Human-Level Intelligence or Animal-Like Abilities?

鹰和蛇的视觉系统性能胜过我们在实验室中可以做的一切，但是蛇和鹰不能建立眼镜，望远镜或显微镜。

1 Introduction

神经网络在诸如语音识别，视觉和自主导航等应用中的最新成功，引起了人工智能（AI）社区成员和广大公众的极大兴奋。在较短的时间内，通过科学时钟，我们成功地完成了几十年来一直困扰我们的某些任务的自动化，并使用了人工智能研究中提出的一种更为经典的技术。

这些成就的胜利使一些人将这些任务的自动化描述为达到了人类的智能水平。这种认识最初是在学术界暗示的，现在已经越来越广泛地发展起来，并带来了一些启示。例如，机器学习研究的趋势正在出现。通过新获得的“深度学习”标签，简化了神经网络研究。这种看法也引起了一些人的质疑，即继续投资于其他机器学习方法，甚至是人工智能的主流领域（例如知识表示，符号推理和计划）的智慧。在公共场合对AI的某些报道，特别是一些知名人物的评论，导致这种兴奋与对AI可能给我们带来的未来（即世界末日场景）的担忧混为一谈。

我们能够用神经网络完成的事情，不能不给人留下深刻的印象，也不能不享受其中的乐趣。

主流的科学直觉阻碍了接受这样一种方法，即不需要任何明确的建模或复杂的推理，就足以重现人类水平的智力。观察到最近的发展并没有在一个明确的特征和深刻的科学发现上达到顶峰，例如一个新的思维理论，这通常要求对人工智能课程进行大规模更新，这进一步加剧了这种困境。来自人工智能和计算机科学领域之外的学者经常感到这种困境，因为他们抱怨，对于“人工智能中发生了什么?”这个问题，他们没有得到一个理智上令人满意的答案。

解决这一难题的方法在于仔细评估我们在深度学习中取得的成就，并确定和欣赏该研究领域最新进展的关键科学成果。 不幸的是，这在很大程度上缺乏。 我的目的是在我收到关于本文表达的思想的积极而好奇的反馈的鼓励下引发这样的讨论。

2 Background

为讨论奠定基础，我将首先标记两种不同的方法来解决AI感兴趣的问题。我将第一种方法称为基于模型的方法，将第二种方法称为基于函数的方法。考虑图1中的对象识别和定位任务。为了解决这一识别任务，基于模型的方法要求其中的一种表示狗和帽子的知识，并涉及利用这种知识进行推理的能力。如今，这种方法的主要工具是逻辑和概率（更普遍的是数学建模），可以将其视为AI创始人最初设想的代表和推理方法。在某种程度上，这也是科学界知情人士通常期望的方法。另一方面，基于函数的方法将其表述为函数拟合问题，函数输入直接来自图像像素，其输出对应于我们正在寻求的高级识别（函数必须具有可以进行有效评估）。今天，这种方法的主要工具是神经网络。许多大学生在物理或化学实验室中都采用了这种方法的一种版本，他们在其中将简单的功能与从各种实验中收集到的数据相适应。参见图1。这里的主要区别是我们现在正在使用具有多个输入和输出的功能；这些功能的结构可以任意复杂；与我们要解决的问题相比，我们倾向于与认知相关联，而不是估计工程系统中的体积与压力之间的关系。

过去几年在AI中的主要观察结果是，基于功能的方法在某些AI任务上可以非常有效，而不是基于模型的方法。 这不仅使主要实践基于模型的方法的主流AI研究人员感到惊讶，而且也使实践各种方法的机器学习研究人员感到惊讶，其中基于功能的方法只是其中之一。4这产生了很多影响，有的是积极的，有的是一些。 给予关注。

从积极的方面来说，使用一种对于只有广泛工程背景的人来说非常熟悉的工具（尤其是习惯于估计功能并使用它们进行预测的人），现在可以实现的任务和应用程序的数量正在增加 。 然而，令人关注的是，一方面是在利用，享受和欢呼这一工具，另一方面是对其进行思考之间的当前失衡。这种想法不仅对于实现该工具的全部潜力很重要，而且对于科学地表征和理解其潜在影响力也很重要。 缺乏这样的特征描述，或者至少没有足够积极地寻求它的尝试，是造成当前对人工智能进步以及未来可能导致我们误解的误解的根源。

