**乐昆：**说起来话就多了。从根本上说，欧盟人脑计划 (Human Brain Project) 中的很大部分也是基于这样一种理念：我们应该建造一种模拟神经元功能的芯片，越接近越好，然后将芯片用于建造超级计算机，当我们用一些学习规则来开启它时，人工智能就出现了。我认为这纯属胡说八道。

当然，我批评的是欧盟人脑计划，而并不是参与这个项目的每个人。许多人参与该项目的原因为仅仅是因为它能获得巨额资助，这是他们所无法拒绝的。

## 无监督学习——机器需要的学习方式

**戈梅斯：**对于一般意义上的机器学习，还有多少是有待发

掘的？

**乐昆：**太多了。我们在实际的深度学习系统中使用的学习方式是很僵化的。在具体实践中发挥作用的其实是“有监督学习”。你将一张图片展示给系统并告诉它这是一辆车，它就会相应调整它的参数并在下一次说出“车”。然后你再给它展示一把椅子、一个人。在使用了几百万例子、耗费几天到几周的计算时间（取决于系统规模）之后，它算是弄明白了。

但人类和动物不是通过这种方式学习的。当你还是婴儿时，你并没有被告知你看到的每一个物体的名字，然而你却学会这些物体的概念。你知道世界是三维的，当我把一个物体放在另一个物体的后面，你还是知道它的存在。这些概念不是与生俱来的，是你将它们学会了。我们把这种类型的学习称作“无监督学习”。

21世纪初，我们中的许多人参与到了深度学习的复兴运动中，包括辛顿 (Geoff Hinton)、约舒阿·本希奥 (Yoshua Bengio)、吴恩达 (Andrew Ng) 和我自己，这就是所谓的“深度学习团体”。一开始我们的理念就是更多使用无监督学习而非有监督学习。无监督学习可以帮助深度很大的网络进行“预训练”。我们在这方面取得了不少成果，但最终能够应用于实践的还是过去那些能与

<sup>3</sup> IBM的类人脑芯片，集成了54亿个硅晶体管、4096个内核、100万个“神经元”和2.56亿个“突触”。——译者注

卷积网络相结合的出色的有监督学习，这是我们在20年前（20世纪80年代）所做的事情。

但从研究的角度来看，我们一直感兴趣的是如何恰当地做好无监督学习。我们现在已经拥有了可以应用到实际的无监督学习技术，只是问题在于，我们只要收集更多数据，有监督学习就能胜过无监督学习。这就是为什么在现阶段的产业中，深度学习的应用基本上都是有监督的。但将来未必是这种方式。

归根结底，在无监督学习方面，大脑远好于我们的模型，这意味着我们的人工智能学习系统对许多生物机理学习的基本原理还没有掌握。

## 脸谱的深度学习

**戈梅斯：**脸谱有兴趣建立一个人工智能实验室的原因是什么？

**乐昆：**脸谱的宗旨是连接人与人，也就越来越意味着连接人与数字世界。2013年底，当马克·扎克伯格 (Mark Zuckerberg) 决定建立脸谱人工智能实验室，也就是我领导的部门时，公司已经有约10年的历史了。公司在考虑未来10年间连接人与人意味着什么，然后意识到人工智能将发挥关键作用。

每天，脸谱能向每个人展示2000条内容：帖子、图片和视频等，但没人有时间看这么多内容。因此，脸谱必须自动筛选100到

150条用户想看或需要看的内容。要深谙此道必须先理解人们，包括他们的口味、兴趣、关系、需要，甚至是生活目标等。也需要理解内容，知道帖子或者评论在讲些什么，图片和视频包含什么内容。只有这样，才能把最相关的内容筛选出来并呈现在用户面前。在某种意义上，出色地完成这项工作是一个“彻头彻尾的人工智能”问题：这需要理解人、情绪、文化和艺术。我们在脸谱人工智能实验室的大部分工作都是聚焦于制定新理论、新原则、新方法和新系统，以便让机器理解图片、视频和语言，随后对其进行推理。

**戈梅斯：**刚才我们谈到炒作，我刚好有个自己感受的例子。脸谱最近公布了一个人脸识别算法——DeepFace，很多报道称它的准确性已经接近于人类，但这些结果难道不是在精心策划的数据集中才能实现的吗？如果在互联网上遇到随机的图片，这个系统还能取得同样的成功吗？

