

人工知能・ディープラーニングの実際と天文応用

小林行泰（国立天文台）

概要

最近、“人工知能”や“ディープラーニング”という言葉をいろいろな場面で耳にすることが多くなっている。とくにディープラーニングを適用した Google の AlphaGO という囲碁 AI ソフトが世界チャンピオンを圧倒したという 2016 年のニュースは衝撃的であった。人工知能やディープラーニングの手法には今までにない可能性を感じる。そこで、ここでは、人工知能・ディープラーニングの実際と天文学応用の可能性について考察する。

1. 人工知能とは

人工知能学会のホームページによれば、人工知能の一つの定義は“学習”し“推論”できることとあり、“学習”とは情報から将来使えそうな知識をみつけることであり、“推論”とは知識をもとに新しい結論を得ることだそうだ。最近の人工知能の際立った発展はディープラーニングによるところが大きく、ディープラーニングを用いることにより、音声認識、画像認識、自動運転、翻訳、ゲームソフトなど多くの分野で従来手法を圧倒する成果が出ている。

将棋の羽生永世 7 冠や囲碁の井山 7 冠への国民栄誉賞授与の話題がでている。また、将棋の藤井四段が最年少プロとなり、デビュー後負け無しで、歴代トップとなる 29 連勝を達成するなど、これも大きな話題となっている。将棋と囲碁の対戦ソフトは機械学習を利用して強くなる、いわゆる AI ソフトである。それぞれ、終局までの手の数が 10^{220} と 10^{360} と、終局までシミュレートすることは、現状では計算機の手数がまったく追いつかない。ともに、ある場面での優劣を評価することが、対戦のために重要であり、この評価値を求めるために、さまざまな工夫が行われている。将棋と囲碁のソフトのしくみを見ていくは、ディープラーニングを理解する上で大いに参考になる。

2. 将棋ソフトのしくみ

将棋は駒を動かして先に相手の王将を捕獲したほうが勝ちというボードゲームであるが、2012 年頃からソフトの棋力がプロ棋士のそれを上回るようになっており、しかも、年々強くなっている（大雑把に 1 年前の自分に 7 割勝てる勢い）。現在ではプロより強い将棋ソフトがフリーで簡単に入手することが可能である。将棋ソフトの基本は場面毎の評価値を計算し、数手までのすべての手を計算して最善手（評価値が一番高い手を指す）ことを行う。この間、相手は評価値を一番下げる手を指すことを仮定する。平均 80 手とすれば、5 手読むためには $80^5=327$ 万の盤面の評価値を計算する必要がある。図 1 は藤井四段が対稲葉八段と戦った時の評価値の推移を示したものである。何手先まで読むかは、計算機の能力と思考できる時間に依存する。例えば Bananza という将棋ソフトの最新バージョンでは評価値は駒の

点数と駒の配置の点数から計算されている。これは、棋士が形勢判断をする方法に近いと言える。配置は王と他の2つの駒の配置と王2つと他の一つの駒の配置による点数を加算する。Bonanzaの現在のバージョン6では、駒の価値は飛車 642 角行 569 金 444 歩 87 などとなっている(ref. 5)。駒の配置の評価値については、たとえば2八玉・4九金の状況において、3八銀なら 357、4八銀なら -852、5八銀なら 442 というようになっている(図2)。これらのパラメータ(駒の評価値、配置の評価値)を昔の棋譜を用いたり、コンピュータとの対戦でチューンアップして決めて行く。これが学習である。