3 What Just Happened in AI?

为了完全理解深度学习所带来的进步，我得出的结论是，最近的发展告诉我们有关深度学习解决的问题的更多信息，而不是它们告诉我们有关神经网络本身的信息。 这些网络是参数化的函数，具有足够的表现力，可以捕获输入和输出之间的任何关系，并且具有可以有效评估的形式。我们已经知道了数十年，并且在各种AI教科书中都有详细介绍。那么，是什么导致当前的事件呢？

为了阐明这个问题，让我再次陈述一下我们最近发现的内容。也就是说，一些通常与认知相关的看似复杂的能力，可以通过简单地将功能与数据拟合到合理的程度，也就是说，不需要对环境进行明确的建模或符号化的推理。尽管这是一个了不起的发现，但它突出显示了问题和阈值，而不是突出了技术。让我解释。可以通过将输入（环境感测）映射到输出（思想或动作）的功能来捕获每种行为（无论智能与否）。 以下是两个关键问题。这些功能是否足够简单，以允许使用紧凑的表示形式，从而可以像在神经网络中那样有效地将输入映射到输出（即无需推理）？ 如果答案是肯定的，那么我们现在是否有能力从输入-输出对中估算出这些函数呢？

AI最近发生的事情是与这些问题直接相关的三个发展。第一项发展是我们提高了fit functions to data的能力，这是由于（a）可获得大量数据； （b）我们现在掌握的计算能力越来越强； （c）越来越复杂的统计函数用于拟合函数。第二个发展是，我们已经确定了一类实际应用，这些应用对应于我们现在知道的fucntions，该功能足够简单，可以进行紧凑的表示形式，可以对其进行有效评估（再次，无需推理），并且其估计值在收集数据，计算速度和估算技术的当前阈值的范围。这包括在某些类别的图像和某些与自然语言和语音有关的任务中识别和定位对象。第三个发展，在很大程度上没有引起注意，是我们改变了成功的方式，从而大大减少了技术挑战，至少在早期的AI研究人员看来是这样，同时保持了我们利用商业上获得的成果的能力（我将讨论最后一点）。

有趣的是，以上这些都不构成人工智能本身的重大技术突破或里程碑，例如，在1980年代后期建立概率作为常识推理的基础，或者在五十多年前引入了神经网络。这些因素的组合对现实世界的应用以及已经投入使用了很长时间的各种AI技术（与神经网络结合）的成功部署产生了深远的影响。

4 I Beg to Differ

在撰写本文的过程中，我在不同的背景下分享了以上言论。受众范围从AI，计算机科学到对AI感兴趣的法律和公共政策研究人员。我感到惊讶的是，对此讨论充满了兴趣，并且对我的言论感到欣慰，即使不能达成普遍共识。我确实得到了一些“我希望有所不同”的答复。它们都集中在与优化函数相关的最新进展上，这些进展是成功训练神经网络的关键（例如，随机梯度下降，dropout等结果）。反对的理由是没有把这些称为突破或里程碑(在人工智能领域)。我的回答：所有这些都属于我在上面列出的促成因素，“更复杂的统计技术 for fitting functions。” 跟进问题：与传统的AI技术相比，它们是统计技术是否重要？答：承认和欣赏科学探究和进步并不重要，但重要的是解释刚刚发生的事情，更重要的是预测接下来可能发生的事情。

假设有一位受过良好教育的人坐在你旁边，是AI研究人员，在飞机上（我得到了很多）。 他们找出您要做AI，然后问：哪些方面的发展推动了AI的当前发展？ 您向他们讲述了基于功能的故事，并列出了三个实现因素。 他们可能会给他们留下深刻的印象，并在智力上感到满意。 但是，如果答案是“我们刚刚发现了新的思维理论”，那么如果他们最终担心天网会很快破坏我们的生活，您可能不会感到惊讶。 公众对AI的进步及其未来的看法非常重要。 由于缺乏对刚刚发生的事情的科学，精确和大胆的见解，因此当前的误解和相关的恐惧正在得到滋养。