**乐昆：**相比于人类，该系统对图片质量更为敏感，这是肯定的。人类可以识别出在许多不同场景和变化下出现的同一张脸，如不同的脸部毛发和其他类似的（遮盖）物，计算机系统对这方面（的干扰）比较敏感。但是系统可以在非常大的人脸集合中识别出某个人，这个集合的大小可以远远超出人类的处理能力。

**戈梅斯：**浏览网上的图片

并找出比如说奥巴马是否出现在图片里，DeepFace能否做得比我强？

**乐昆：**毫无疑问它将会更快。

**戈梅斯：**它会更准确吗？

**乐昆：**可能不会，但是它能从数亿人中发现某人。我可做不到。

**戈梅斯：**它能像研究中那样，达到97.25%的准确率吗？

**乐昆：**没有在数据集中进行实际测试是很难说出一个具体数字的，这完全取决于数据的性质。如果图片库里有数亿张脸，那准确性就远不及97.25%。

**戈梅斯：**这里有个问题似乎是，计算机研究者使用的某些行话和外行们的理解有着不同含义。当研究人员论及“准确率”，他们实际上可能说的是在精选的数据集中得出的结果。而外行们可能认为，计算机识别的是随机图片，就像我们每日所看到的那些图片一样。由此带来的结果是，对计算机系统的要求要比它们在新闻报道中的表现更为苛刻。

**乐昆：**是的。我们也进行若干广泛认可的基准测试，像其他人一样利用户外脸部检测数据库 (labeled faces in the wild) 等，将我们的方法和别人作比较。当然，我们也有内部数据集。

**戈梅斯：**所以，一般而言，面对你们随意从网上找的图片，

计算机在人脸识别上的表现有多接近于人？

**乐昆：**相当接近。

**戈梅斯：**能给个数字吗？

**乐昆：**给不出来，因为有很多不同的情景。

**戈梅斯：**在图片识别之外的领域，深度学习表现如何，尤其是当涉及到诸如自然语言等通用智能相关问题的时候？

**乐昆：**我们在脸谱的很大一部分工作都是集中于此。我们如何将深度学习的优势，与其通过学习来描绘世界的能力、从时变信号中积累知识的能力（语言就是时变信号）、推理能力、与当前深度学习系统采取不同方式的知识存储能力结合起来？在当前深度学习系统下，这就像学习一项运动技能。我们训练它们的方式类似于我们学骑自行车。你学到了一项技能，但实际上却不涉及大量事实记忆或知识。

但你学的其他一些事情，就要求你必须记住事实，必须记住并储存一些东西。在脸谱、谷歌和其他许多地方，我们做的大量工作是一边建立神经网络，一边建立一个独立的存储器模块。这能被运用于自然语言理解等领域。

我们开始看到，经由存储器模块强化的深度学习帮助自然语

言处理取得了令人印象深刻的结果。该系统基于这样的理念，即用连续向量描述词语和句子，经由深层架构的多层级完成对这些向量的转化，并将它们存储在一种联想存储器里。这对问答和语言翻译都非常有效。这种模式的一个范例是记忆网络 (memory network)，是脸谱科学家杰森·维斯顿 (Jason Weston)、斯米特·乔普拉 (Sumit Chopra) 和安东尼·博德斯 (Antoine Bordes) 最近提出的。Google/Deep Mind 的科学家也提出了一个相关概念——“神经图灵机 (neural Turing machine)”。

**戈梅斯：**那么，你不认为深度学习将会成为解锁通用人工智能的一把“钥匙”吗？

**乐昆：**它将是解决方案中的一部分。在一定层级上，这一解决方案看上去会像一张巨大而复杂的神经网络，但这与人们迄今在文献中看到的有很大不同。我说的这些东西，你已经可以开始看到一些相关论文了。许多人正在研究所谓的“递归神经网络 (recurrent neural nets)”。在这些神经网络中，输出被反馈到输入端，这样就能形成一个推理链。你可以借此来处理序列信号，像语音、音频、视频和语言，初步结果相当不错。深度学习的下一