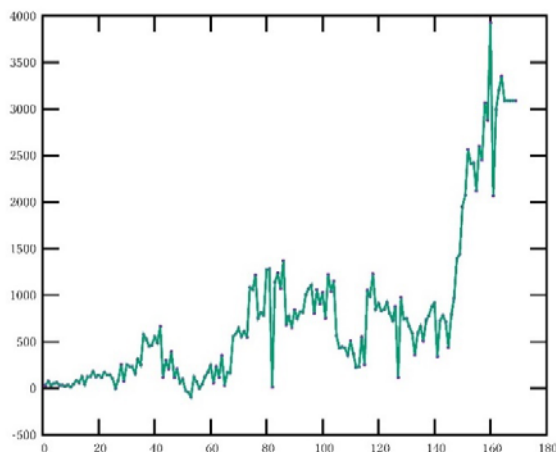


図1: 藤井四段対稲葉八段戦での評価値の推移

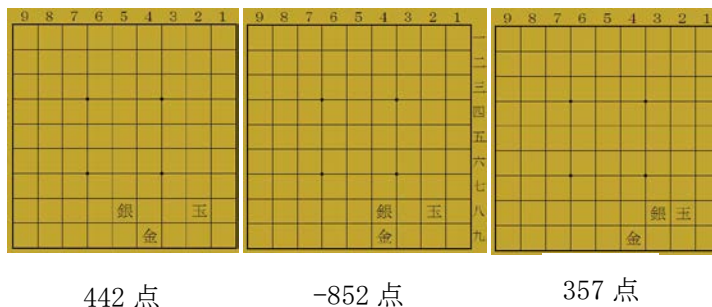


図2: 駒の配置に依る点数の例

玉と金の位置は共通だが、銀の位置の違いで点数に差ができる。

3. 囲碁ソフトのしくみ

囲碁は19x19の格子に白と黒の石を交互に配置し、それぞれの石で囲まれた領域を多く確保した方が勝というボードゲームである。囲碁は将棋に比べてはるかに複雑で碁石の強さの数値化も難しいようだ。囲碁ソフトについても将棋のように盤面から評価値を求める努力がされたが、将棋のようにはうまく行かなかった。そこで限られた手数だけシミュレートし、評価するモンテカルロ法を用いた評価が行われて来たが、棋力はアマチュアのレベルにとどまっていた。ここで登場したのが、ディープラーニングを適用して2016年に世界チャンピオンに勝利したGoogleのAlphaGOである。AlphaGOは囲碁盤面を19x19の画像として扱い、これを用い多重多層のニューラルネットを構成し、次の一手の勝率を計算する(図3)。図は青色の濃さで次の一手をそこに打ったときの勝率を示したものである。そして

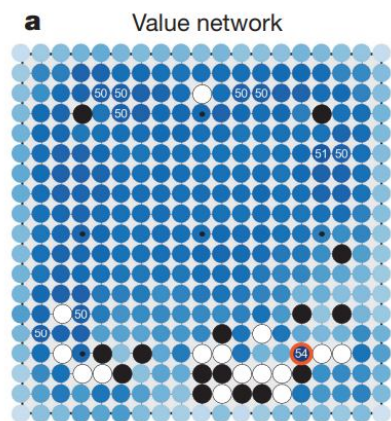


図3

図4はこの勝率を計算するニューラルネットワークの構造の一部である。詳細についてはSilver, 2016を参照されたい。ニューラルネットのパラメータの決定には過去の棋譜を元に、コンピュータ同士による対戦に基づいて決定される。対戦時の計算量も膨大で、2016年イ・セドル世界チャンピオンとの戦いでは、1202個のCPUと176のGPUを同時に用いたと言われている。

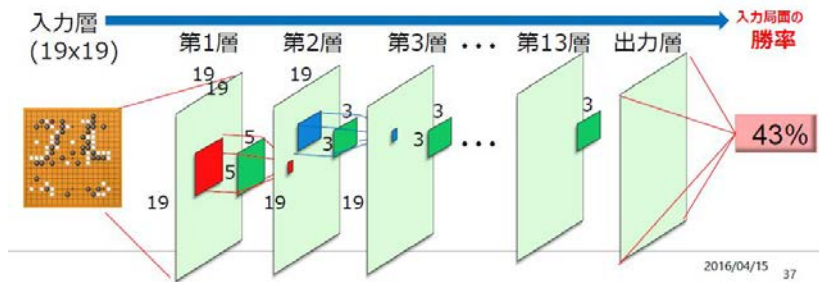


図 4: 盤面の勝率を計算するニューラルネットワーク。勝率 43% が出力されている。

4. ディープラーニングとは

ディープラーニングとは多層のニューラルネットを用いた計算手法である。ニューラルネットというのは、脳内の神経組織であるニューロンをモデルとして数学モデルである。求めたいものを出力する構造として設計する。例えば、猫画像を認識するニューラルネットの最終出力は猫画像である確率一つとなる。ニューラルネットの基本要素には、全結合型ニューラルネット、畳込みニューラルネット、プーリングなどがあるが、学習により重みとバイアス値を決定しており、決定されたパラメータを用いて様々な用途に用いることとなる。2012 年頃から 4 層をうわまわる多層のニューラルネットが実用化されるようになってきたことと、ニューラルネットの計算にマッチした GPU の利用と性能の向上により一挙に人工知能の主役となっている。図 5 は全結合型のニューラルネットを示し、左端の一行が入力となり、256x256 ピクセルの画像の場合、65536 個の pixel に相当する。図 6 がある層と次の層への結合式であり、学習により最適な重み W とバイアス値 B を求めることとなる(図 6 で赤字の部分)。