这并不是说只有一种新的思维理论或这种思维的发展才能证明围绕AI的一些当前和合理的关注是合理的。 实际上，即使有限的AI技术也可能诱使可能构成各种风险的自治系统。 但是，这些问题对于我们的社会来说并不是什么新事物，例如，将自动驾驶仪引入航空航天业时的安全性考虑因素以及将自动柜员机引入银行业时的工作性考虑因素。 因此，这里的标题应该是“自动化”，而不是“ AI”，因为后者只是一种旨在改善和加速自动化的技术。 因此，要解决这些问题，应将重点转移到应对我们社会正在迈入的新的自动化水平的政策和监管方面，而不要担心人工智能。

5 Moving the Goalposts

现在让我谈谈当前事件发生的第三个原因，这就是我们衡量成功的方式的变化。 这个特殊的原因是相当重要的，但在很大程度上未被注意到，尤其是对于年轻的研究人员而言。

以机器翻译为例，它在AI的早期受到了广泛的关注。表示和推理方法被认为在此任务上失败了，机器学习方法已成为当今的最新技术（超越了function-based的方法）。在AI的早期，成功是通过系统准确性与100％的差距来衡量的，而智能是主要的驱动应用程序（未能正确翻译可能会导致政治危机）。翻译系统经过的测试将其性能与人工翻译能力进行了比较（例如，将句子从英语翻译成俄语，然后再翻译成英语）。今天，机器翻译几乎是唯一的应用程序。在这里，成功的衡量标准是系统精度与0％的差距。如果我正在查看用法语（一种我不会说的语言）写的网页，那么我对任何能使我理解该网页所说内容的翻译感到满意。实际上，机器翻译社区理所当然地称其为要点翻译。它可以很好地在数据中经常出现的原型句子上很好地工作，但是在新颖的文本上可能会严重失败。这仍然是非常有价值的，但是它对应的任务与早期AI研究人员所解决的任务截然不同。如果接受早期翻译研究人员采用的测试，当前的翻译系统将惨遭失败。此外，如果将这些系统集成到旨在模仿人类行为或能力的机器人中，这些系统将不适用或无法成功。

最近推出的“艾伦AI科学挑战赛”使这一观察有了进一步的认识。 这里的任务是理解一段陈述中学阶段科学问题的段落，然后回答多项选择题。 关于深度学习在各种情况下应用于文本的成功的报道很多。 但是，这些系统是否可以通过合格的中学生的Allen AI Science测试？

可以对语音识别系统进行类似的观察。 如今，这些系统的主要应用是在用户界面中，例如自动化技术支持和软件系统命令（例如车辆中的电话和导航系统）的命令。 你尝试过这些吗？ 它们经常失败（只是尝试说一些不太典型的东西，或者如果您有口音，则不要掩饰自己的口音）。 但是，当这些系统出现故障时，它们会将您送回给操作员，或者迫使您使用传统方式来命令软件。 这实际上仍然有用吗？ 是。 它符合AI作为一个领域的期望吗？ 没有。

转向视觉应用程序时，有关如何对图像进行简单更改有时会破坏神经网络正确识别对象的能力的报告就在那里。图像中对象的某些变换或变形保持了人类对其的识别能力，也可能破坏网络对其进行识别的能力。尽管这不能满足早期AI研究人员甚至当代视觉研究人员的期望，但我们仍然设法从这些技术中受益，例如在智能相机自动对焦期间识别人脸的应用中（人们通常不会变形他们的脸，但如果这样做的话，那么运气不好，图像就没有重点）；在在线搜索中查找包含猫的图像（如果您最终得到一只狗也可以），并在自动驾驶汽车的摄像头拍摄的图像中定位周围的车辆（这些系统容易出错的问题仍然是有争议的）无论是在范围上还是在政策或法规层面上如何应对）。