个前沿课题是自然语言理解。

**戈梅斯：**如果一切顺利，我们可以期待机器很快能做到哪些它们现在做不到的事情？

**乐昆：**你或许能看到更好的语音识别系统，但在某种程度上它们是隐藏起来的。你的数字伴侣将会变得更完善；将会有更好的问答和对话系统；你可以和你的计算机进行对话；你可以向计算机发问，而它会从知识库中为你寻找答案；你会看到更好的机器翻译。你还能看到自动驾驶汽车和更聪明的机器人，自动驾驶汽车将会使用卷积网络。

## 深度学习能让机器获得常识吗？

**戈梅斯：**在准备这次采访时，我征集了一些计算领域从业者想要问你的问题。艾伦人工智能研究院 (Allen Institute for Artificial Intelligence) 主任奥伦·埃奇奥尼 (Oren Etzioni) 对于改进图灵测试的 Winograd 式问答挑战<sup>4</sup> (Winograd schemas challenge) 很感兴趣。Winograd 式问答挑战不仅涉及自然语言和常识，还包括对于现代社会运行机制的理解。计算机可能会采取何种办法来应对这些挑战？

**乐昆：**这个问题的关键是如

<sup>4</sup> Winograd式问答挑战由多伦多大学的研究人员在2011年首次提出，挑战的目的是为了进一步完善图灵测试，因为Winograd式问答总是设计得很巧妙，对它的正确回答要求机器具有很强的常识背景和推理能力，而人类却能很容易回答出来。

何表达知识。在“传统的”人工智能里，事实知识是以图形（即一套符号或实体及相互关系）的形式用人工输入的。但我们都知道，人工智能系统是可以通过学习自动获取知识的。所以，问题就变成了：“机器如何才能学会表达有关事实和关系的知识？”深度学习毋庸置疑是解决方案的一部分，但不是全部。符号的问题在于它只是一串毫无意义的比特。在深度学习系统里，代表实体的是大规模的数值(numbers)向量，而它们是从数据和反映这些数据的特征中学习而来的。学习推理要归结于学习借助这些向量进行运算的函数。脸谱的研究人员杰森·维斯顿、罗南·科洛贝尔(Ronan Collobert)、安东尼·博德斯和托马斯·米克罗夫(Tomas Mikolov)等人已经率先开始尝试用向量来表达单词和语言。

**戈梅斯：**人工智能的一个经典问题是让机器获得常识。深度学习领域对这个问题有什么见解？

**乐昆：**我认为通过使用预测式无监督学习可以获得某种常识。例如，我可以让机器观看大量的关于物体被抛掷或下落的视频。我训练它的方法是给它看一个视频，然后问它：“接下来会发生什么？一秒钟之后画面将如何？”以这种方式训练机器去预

测一秒钟、一分钟、一小时、或一天后的世界将会如何，它将获得很好的对世界的描述。这会使得机器了解物理世界的众多限制，如“抛向空中的物体在一段时间后将下落”、“一个物体不能同时出现在两个地方”、“物体被挡住后仍然存在”。了解物理世界的限制将使机器能够“填补空白”以及在听取包含一系列事件的故事后对世界的状态进行预测。杰森·维斯顿、斯米特·乔普拉和安东尼·博德斯正在利用我刚才讲到的“记忆网络”建造这样一个系统。

**戈梅斯：**谈及人类的智能和意识时，很多科学家常说我们甚至不知道我们所不知道的东西到底是什么。你认为在构建人工智能时也会遇到这个问题吗？

**乐昆：**这很难说。我曾说过建造人工智能就像是在迷雾中开车前行。你只是顺着你能看见的路往前开，但是可能会突然在你眼前出现一堵墙。这样的故事在人工智能领域屡见不鲜：20世纪50、60年代的感知机(perceptrons)，70年代的句法符号方法(syntactic-symbolic approach)，80年代的专家系统(expert systems)，90年代初的神经网络(neural nets)以及图像模型(graphical models)、核机器(kernel machines)都是如此。每次都会产生一些新的进展

和理解，但也会产生一些需要突破的限制。

**戈梅斯：**另外一个问题是来自加州大学伯克利分校的著名教授斯图亚特·德莱弗斯(Stuart Dreyfus)和休伯特·德莱弗斯(Hubert Dreyfus)兄弟：“有媒体报道说计算机现在已经厉害到能够识别并且自行攻击特定目标的程度，你对这件事及背后的道德问题怎么看？”

