

人工知能のこれまで(2)——論理を越えて

久木田水生

名古屋大学

名古屋経済大学「科学と人間社会 III」

論理が得意なことと苦手なこと

- 体系だった仕方で、明確に定義された問題の解を求めるのは得意。
- 例えば数値計算、演繹的推論、プログラムのコンパイル（人工言語から人工言語への翻訳）など。
- 状況や文脈の理解、暗黙の知識が前提とされる思考、正解の規準が曖昧な問題、現実の状況で適時かつ適切に行動することが致命的に苦手。
- 例えば人の顔を見分ける、自然言語を翻訳する、物を掴むなど。
- テリー・ウィノグラードの例：「市評議員会はデモ隊にデモの許可を出さなかった。彼らは暴動を【恐れていた／辞さない姿勢だった】からである」

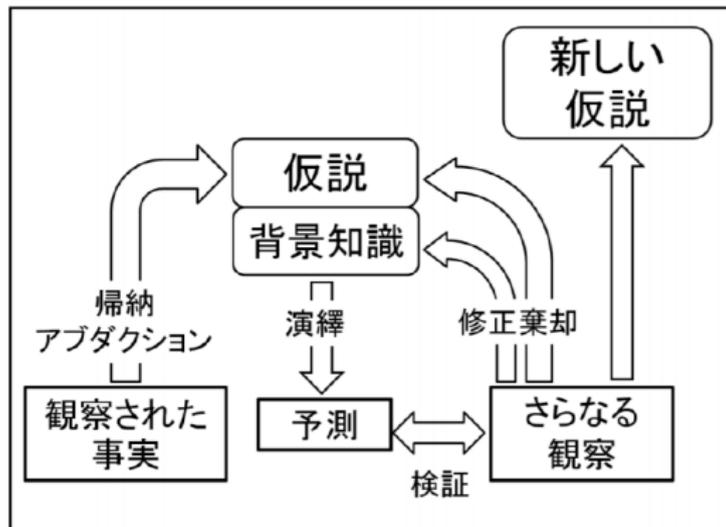
人工知能パラダイムの多様化

- 機械学習、帰納的推論、アブダクション
- エキスパート・システム
- 人工生命、遺伝的アルゴリズム（進化的計算）
- ニューラルネットワーク
- 身体化された認知
- AI から IA(Intelligence Augmentation) へ

演繹、帰納、アブダクション

- 次の三つの命題を考えよう。
 - (1) すべての哺乳類は授乳をする
 - (2) 鯨は哺乳類である。
 - (3) 鯨は授乳をする。
- (1)(2) から (3) を推論するのは演繹である。
- (2)(3) から (1) を推論するのは個別の事例からの一般化であり、帰納と呼ばれる。
- (1) という背景知識を持っていて (3) が観察されたときに (2) を推論するのは、観察された事実を説明する仮説を立てることであり、アブダクションあるいは仮説形成と呼ばれる。

演繹、帰納、アブダクション



- アラン・チューリング、アロンゾ・チャーチらによる計算可能性、アルゴリズムなどの形式的な定義。
→ 現在のプログラミングの基礎に。
- その限界の証明。
 - 「計算可能性」：自然数上のすべての関数が機械で計算できるわけではない。
 - 「半決定可能性」：すべての推論について論理的に妥当かどうかを機械的に有限のステップで確かめられるわけではない。ただし妥当な推論は妥当であることが有限のステップで確かめられる。妥当でない推論は確かめるステップがループして終わらない可能性がある。

機械による論理的推論

- 1965年、J. A. ロビンソンが、導出原理という推論規則を持つ、コンピュータ向けの一階述語論理の体系、節形論理 clausal logic が発表される。
- 導出原理（命題論理の場合）： $A \vee C$ と $B \vee \neg C$ から $A \vee B$ を導出。
- 節形論理を応用したプログラミング言語、Prolog が人工知能の開発に盛んに使われる。
- Prolog では一階述語論理式によって知識を表現する形でプログラムを書くことができる。

非演繹的推論による学習

- 導出原理を逆転させて帰納的推論、アブダクション的な推論を機械によって実行させる試み → 帰納論理プログラミング、仮説形成的論理プログラミング
- 機械学習と呼ばれるテクニックの先駆け。

エキスパート・システム

- 医者、化学者など、個別的な領域における知識やヒューリスティックを機械に与えて、専門家の判断をシミュレートするシステム。
- ヒューリスティックというのは、何かの問題に取り組むときの指針、定石のようなもの。
- エキスパートは、経験に基づいた「直観」を働かせて状況に応じた判断をしている。
- 常にうまくいくわけではないが、許容できる程度にうまくいく。
- この直観を、ヒューリスティックとして明示化し、機械に実装することが試みられた。

遺伝的アルゴリズム（進化的計算）

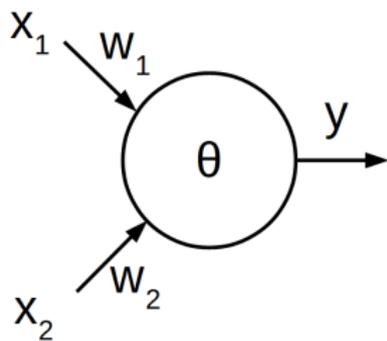
- 生物の進化のメカニズムを様々な問題解決に応用。
 - 1. ランダムにいくつかの解を生成。
 - 2. 解を評価。
 - 3. 評価の高い解を選択して、それらから次世代の解を生成。
 - 4. 2-3を繰り返す。
- これで複雑な問題にうまく解が得られることがある。

