

The Bitter Lesson

Rich Sutton

2019年3月13日

从70年的AI研究中可以读出的最大教训是，利用计算力的通用方法最终是最有效的，而且优势非常明显。其根本原因在于摩尔定律，或者说其推广的持续指数级降低的计算成本。大多数AI研究都假设代理可用的计算力是恒定的（在这种情况下，利用人类知识将是提高性能的唯一方法之一），但在典型研究项目稍长的时间尺度上，计算力不可避免地会大幅增加。为了寻求在短期内产生差异的改进，研究人员试图利用他们对领域的知识，但在长期来看，唯一重要的是利用计算力。这两者不必相互矛盾，但在实践中它们往往如此。在一种方法上花费的时间就是不在另一种方法上花费的时间。人们会对投资于一种方法或另一种方法产生心理上的承诺。而且，人类知识方法往往会使方法变得复杂，从而使其不太适合利用计算力的通用方法。许多AI研究人员最终都学会了这个苦涩的教训，回顾其中一些最突出的例子是富有启发性的。

在计算机象棋领域，1997年击败世界冠军卡斯帕罗夫的方法基于大规模、深度搜索。当时，大多数计算机象棋研究人员对这种利用人类象棋特殊结构理解的方法感到失望。当一种更简单的、基于搜索的方法配合特殊硬件和软件被证明效果显著时，这些基于人类知识的象棋研究人员并不甘心失败。他们说，“蛮力”搜索这次可能赢了，但它不是通用策略，而且无论如何也不是人们下棋的方式。这些研究人员希望基于人类输入的方法获胜，当他们的愿望落空时感到失望。

在计算机围棋领域，研究进展的模式与此相似，只是被推迟了20年。最初投入了巨大的努力，试图通过利用人类知识或游戏的特殊特点来避免搜索，但所有这些努力一旦在规模上有效应用搜索时都被证明无关紧要，甚至更糟。同样重要的是通过自我对弈来学习价值函数（尽管在许多其他游戏中，甚至在象棋中也是如此，尽管在1997年首次击败世界冠军的程序中，学习并没有发挥重要作用）。自我对弈和一般的学习与搜索类似，它使大规模计算得以应用。搜索和学习是人工智能研究中利用大量计算的两个最重要的技术类别。在计算机围棋中，与计算机象棋一样，研究人员最初的努力是利用人类理解（这样就需要更少的搜索），直到很久以后才通过拥抱搜索和学习取得了更大的成功。

在语音识别领域，20世纪70年代曾有一场由DARPA赞助的早期竞赛。参赛者包括许多利用人类知识的方法——关于词汇、音素、人类声道等的知识。另一方面则是更偏向统计性质的新方法，它们进行了更多的计算，基于隐马尔可夫模型（HMM）。同样，统计方法战胜了基于人类知识的方法。这导致自然语言处理领域发生了重大变化，在几十年间逐渐发展，统计学和计算方法逐渐主导了该领域。深度学习在语音识别中的兴起是这一持续方向上的最新一步。深度学习方法甚至更少依赖人类知识，使用更多的计算，并结合在庞大的训练集上进行学习，以产生性能大幅提升的语音识别系统。正如在游戏中那样，研究人员始终试图让系统按照他们认为自己的思维方式工作——他们试图将这种知识融入系统——但这最终被证明是适得其反的，并且浪费了大量的研究时间，当通过摩尔定律，大规模计算变得可用，并且找到了将其用于良好用途的方法时，这种情况才得以改变。

研究者的时间，当通过摩尔定律，大规模计算变得可用，并且找到了将其用于良好用途的方法时。

在计算机视觉领域，也存在类似的模式。早期的视觉方法将视觉视为寻找边缘、广义圆柱体或基于SIFT特征的过程。但如今所有这些都被摒弃了。现代深度学习神经网络仅使用卷积和某些类型的不变性，并且表现更好。

这是一个重要的教训。作为一个领域，我们还没有完全学会它，因为我们仍在犯同样的错误。要看到这一点并有效地抵制它，我们必须理解这些错误的吸引力。我们必须学会一个苦涩的教训：将我们认为的思维方式嵌入其中，从长远来看是行不通的。这个苦涩的教训基于历史观察，即1) 人工智能研究人员经常试图将知识嵌入他们的智能体中，2) 这在短期内总是有帮助的，并且让研究人员感到个人满足，但3) 从长远来看会停滞不前，甚至阻碍进一步进展，以及4) 最终的突破性进展是通过基于扩展计算和搜索学习的对立方法实现的。最终的成功带有苦涩，并且往往未被完全消化，因为它是在一种受青睐、以人为中心的方法上取得的成功。

从苦涩的教训中应该学到的一件事是通用方法的巨大力量，即随着可用计算能力的增加，这些方法仍然能够扩展。这两种方法似乎以这种方式任意扩展，那就是搜索和学习。

从苦涩的教训中应该学到的第二个普遍观点是，思想的实际内容极其复杂、不可挽回；我们应该停止尝试寻找关于思想内容简单的方法，例如关于空间、对象、多个代理或对称性的简单方法。所有这些都是任意、本质上复杂的外部世界的一部分。它们不应该被内置，因为它们的复杂性是无限的；相反，我们应该只内置能够发现和捕捉这种任意复杂性的元方法。这些方法的关键在于它们能够找到良好的近似值，但寻找它们应该由我们的方法来完成，而不是由我们自己完成。我们希望AI代理能够像我们一样发现，而不是包含我们已经发现的内容。内置我们的发现只会让人们更难理解发现过程是如何完成的。