这些观察结果的重要性在于它们对我们预测未来的能力以及我们决定对哪些研究进行投资的决定。特别是，在受限于商业应用的驱动下成功完成这些选定任务的做法是否值得担心 世界末日的场景？ 这种成功是否证明我们已经找到了一种将常识推理形式化的新方法呢？ 这是否证明我们现在可以理解语言或言语或在人类所能达到的水平上做到视觉化？ 我自己的答案是不。 这是否可以证明当前对各种机器学习和AI方法的态度不平衡？ 如果您在一家对这些应用程序之一感兴趣的公司工作，那么答案可能是，并且有理由，是的。 但是，如果您更广泛地关注科学探究，那么答案是肯定的。

总而言之，在AI中发生的事情几乎没有什么突破可以证明对世界末日情况的担忧。 刚刚发生的事情是，在选定的商业应用类别中成功使用了AI技术，这得益于姊妹领域的发展以及比最初寻求的宽松的性能要求。 换句话说，针对我今天看到的标题，例如“ AI已经到来”，“我没有看到AI来了”，真正出现的是可以从改进的AI技术中受益的众多应用程序，但仍远远不够 人工智能的雄心壮志，但足以在商业上加以利用。 这本身就是积极的，直到我们开始将其与其他事物混淆为止。

让我通过强调两点来结束本节。首先是要重新强调一个较早的观察，即尽管当前的AI技术仍然十分有限，但它可能对自动化产生影响，因此对社会可能是巨大的（例如工作和安全）。这反过来又需要在技术，政策和法规层面进行深层次的处理。8我想强调的第二点是，“移动目标柱”已经成为一种有利而积极的发展，我们需要对此有足够的认识和更好地理解。它的含义。这里的一个关键发现/暗示是，可以在一定程度上模拟某些认知任务，而无需像最初相信和寻求的那样理解或形式化这些认知任务（例如在某些语音和视觉应用中）。也就是说，我们通过绕过某些技术挑战而不是直接解决它们而成功地实现了这些应用。这种观察并不意味着要贬低当前的成功，而是要突出其本质并为以下问题奠定基础：我们可以朝这个方向走多远？稍后，我将再次讨论该问题。

6 Human-Level or Animal-Level?

现在让我开始思考引发本文标题的想法。我认为，将人的智力归因于目前由神经网络所征服的任务是有问题的，因为这些任务几乎没有达到许多动物所拥有的能力水平。Judea Pearl已经提到鹰和蛇具有的视觉系统已经超越了我们今天可以建立的系统。猫的导航能力远远优于现有的自动导航系统（包括自动驾驶汽车）拥有的导航能力。 狗可以识别人类语音并对其做出反应，非洲灰鹦鹉可以产生模仿人类语音的声音，达到令人印象深刻的水平。然而，这些动物中没有一个具有通常归因于人类的认知能力和智力。

我对这些言论的反应之一是：我不知道有什么动物可以玩围棋！这是关于AlphaGo系统的参考，该系统在去年以击败该游戏的世界冠军而广为人知，甚至被一些AI研究人员认为是深层神经网络。

的确，我们不知道可以玩像Go这样复杂的游戏的动物。但是AlphaGo并不是神经网络，因为其架构基于已经使用了至少50年的AI技术。这包括用于两人游戏，随机搜索，从自学游戏，除了神经网络外，还使用评估功能来切断minimax搜索树，并加强学习。因此，尽管可以将Go播放器视为将板配置（输入）映射到动作（输出）的功能，但AlphaGo播放器并不是使用基于功能的方法构建的（即，通过从输入中学习单个功能，输出对），但只有部分组件是采用这种方式构建的。这里的问题不仅与分配信用有关，而且还与竞争性Go函数是否足够小以在当前数据收集，存储和计算阈值下表示和估算有关。如果真是这样，那将是非常有趣的事情，但是我们还不知道答案（我还应该指出，AlphaGo系统是一个很好的例子，说明通过集成基于模型和基于函数的方法，当今可以实现的目标方法）。