- 生物の脳の構造を模したネットワークで問題の解を与える。
- 下図のようなユニット（パーセプトロン）を組み合わせて複雑な計算が可能になる。
- パーセプトロンは入力（下図の x_1, x_2 ）のそれぞれに異なる重み（下図では w_1, w_2 ）をかけて、その和、 $w_1x_1 + w_2x_2$ を出力（下図では y ）に変換する。
- y は典型的にはある閾値 θ を用いて

$$y = \begin{cases} 1 & (w_1x_1 + w_2x_2 \geq \theta) \\ 0 & (w_1x_1 + w_2x_2 < \theta) \end{cases}$$

のように定義される。

パーセプトロン



- 例えば入力が0か1のどちらかだとして、 $w_1 = w_2 = 1/2$ 、 y は

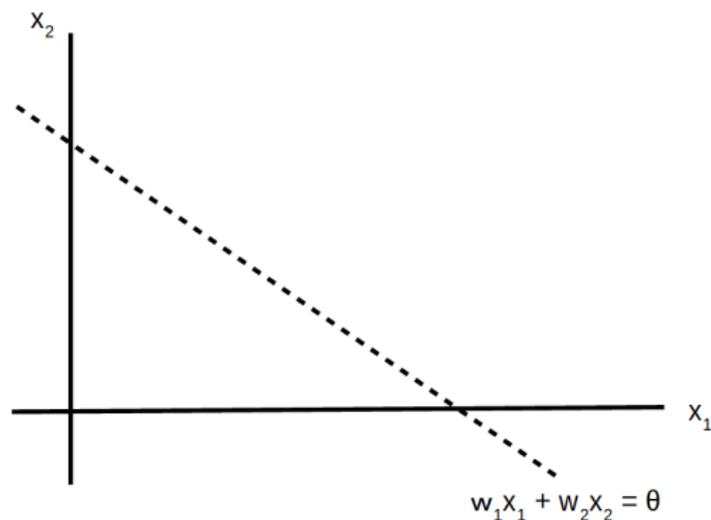
$$y = \begin{cases} 1 & (w_1x_1 + w_2x_2 \geq 1) \\ 0 & (w_1x_1 + w_2x_2 < 1) \end{cases}$$

によって定義される関数とすると、これは論理結合子 AND として機能する。

- すなわち入力がどちらも1ならば1を出力し、どちらか一方でも0ならば0を出力する。
- 同様にして論理結合子 OR（二つの入力のどちらかが1ならば1を出力する）や NAND（二つの入力のどちらかが0ならば1を出力する）として機能するパーセプトロンを作ることもし可能。

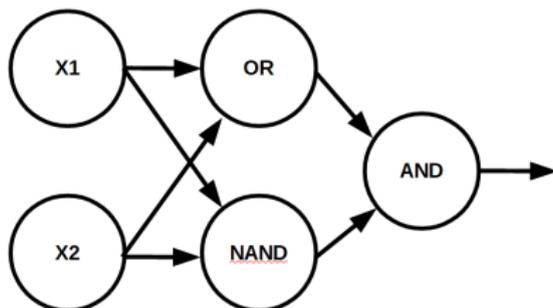
ニューラル・ネットワーク

- 入力が n 個のパーセプトロンは、 n 次元空間を $w_1x_1 + \dots + w_nx_n = \theta$ という境界で分割するものである。
- 下図は二次元空間の分割の例。



ニューラル・ネットワーク

- 一個のパーセプトロンでは XOR（どちらか一方だけが真のときにのみ真）を表現することはできない。
- しかし複数のパーセプトロンを組み合わせることで XOR が表現可能になる。



XOR を表すネットワーク

ニューラル・ネットワーク

- 多数のパーセプトロンのを組み合わせたニューラル・ネットワークによる複雑な関数の表現。
- 出力と正解の誤差から重みを調整する方法（誤差逆伝播法）や、ネットワークの構成に関する様々なアイデアが試みられる。
- 画像や音声のパターン認識に応用される。

身体化された認知

- ロドニー・ブルックスなどによって提唱されたアイディア。
- 頭の中での表象（記号）を使った計算では現実世界において適応的な行動を取ることはできない。
- 知能は脳の中で閉じているものではなく現実世界との身体を介したインタラクションによって実現される。
- 身体は脳という一つの中枢でコントロールされているのではなく、階層化された構造の中で分散的に制御されている。
(包摂アーキテクチャ)

知能の多様性

- 物理的記号システム：計算や論理的思考は得意
- ニューラル・ネットワーク：曖昧なパターン認識は得意
- 包摂アーキテクチャ：物理的世界における行動は得意

これらのいずれも人間の知能の一部をシミュレートしている。また特定のタスクをある程度こなすことはできるが、人間のような汎用性は持たない。

ウェブで読めるもの

- 久木田水生「人工知能、ロボット、知性」（『社会と倫理』，第 28 号、2013 年 11 月、pp. 51-65）
- 久木田水生「人工知能の人工生命への接近」（『PROSPECTUS』，10 号，2007 年 12 月，45-57）
- 久木田水生「帰納論理プログラミング」（『哲学論叢』，第 33 号，2006 年，103-113）

ウェブで読めないもの

- 久木田水生「パースと人工知能」（『大航海』，第 6 号，2006 年，131-139，新書館）