

## 4 ゲーム研究から見た コンピュータ将棋の現状と展望



伊藤毅志 | 電気通信大学

### ゲーム研究の動向

チェスに代表されるゲームを題材とした研究は長い間人工知能研究の発展に大きく寄与してきた。思考ゲームを研究対象とする利点としては、以下の3つの理由が挙げられる。

- 1) ゲームは我々人間にとって馴染みやすく理解しやすい。
- 2) プレイ人口が多いゲームでは強さを測る尺度(段級やレーティング)が存在する。
- 3) 技術改良が勝敗という形で分かりやすく評価できる。

チェスに関する研究は、1950年頃の人工知能の黎明期から Turing, Neumann, Shannon らといった錚々たる研究者らが研究を行っており、人工知能の中心的な研究分野として確固たる地位を築いてきた。チェスの研究の歴史は探索研究の歴史であったとも言える。1997年にIBMのDeep Blueが当時の世界チャンピオンであったKasparovに勝利するまでの約50年の間、チェスの探索に関する論文だけで数百本に上る。Deep Blueの開発では、チェス専用マシンを構築し、1秒間に約2億手を計算する膨大な探索能力を獲得することで、人間のトップを超える能力を実現した<sup>1)</sup>。これはまさに探索の勝利と言えるだろう。

ゲームAIの研究はチェスを中心に行われてきたが、ほかにも、チェッカー、オセロ、将棋、囲碁などの二人完全情報確定ゼロ和ゲームが対象となり、さまざまな研究が行われ、次々と人間を上回るレベルを実現してきた。

二人完全情報確定ゼロ和ゲームは、ゲーム木によってゲームの問題解決空間を表現することができる。そのように考えると、平均合法手(N)と平均終了手数(M)から、NのM乗でゲーム木探索から見た複雑さが概算される。上述のゲームの複雑さは、少ないものから順に、チェッカー(10<sup>30</sup>)、オセロ(10<sup>60</sup>)、チェス(10<sup>120</sup>)、将棋(10<sup>220</sup>)、囲碁(10<sup>360</sup>)となることが知られている。

チェッカーでは、1992年にShaefferらが開発したChinookというプログラムが当時の絶対的王者であったTinsley<sup>☆1</sup>と対戦して、2勝4敗33引分という成績を収めた。その後も改良したプログラムで対戦を試みたものの、Tinsleyは対戦の途中で亡くなってしまったため完結していない。Tinsleyがあまりに偉大なプレイヤーであったため、人間トップとの対戦はこれ以降行われていない。Shaefferらのグループは、その後、完全解を求める研究に移行し、約15年後の2007年には、「引き分け」になるゲームであることを証明している<sup>2)</sup>。

オセロでは、Buroが開発したLogistelloというプログラムが1997年に当時の世界チャンピオンである村上健と対戦し、6戦全勝で圧倒した。8×8のオセロについては、まだ完全解は求められていないが、4×4、6×6のオセロについてはすでに解かれており、いずれも後手勝ちになることが知られている。

将棋の研究は、日本におけるゲームAIの研究の遅れもあり、1970年代に入ってから、ようやく

<sup>☆1</sup> Tinsleyは、彼の競技人生45年間の中で、人間を相手にわずか5回しか負けたことがない伝説的なプレイヤーであった。

開発が行われる。本格的に開発競争が始まるのは、1980年代後半にコンピュータ将棋協会が設立され、1990年に第1回となるコンピュータ将棋選手権が開催されてからとかなり遅かった。詳細は、本小特集の瀧澤武信の解説に書かれているのでそちらに譲るが、人間のトップを超えた時期については、小谷善行の客観的分析に基づいた報告から、2015年頃ではないかと考えられる<sup>3)</sup>。2017年には、現役の佐藤天彦名人が、山本一成が開発した ponanza と対戦し、コンピュータ側が圧倒的な内容で2連勝しており、すでに人間のトップを完全に超えたと考えられる。

将棋は、チェスの探索の技術に加えて、2006年に現れた Bonanza がもたらした 評価関数の機械学習の手法 が人間を超えるパフォーマンスを実現する上で大きな役割を果たしている<sup>4)</sup>。ここ数年は、本小特集の瀧澤誠氏のインタビュー記事の中にもあるように、自己対戦による探索の結果を評価関数の機械学習の教師データとする手法が出てきて、人間を上回る評価関数を機械が獲得するようになった可能性があり、プログラムの改善は続けられている。

囲碁は、合法手がほかのゲームに比べて圧倒的に多いだけでなく、評価関数の設計が絶望的に難しかったため、ほかのゲームで行われてきたミニマックス法によるゲーム木探索ではまったく強くならなかった。そのため、2000年代半ばまで、アマチュア級位レベルで低迷していた。そこに現れたのが、モンテカルロ木探索の手法である。この手法の出現により、コンピュータ囲碁は飛躍的に進歩し、一気にアマチュア高段者レベルにまで引き上げられる。しかし、2010年を過ぎた頃から、その進歩には鈍化が見られていた。そこに現れたのが、Google傘下の AlphaGo である<sup>5)</sup>。AlphaGo は、強いプレイヤーの棋譜を教師データとした DNN (Deep Neural Network) の手法を用いて、高性能の手の予測器 (Policy Network) を作ることに成功したばかりか、局面を入力するとその局面の勝率を出力する評