7 Pushing Thresholds

当然，即使我们今天还没有当前的阈值，也不能排除纯粹从数据或类似复杂功能构建竞争Go功能的可能性。但这引出了以下问题：如果这是一个门槛问题，并且考虑到当前取得的成功，为什么不将我们所有的注意力集中在进一步提高这些门槛呢？尽管这项提议似乎有关键行业目前所采纳的优点，但它确实面临着来自学术和政策考虑的挑战。接下来，我将讨论学术方面的考虑，同时将政策考虑因素留给下一部分。

从学术角度来看，人工智能的历史告诉我们要非常谨慎，因为我们之前已经看到过类似的现象。 我们中那些已经存在足够长的时间的人可以回想起1980年代专家系统的时代。 那时，我们发现了使用规则构建函数的方法，这些规则是通过所谓的“知识工程”会议设计的。 据称，通过该过程创建的功能（称为专家系统或基于知识的系统）在某些情况下（尤其是在医学诊断方面）实现了超越人类专家的性能。诸如“知识就是力量”的术语被创造出来，然后象征着欢腾状态，类似于今天的“深度学习”。这个时代之后的时期被称为AI冬季，因为我们最终可以界定出屈服于AI野心的此类系统的应用程序类别。

虽然目前神经网络进展的衍生工具令人印象深刻，但它的持续时间还不够长，不足以让我们充分了解下面的问题。如果将基于功能的方法应用于比已有目标更广泛的新应用程序，特别是那些要求更严格的成功衡量标准的应用程序，其效果如何？这个问题有两部分。第一个问题是关于一类认知任务，这些任务的相应功能足够简单，能够有效地进行评估（如在神经网络中），并且其估计值在我们期望在10到20年内达到的当前阈值或阈值范围内？问题的第二部分暗示了这样一个事实：这些功能只是认知任务的近似值（即，它们并不总是正确的）。当目标定位于比当前目标应用程序要求更严格的成功衡量标准的认知任务时，这些近似值有多合适或可接受？

8 The Power of Success

在我对政策考虑进行评论之前，让我重点介绍一下科学史上反复出现的一种相关现象，人工智能也不例外。我将这种现象称为“欺负成功”现象，指的是使一个社区屈服于主要追求当前成功的事物，而牺牲了追求足够的更长期或更成功的事物的代价。

回到历史，专家系统时代提出的一些观点在今天可以被安全地描述为科学上荒谬的（例如，参见脚注10）。然而，由于当时专家系统的成功，这些观点在科学对话和指导过程中起了主要作用，导致了一个成功的社区。在从基于逻辑的方法过渡到基于概率的方法的过程中，我看到了类似的现象。基于概率的常识推理方法（1980年代后期）。当时流行的论点，例如“人们没有概率地推理”，我认为是有道理的。当概率方法开始解决常识推理问题时，这些方法已经完全沉默，这些问题已经超越了逻辑方法十多年了。在这种情况下，被成功欺负的社区做出了更多具有深远意义的选择，因为人工智能课程中的符号逻辑几乎消失了。结果，被认为是用符号逻辑表示和推理的世界中心的部门几乎没有提供任何逻辑课程。现在我们付出了代价。没有意识到概率推理首先将数字归因于布尔命题，并且除了最简单的形式外，逻辑不是概率推理的核心，我们现在得出的结论是，我们需要将概率归因于更复杂的布尔命题甚至是一阶句子结果框架称为一阶概率模型或关系概率模型，并且非常需要符号逻辑方面的技能来推进这些形式主义。唯一的问题是，这种技能几乎已从AI社区中消失了，导致与早期AI研究人员可能能够完成的治疗相比，这些方法似乎天真。

这种现象的责任不能分配给任何特定的政党。成功人士喜乐，有时还会夸大成功，这是很自然的。预计行业将以可能重新定义就业市场并影响研究生学术兴趣的方式利用成功。可以理解的是，学术界的其他成员可能会为了维持自己的生存而奋斗（赢得一笔赠款，获得论文，吸引学生）。尽管每种行为在本地看来都是理性的，但它们的组合有时可能对科学探究有害，因此在全球范围内都是非理性的。除了提高对这种反复发生的现象的认识（这种现象本身可以走很长的路要走）之外，政府和学术级别的决策者还负有减轻其负面影响的特殊责任。学术界的高级成员也有责任从历史的角度看待当前的事态发展，赋予初级研究人员追求真正学术兴趣的能力，而不仅仅是屈服于当前的成功。