**乐昆：**我想道德问题不应该只丢给科学家！关于人工智能的伦理道德问题必须进行讨论。最终我们应当要建立一套关于人工智能可以用来做什么、不可以用来做什么的伦理准则。这并不是新问题。社会需要解决种种与很多强大技术（比如核武器和化学武器、核能、生物科技、基因操纵与克隆、信息获取）相伴而生的伦理问题。我个人认为机器在无人类决策的情况下不可能发起攻击。但是话又说回来，这一类道德问题需要通过民主与政治程序来集体考察。

## 老生常谈的奇点理论

**戈梅斯：**你之前已经说过，不同意那些与“奇点运动<sup>5</sup>”相关的观点。你如何看待与之相关的社会学方面的问题？对于它在硅谷如此受欢迎你怎么解读？

<sup>5</sup> 奇点运动的拥护者认为在中期的未来(medium future)，将会有超级智能出现，人们应该做好准备，使其有利于人类而不是相反。

**乐昆：**对于这个现象我也有点困惑。正如尼尔·格申斐德(Neil Gershenfeld)<sup>6</sup>指出，sigmoid 函数曲线的初始部分是指数型上升的，这也意味着现在看起来指数般增长的趋势很可能会在将来遇到物理、经济以及社会方面的瓶颈，紧接着经历拐点，然后饱和。

确实有些人会大肆宣扬奇点理论，比如雷·库兹韦尔(Ray Kurzweil)。他是个典型的未来主义者，对未来持有实证主义的观点。通过大捧奇点理论，他卖了很多书。但据我所知，他对人工智能学科没有丝毫贡献。他卖了很多科技产品，其中一些有一定创新，但并没有概念性的创新突破。确定无疑的是，他没写过任何指导人们如何在人工智能方面有所突破的论文。

**戈梅斯：**你觉得他在谷歌现有的工作岗位上会有什么成就吗？

**乐昆：**迄今为止，好像寥寥无几。

**戈梅斯：**我也注意到当我和一些研究者讨论奇点理论时，有一个很有趣的现象。私下里他们好像对奇点理论很不以为然，可是一到公众场合，他们的评论又会温和很多。这是因为硅谷的众多大人物都很相信奇点理论的原因吗？

**乐昆：**一线的人工智能研究者需要保持一种微妙的平衡：对于目标要保持乐观，但也不能过分吹嘘；需要指出其中不易，但也不能让人觉得希望渺茫。你需要对你的投资者、赞助商和雇员，对你的同事、同行，对外界公众和自己诚实。当未来的进步有很多不确定性时，尤其是当那些不够诚实和自欺欺人的人总是对未来的成功夸下海口时，继续保持诚实是很困难的。这就是为什么我们不喜欢不切实际地大肆宣扬的原因：这是由那些不诚实或者自欺欺人的人干出来的，但会让那些严谨诚实的科学家的工作变得更难。

如果你在拉里·佩奇(Larry Page)、谢尔盖·布林(Sergey Brin)、埃隆·马斯克(Elon Musk)和马克·扎克伯格那样的位置上，你就得时刻思考长期来看科技到底走向何处。因为你掌握着大量资源，并且可以利用这些资源让未来朝你认为更好的方向行进。因此，不可避免地，你得问自己这些问题：10年、20年甚至30年后的科技到底会是什么样子？人工智能的发展、奇点以及伦理问题到底会怎样？

**戈梅斯：**你说得对。但是你自己对于计算机科技如何发展有着很清晰的表述，我想你不会相信在未来30年我们就可以下载我们的意识。

**乐昆：**不会那么快。

**戈梅斯：**或许永远不可能。

**乐昆：**你不能说永远不可能。科技在加速前进着，有些问题需要我们现在就开始关注，而另外一些则很遥远，或许我们可以在科幻作品中费点笔墨，但现在还没有担心的必要。■

**作者：**

**李·戈梅斯(Lee Gomes):** 前《华尔街日报》记者，报道科技新闻超过20年。

**译者：**



**邓光磊**

Stevendeng86@gmail.com



**郑芸**

blesxiaoyi@yeah.net



**肖丹**

xd72201991@126.com

**其他译者：**黄峰 刘丹妮  
刘明 赵云峰

<sup>6</sup> 麻省理工学院比特和原子中心(the Center for Bits and Atoms)主任。