価関数に近いもの (Value Network) まで構築することに成功した。これによって、一気に人間を超えるレベルに引き上げられた。2017年には、さらに強力な DNN を用いることで、人間の棋譜という教師データを必要とせず、自己対戦の結果を教師とした強化学習の手法を実現した AlphaGo Zero も発表され、新しい時代に突入している<sup>6)</sup>。コンピュータ囲碁は、強大な DNN を用いることで、これまで困難であった評価関数の獲得に成功し、さらに自己学習機能も身につけ、自己対戦のみから人智を超える AI を実現したと言えるだろう。

本執筆の最中、AlphaZero という論文も発表され、囲碁だけでなく、チェスや将棋においても、MCTS (Monte-Carlo Tree Search) と DNN による自己学習の手法を組み合わせることで、数時間の間に最強の AI を作ることに成功したという発表が世間を驚かせた。このように、二人完全情報確定ゼロ和ゲームにおいては、探索→機械学習→DNN→強化学習 (自己学習) という方向で、ほとんどのゲームにおいて、すでに人間を超えるパフォーマンスを実現する時代となった。

## 新しい研究テーマへ

人間のトップを超えることでゲーム AI の強化は終わりとなるわけではないが、一般に人間を超えるとその分野の研究は一区切りつく傾向がある。それは、人間の理解できるレベルの強さを超えることで、その強さを人間が評価することが困難になるためと考えられる。たとえば、人間トップがレーティング 3,000 点だとして、4,000 点、5,000 点の AI が現れた場合、それがローカルミニマムではなく、正しい方向性で強くなっているのかを評価するすべがない。

しかし、コンピュータ将棋の世界では、オープンソースのプログラムの登場に合わせて、公開されたコードをライブラリ化して利用することを許すことで、新規開発者を広く受け入れることに成功してい

る。本小特集の elmo のように他プログラムをベースにして改良したプログラムも次々と登場する構造になっており、この分野の技術的な発展がうまい形で続いている。

一方で、AI 研究の主流は徐々にほかの種類ของเกมへと移行も始まっている。今までに行われなかったゲームも新しい研究対象として注目を集めるようになってきている。麻雀や大貧民などのカードゲームを対象とした**不完全情報ゲーム**、乱数を含んだ戦略ゲームやカーリングなどのスポーツゲームといった**不確定ゲーム**、多人数のカードゲームや MMO (Massively Multiple Online) のようなデジタル戦略ゲームのような**多人数ゲーム**、さらには、人狼のような自然言語を含む複雑な**コミュニケーションゲーム**などがそれである。

いずれの分野でも問題状況を限る場合には、すでに人間を凌駕するレベルの AI も開発されるようになってきているが、現実的な問題に近づくほど困難な要素が増えてくる。たとえば、ポーカーのような不完全情報ゲームでは、2 人の賭ける金額に制限を加えたルールでは、人間を凌駕するプログラムが現れているが、多様なプレイヤーが混じった多人数ゲームで、掛け金に制限を与えないルールになるとまだ人間には及ばない。また、人狼の研究では、まだ自然言語を扱う研究は緒についたばかりで、多くの困難が予想されている。こういった複合的で総合的な知を扱うゲームへと AI の研究はシフトしていくことが予想される。

また、強くするだけでなく、対戦してためになる AI や人間らしさを求める研究などの研究も行われ

ようになっており、研究はますます多様になってくると思われる。将棋を題材にした研究においても、こういった研究が現れ始めており、強さを求める AI から人に優しい AI へと本来 AI が持つべき機能に関する研究にシフトしていくのかもしれない。

コンピュータ将棋はさらなる進化を続けている。人間を遥かに超えた AI と人間がどのようなコラボを見せるのかについても、注目が集まる。さまざまな分野で人智を超える AI が現れている昨今、一足早く人間を遥かに超えた AI と人間の新しい関係に直面しているゲームの分野は、新しい知見を与えてくれるに違いない。今後もゲーム AI の研究から目が離せない。

#### 参考文献

- 1) Hsu, F. : IBM's Deep Blue Chess Grandmaster Chips, IEEE Micro, pp.70-81 (1999).
- 2) Schaeffer, J. et al. : Checkers is Solved, science 317(5844), pp.1518-1522 (2007).
- 3) 小谷善行 : 第 3 回将棋電王戦を振り返って : 3. コンピュータ将棋の棋力の客観的分析—人間のトップに到達したか?—, 情報処理, Vol.55, No.8, pp.851-852 (2014).
- 4) Hoki, K. and Kaneko, T. : Large-Scale Optimization for Evaluation Functions with Minimax Search, Journal of Artificial Intelligence Research 49, pp.527-568 (2014).
- 5) Silver, D. et al. : Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search, Nature 529, pp.484-489 (2016).
- 6) Silver, D. et al. : Mastering the Game of Go without Human Knowledge, Nature 550, pp.354-359 (2017).

(2017 年 12 月 1 日受付)

■伊藤毅志 (正会員) ito@cs.uec.ac.jp

1994 年名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程修了 (工学博士)。電気通信大学情報理工学研究科助教。本会ゲーム情報学研究會主査。UEC 杯コンピュータ囲碁大会、電聖戦、実行委員長。ゲームを題材にした人間の思考過程、熟達化の過程に興味を持つ。著書に「先を読む頭脳」(新潮社、共著)ほか。