9 Policy Considerations

现在让我解决政策关注方面的问题，使我们将所有注意力都集中在functions上，而不是model上。这里最大的担忧是learned functions缺乏interpretability，并且其结果缺乏explainability。如果医学诊断系统建议对患者进行手术，则患者及其医师将需要知道原因。 如果自动驾驶汽车杀死了某人，我们需要知道原因。如果人脸识别系统导致误捕，我们还需要知道原因。 如果语音命令无意中关闭了发电系统，则也需要对此进行说明。 回答为什么？ 问题是分配责任和责任的关键，而责任和责任恰恰是法律制度的核心。模型可以用来回答此类问题，但functions不能。这使我想到了两个相关的反应，因为第一个反应将帮助我进一步解释这一特殊差异。

这是一个问题，为什么一个functions不能被视为模型。考虑一个设计好的系统，该系统允许我们将空气吹入气球，然后举起位于气球顶部的控制杆。该系统的输入是吹出的空气量（X），而输出是操纵杆的位置（Y）。我们可以通过收集X-Y对，然后估算函数Y = f（X），来学习捕获该系统行为的函数。尽管此功能可能是某些应用程序所需的全部功能，但由于它无法捕获系统机制，因此不能视为模型。为说明机理（例如，为什么操纵杆位置的变化不是吹气量的线性函数？）以及更广泛地进行因果推理（例如，如果气球被挤压怎么办？），必须对机构进行建模。

犹大·珀尔（Judea Pearl）在他即将出版的《为什么之书》中进一步解释了（因果）模型与功能之间的区别，即使他没有明确使用“功能”一词。在第一章中，他写道：“思考实体（计算机或人）只有一种方式可以算出在多种情况下会发生的情况，包括以前从未经历过的情况。它必须拥有，咨询和操纵这种现实的心理因果模型。”然后，他给出了一个导航系统的示例，该导航系统基于（1）使用地图进行推理（模型）或（2）咨询GPS系统，该GPS系统仅给出用于到达目的地（功能）的左右转弯列表。其余的讨论着重于模型可以完成的功能，而不是功能。Pearl的论点特别着重于模型如何处理新颖的场景，例如遇到使功能建议无效的障碍，同时指出在功能中对此类意外事件进行编码的组合不可能，因为它必须具有有限的大小。

有趣的是，“为什么”一书的第一章从四万年前的进化论开始，同时争论了回答“如果……会怎样？”的能力。 和“为什么？” 问题是什么使我们成为“独特的人类”。

10 A Theory of Cognitive Functions

我对基于模型与基于函数的观点的第二个反应是在西蒙斯研究所（Simons Institute）举行的致力于深度学习的研讨会期间（2017年3月）。研讨会的名称实际上是“代表性学习”，深度学习研究人员越来越频繁地使用该术语。如果您按照深度学习的说明进行了学习，则会注意到使这些系统正常工作的关键组成部分就是找到正确的神经网络架构。此外，这些架构会根据任务而有所不同，有时会将它们的某些组件描绘为做可以在直观级别上描述的事情。这里的反应是，深度学习不是在学习functions（黑盒），而是在学习表示形式（因为架构不是任意的，而是由给定的任务驱动的）。我对此有不同的看法。构造神经网络的结构是“function工程”而不是“表示学习”，特别是因为该结构因其与输入输出对的一致性而受到惩罚和奖励。function工程的结果等于限制了可以使用参数估计技术学习的功能类别。这类似于在确定了概率图形模型的拓扑之后，限制可以学习的分布的类别。表示学习的实践是确定适合某些任务的功能类别的练习。

