

# 苦い教訓 The Bitter Lesson

Rich Sutton (訳 浅川伸一)

March 13, 2019

<http://www.incompleteideas.net/IncIdeas/BitterLesson.html>

70 年に及ぶ AI の研究から読むことができる最大の教訓は、計算を活用する一般的な方法が最終的には最も効果的であり、大きな差があるということです。これの最終的な理由はムーアの法則、あるいはむしろ計算単位あたりの継続的に指数関数的に減少するコストのその一般化です。ほとんどの AI 研究は、あたかもエージェントが利用できる計算が一定であるかのように行われてきました（その場合、人間の知識を活用することが唯一の改善方法となるでしょう）。しかし、典型的な研究プロジェクトよりわずかに長い時間をかけて、必然的に非常に多くの計算が利用可能になる。短期間で違いを生み出す改善を求めて、研究者は領域関連知識を活用しようとしてきました。ですが長期的に重要なことは計算の活用です。これら 2 つは互いに対抗する必要はありませんが、実際には傾向があります。一方に費やされた時間はもう一方に費やされていない時間です。どちらかのアプローチに投資するという心理的なコミットメントがあります。そして、人間の知識を活用、実現する手法は、計算を利用する一般的な方法を利用することにそれらがあまり適さなくなるような方法で方法を複雑にする傾向があります。AI の研究者によるこの苦い教訓の遅れた学習の多くの例があります。著名なもののいくつかをレビューすることは有益でしょう。

コンピュータチェスでは、1997 年に世界チャンピオンの Kasparov を破った方法は、大規模で深い検索に基づいていました。当時、これは、チェスの特別な構造についての人間の理解を活用した方法を追求してきた大多数のコンピュータチェス研究者によって狼狽していました。特別なハードウェアとソフトウェアを使った、より単純で検索ベースのアプローチがはるかに効果的であることが証明されたとき、これらの人間知識ベースのチェス研究者は敗者にはなりません。彼らは「ブルートフォース」検索が今回勝ったかもしれないと言ったが、それは一般的な戦略ではなく、とにかく人々がチェスをする方法ではなかった。これらの研究者は、人間の意見に基づいた方法で勝つことを望み、そうでない場合はがっかりしました。

同様のパターンの研究の進歩がコンピュータ囲碁でも見られ、さらに 20 年遅れただけでした。人間の知識やゲームの特別な機能を利用して検索を回避することに多大な初期の努力が払われましたが、いったん検索が規模で効果的に適用されると、それらすべての努力は無意味な、またはさらに悪いことに判明しました。1997 年の世界チャンピオンプログラムでは、学習は大きな役割を果たしていませんでしたが、他の多くのゲームやチェスでもそうであったように、価値観を学習するためのセルフプレイによる学習の使用も重要でした。セルフプレイによる学習や一般的な学習は、大量の計算を可能にするという点で検索に似ています。検索と学習は、AI 研究で大量の計算を利用するための 2 つの最も重要なクラスの技法です。コンピュータ囲碁では、コンピュータチェスと同様に、研究者の最初の努力は人間の理解を利用することに向けられ（検索が少なく済むように）、そして検索と学習を取り入れることによって成功したのは後になった。

音声認識では、1970 年代に DARPA が後援する初期の競争がありました。参加者は人間の知識 - 単語、音素、人間の声道などの知識 - を利用した特別な方法を多数含んでいました。その一方で、隠れマルコフモデル (HMM) に基づいて、より統計的な性質を持ち、はるかに多くの計算を実行する新しい方法がありました。やはり、統計的方法は人間の知識に基づく方法より勝った。これは、統計と計算がこの分野を支配するようになった、何十年にもわたって自然言語処理のすべてに大きな変化をもたらしました。音声認識における深層学習の最近の台頭は、この一貫した方向への最も最近のステップです。ディープラーニング法は人間の知識に頼ることがさらに少なく、巨大なトレーニングセットでの学習と一緒にさらに多くの計算を使用して、劇的に優れた音声認識システムを生み出します。ゲームのように、研究者は常に研究者が自分の頭脳が働いたと思うように働くシステムを作ろうとしました - 彼らは彼らのシステムにその知識を入れようとしていました—しかしそれは結局逆効果で、研究者の時間の巨大な無駄を証明しました。ムーアの法則によって大規模な計算が可能になり、それを有効に利用するための手段が見つかったとき。

コンピュータビジョンでも、似たようなパターンがあります。初期の方法は、エッジ、または一般化円柱を探索することとして、または SIFT 特徴の観点から視覚を考え出した。しかし今日ではこれらすべてが捨てられています。現代のディープラーニングニューラルネットワークは、畳み込みとある種の不変性の概念のみを使用し、はるかに優れた性能を発揮します。

これは大きな教訓です。私たちは同じ種類の誤りを犯し続けているので、学問領域として、私たちはまだそれを徹底的に学んでいません。これを確認し、それを効果的に阻止するためには、これらの過ちの魅力を理解する必要があります。私たちは、私たちが考えると思う方法で構築することは長期的にはうまくいかないという苦い教訓を学ばなければなりません。苦い教訓は、

1. AI 研究者はしばしば彼らのエージェントに知識を組み込もうとしました、
2. これは常に短期間で役立ち、研究者にとっては個人的に満足のいくものですが、
3. 長期的にはそれは頭打ちになり、さらに進歩を妨げることさえある。
4. 飛躍的な進歩は、最終的には検索と学習によるスケーリング計算に基づく反対のアプローチによって達成されます。

最終的な成功は苦味を帯びており、しばしば不完全に消化されます。それは、好意的な人間中心のアプローチよりも成功しているからです。

苦い教訓から学ばなければならないことの 1 つは、利用可能な計算が非常に大きくなっても計算量の増加に応じて拡大し続けるメソッドの、汎用メソッドの大きな力です。このように任意に拡大縮小できるとされる 2 つの方法は、検索と学習です。

苦い教訓から学ぶべき 2 つ目の一般的な点は、心の実際の内容は途方もない、取り返しのつかないほど複雑であるということです。私たちは、空間、物、複数のエージェント、対称性について考える簡単な方法など、心の内容について考える簡単な方法を探すのをやめるべきではありません。これらすべては、恣意的で本質的に複雑な外界の一部です。それらの複雑さは際限なく続くので、それらは組み込まれるべきものではありません。代わりに、この任意の複雑さを見つけて捉えることができるメタメソッドのみを組み込むべきです。これらの方法に欠かせないのは、それらが良い近似値を見つけることができるということです。それらの探索は私たちによるものではなく私たちの方法によるものであるべきです。私たちは、私たちが発見したものを含まない、私たちができる限り発見できる AI エージェントが欲しいのです。私たちの発見に取り込むことは、発見プロセスがどのように行われることができるかを見ることを難しくするだけです。