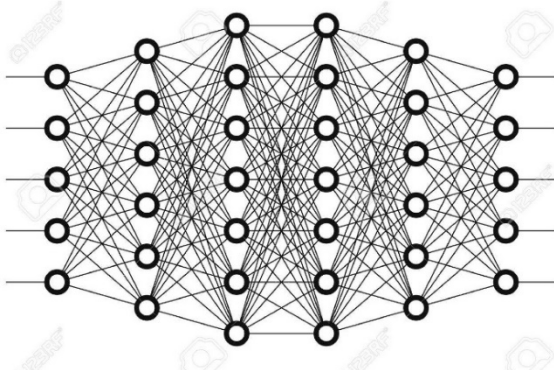


図 5: 6 層の全結合型ニューラルネット

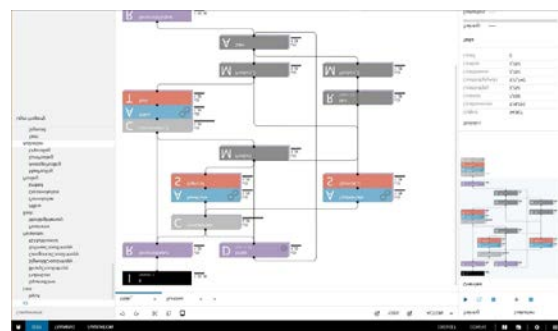


図 7: Neural Network Console の設計画面

$$X_j^n = \sum f(X_i^{n-1}) W_{i,j}^n + B^n$$

図 6: 全結合型ニューラルネットの次層への結合式

5. ディープラーニング用ツール

ディープラーニング用のツールとしては、インタープリター言語である Python の上に多数のライブラリが開発され、Python 自身も含めてほとんどのものがフリーで入手できる。Amazon, Google, IBM, Microsoft などからも様々なツールが提供されていて、これらの企業がディープラーニングの開発に本腰を入れて開発を行っていることが窺える。Windows 10 の環境で一番インストールが簡単で、すぐにディープラーニングを体験することができたものが Sony が提供する Neural Network Console である

(図 7)(ref. 6)。サンプルデータもついていて、ニューラルネットワークを直感的に設計・学習・評価ができる統合開発環境である。

6. 天文応用例

2017年になって、ディープラーニングを適用した天文関連の論文が続々と発表されて来た。内容を羅列すると、トランジットデータの解析(Shallue,2017)、光データから特異天体の抽出、SDSS 銀河の分類(Sanchez,2017)、Ia 型超新星の分類、変光天体の分類、星振学分類などといったものであり、人が手動で行った分類をお手本に分類をディープラーニングで行うというものが多い。今まではプログラムしづらかったものが、ディープラーニングで実現可能となったもので、分類精度は人と同程度ということであるが、分類速度は人が行うよりはるかに速く、大量のデータを扱うカタログ制作などには有効であることが示されており、十分に実用の領域に入っていることがわかる。

7. 結論

ディープラーニングは、あくまで人間のプログラムの沿って最小二乗フィッティングの計算をすることが学習となり、ここで得られたパラメータを用い大量の行列の計算を実行するのが推論となる。あくまでニューラルネットの設計をどう行うかで結果が決まってくるが、ニューラルネットワークの計算そのものが理路整然とわかるものではないので、設計は難しく、試行と経験によるところがまだ大きい。ではあるが、従来手法のプログラミングが困難な対象に対して、高い効果が得られていることも事実であり、従来人手で行わざるを得なかった作業を高効率で実現できるなど、意義は大きい。つい今月のニュースではあるが、AlphaGO 続く AlphaGO zero (Silver,2017)は人類の過去の棋譜を用いないことにより、AlphaGO よりも強くなることが示され、さらに Alaphazero ではこれがチェスや将棋にも適用され、従来手法のソフトよりも強くなることが示された。このように、従来手法ではプログラミングが困難であったテーマ、さらには、人手による先入観を排除することで、ディープラーニングは天文分野でも大いに新しい展開が望めそうである。

8. 参考文献

1. “Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search”, D.Silver et al., nature, 2016, 529, 484
2. “Mastering the game of Go without human knowledge”, D.Silver et al., nature, 2017, 550, 354
3. Identifying Exoplanets with Deep Learning: A Five Planet Resonant Chain AAround Kepler-80 And An Eighth Planet Around Kepler-90 Shallue et al. 2017 astro-ph
4. Improving galaxy morphologies for SDSS with Deep Learning Sanchez et al. 2017 astro-ph
5. “Bonanza”, Wikipedia
6. “Neural Network Console”, <https://dl.sony.com/ja/>