在这方面，我认为最需要的是认知功能理论。认知功能是一种捕获通常与认知相关的关系的功能，例如将音频信号映射到单词，或将单词映射到某种含义。似乎需要的是对认知功能的目录以及对它们的表示复杂性（表示它们的体系结构的大小和性质）的研究，以及对它们的可学习性和近似性的研究。对于布尔函数，我们有很深的此类理论。尤其是，研究人员已经根据以不同形式（例如CNF，DNF，OBDD）表示它们所需的空间对各种功能进行了分类。我们需要的是类似于实值函数的功能，这些功能旨在捕获认知行为。从某种意义上说，我们已经有了一些通往这种理论的线索-例如，研究人员似乎知道对于某些对象识别任务而言，哪种体系结构（也称为函数类）可能更有效。这需要形式化，并具有扎实的理论基础。该理论还将包括使用深度学习社区(特别是梯度下降)所使用的估计技术对函数类的可学习性的结果。有趣的是，这样的结果在上面提到的代表性学习研讨会（称为“深度学习失败”的演讲）上进行了介绍，该研讨会上提出了非常简单的功能，这些功能击败了当前的估计技术。更有趣的是，一些人在旁讨论中以确定的功能不具有实际意义为由驳斥了这种结果的重要性（请阅读“这些不是认知功能”或“通过学习功能的近似值已经走了很长一段路”）。 ”）。实际上，如果我有发言权，我会将深度学习领域重命名为认知功能近似学习领域。

11 Concluding Reflections

我和其他人对当今AI的当前框架和构想感到担忧是出于本文的动机。 如果没有学术界讨论最近成就的起因和影响，也没有对获得的结果有正确的看法，人们可能会误导年轻一代的研究人员或在学术，产业和政府层面上分配资源，从而阻碍进一步的发展。 还会误导那些对人工智能及其含义产生了浓厚兴趣的公众。 公众当前对AI奇异性（也称为超级智能）的负面讨论只能归因于缺乏对最新进展的准确框架和特征描述。 几乎每个人都对新的发展感到兴奋或不知所措，大量的学术讨论和思考都消失了。

我有幸在1980年代中期至后期，在该领域的重大危机之一（这一时期以无能力代替能力为标志）开始了我在AI方面的研究生涯。当我坐在斯坦福大学的课堂上时，我感到非常沮丧，目睹了AI研究人员如何受到人类日常执行的一些较简单任务的重大挑战。回顾过去，我现在意识到，这些危机如何促进科学发现，因为它们助长了学术思考，增强了研究人员的能力并为深远的科学贡献奠定了基础。另一方面，今天我想起了成就时代如何可能减慢速度通过将学术兴趣，资源和脑力过度转移到利用刚刚发现的发现，而不是理解这样的发现，并为实际应用受到限制或用尽的时刻做准备，从而使科学进步。此准备有很多维度。对于深度学习社区，也许最重要的一个是从“看看我们还能做什么”模式到“看看你还能做什么”模式的过渡。这不仅是接触更广泛的AI社区并赋予其权力的邀请。这也是一个挑战，因为这样的过渡不仅是态度的功能，而且是以使社区以外的人们能够理解，表征和利用的方式表征进展的能力。广大的AI社区对此准备负有同样的责任。该社区也受到邀请和挑战，以找出可以将功能调整为用于构建和学习模型的福音的基本方法，并提供便于AI研究人员跨频谱识别的上下文。

我现在将以这种额外的总结来结束。我在2016年11月撰写了本文的初稿。当时，许多同事提供了积极的反馈，其中有一个警告我警告说，本文中出现了负面的语气。结果，我将草案搁置了几个月，同时继续在各种情况下以口头方式分享其内容，并相应地进行了修改。现在决定发布它的决定是由两个事件触发的：在加州大学洛杉矶分校法学院组织的一个研讨会上讨论这些想法，以及与AI之外的同事进行其他讨论（体系结构，编程语言，网络和理论）。这些讨论揭示了对该主题的浓厚兴趣，使我得出结论，我应该寻求的最重要目标是“开始讨论”。我可能在某些地方犯了错误，可能没有给予应有的信誉，并且可能错过了不断发展的场景。我只是希望我在这里分享的想法将开始讨论，并且社区的集体智慧将纠正我可能犯错的地方。

Acknowledgements 感谢

我从同事中进行的讨论和反馈中受益匪浅，这些同事在这里不胜枚举，但他们的意见对于塑造本文中表达的思想至关重要。