

コンピュータ将棋

橋本 剛

コンピュータ将棋は予想を上回る勢いで進化を遂げ、プロレベルまであと一步のところまで来た。本稿ではその強さを象徴する話題を取り上げ、次に最新技術の紹介を探索、評価関数、詰み探索の順に行う。実現確率探索は人間に近い思考を実現する画期的な方法でブレイクスルーとなった。2006年コンピュータ将棋選手権で初出場初優勝を果たした Bonanza は、これまでの常識を覆す全幅探索と評価関数の学習でこの世界に衝撃を走らせた。今後はさらに進歩が加速すると予想され、名人を超える日もそう遠い未来ではないのかもしれない。

キーワード：コンピュータ将棋，探索，評価関数，詰み探索

1. はじめに

2005年10月14日、日本将棋連盟はプロ棋士が公の場で許可なく将棋ソフトと対局することを禁じる規制を公表した。このニュースは大きく報じられ、コンピュータ将棋がプロ棋士のレベルに迫っていることを日本中にあまねく知らせる事になった。

チェスの世界では、1997年にIBMのDeep Blueが世界チャンピオンのカスパロフとの対決で勝利を収め世界に衝撃が走った。一方将棋はチェスより盤がやや大きく、何より持ち駒再利用ルールのおかげで終盤に向かうほど分岐数が多くなりチェスに比べて遥かに難しい。そのため1997年当時最強の将棋プログラムもまだアマチュア初段程度の棋力しかなかった。当時からコンピュータ将棋が将来名人を超える、あるいは将棋は難しすぎて無理である、といった議論がさかんに行われていたが、そのような議論をよそにコンピュータ将棋は年々進歩を続け、プロにあと一步と迫るところまで来た。この進歩のスピードは大方の予想を上回っており、その強さを象徴する出来事も次々に起こり、今コンピュータ将棋の世界は熱い注目を浴びている。また、2006年にはこれまでの将棋プログラムと違う発想で作られた Bonanza が第16回コンピュータ将棋選手権において初出場初優勝を果たした。この Bonanza の登場が技術的に大きな刺激となり、名人への道のりを大きく加速していこう。本稿ではその熱気が伝わるよう心掛けながら、コンピュータ将棋の現状と今後の展望を技術的な側面を主として紹介

はしもと つよし
北陸先端科学技術大学院大学
〒923-1292 能美市旭台1-1

していく。

2. 強さを象徴する話題

日本将棋連盟によるプロ棋士と将棋プログラムの対局制限令が象徴しているように、2005年にはコンピュータ将棋がプロ棋士レベルに近づいていることを証明する大きな出来事が二つあった。一つ目は将棋プログラム激指のアマ竜王戦における活躍である。アマ竜王戦全国大会にコンピュータ将棋選手権優勝プログラムとして招待された激指は、予選突破も厳しいだろうとされた大方の予想を裏切り、ベスト16まで勝ち進む快進撃を見せた。アマチュアでも全国大会上位の者はプロに遜色ないレベルであることがアマプロ戦の結果などでよく知られている。二つ目は筆者が中心となって開発を進めている TACOS[1]と橋本五段(2005年10月当時、2006年10月現在七段)との公開対局である。一般にコンピュータ将棋は序盤が苦手とされるが、この一戦では序盤から中盤にかけて TACOS の指し回しが冴え渡り、最終的には逆転負けを喫したものの勝利まであと一步というところまで橋本プロを追い詰めた。この対戦の直後にプロ棋士の対局制限令が出されたことで、コンピュータ将棋そのものが全国的に大いに注目をされた。

3. 探索

ここからはここまで進歩するに至ったコンピュータ将棋の技術面を紹介する。コンピュータ将棋の基本的な構造は MINMAX 法による探索+評価関数であり、強いプログラムを作るためには限られた時間内に重要そうな変化を多く探索させることと評価関数の正確さが必要になる。プログラムによってさまざまな探索法

が使われているが、そのほぼすべてが $\alpha\beta$ 法という安全な枝狩り（結果が変わらないことを保障する）を行い、読む必要のないノードを展開しない事で効率を上げている。

だが将棋のように複雑なゲームではそれだけでは不十分だと考えられており、深さ打ち切りのアルゴリズムで何らかのヒューリスティックスを使って前向き枝刈りや探索延長を行うのが一般的である。その場合、難しい手を読んでも意味を理解しうるまでノードを展開できないと読むだけ無駄なので、探索残り深さが少ない場合は駒を取る手などわかりやすい手だけを読み、残り深さが多くなるほど損する手や、ぼんやりした手も多く読ませることになる。

例えば、2004年に世界コンピュータ将棋選手権で優勝した最強プログラムの一つ YSS では、駒を損しないで取る手は残り深さ1以上、歩を成捨てる手は残り深さ4以上で読む、といった具合に探索残り深さに応じて実に細かく指し手生成のヒューリスティックスを決めている[2][3]。

この YSS のように、深さ打ち切り $\alpha\beta$ 法にヒューリスティックスを用いる手法が基本であるが、プログラムによってはその他さまざまなアプローチが取られている。 $\alpha\beta$ 法の発展形である PVS や MTD(f) といったアルゴリズムもよく使われているが、効率化を目指して探索の形を変えただけに過ぎず、前向き枝刈りなどのヒューリスティックスには影響しない。近年は、ヒューリスティックスに相当する部分も探索の枠組みに組み込む面白い探索法がいくつか開発されている。

3.1 実現確率探索

最強プログラムの一つ激指[4]の開発者、鶴岡により提案された実現確率探索[5]は、2002年と2005年に世界コンピュータ将棋選手権で優勝した激指の活躍もあいまってコンピュータ将棋の世界に旋風を巻き起こしたアイデアである。TACOS[1]や大槻将棋など多くのプログラムが採用している。

深さで一律に読みを打ち切るという行為は実は不自然であり、人間は実現しそうだと思う展開は深く読み、そうでない変化はほとんど読まない。この人間に近い思考法をコンピュータに実現させるため、実現確率探索では局面の実現確率という概念を導入し探索の制御を行う。

ルート局面の実現確率を100%とし、指し手の確率（遷移確率）を掛けていくことで局面の実現確率を計算する。この値が閾値を下回ると探索を打ち切る。遷

移確率は強い人間の棋譜から抽出する。指し手をカテゴリに分け、手が合法手として存在した中から実際に指された割合を計算するのである。「駒得をする手」や「成る手」、「王手」などが高い確率となるが、高い遷移確率を掛けても実現確率の減りは少ないので、高確率の手を含む展開は深く、広く読まれる。逆に「駒を損する手」などは低確率となり、浅いところで探索が打ち切られる。

このように、棋譜から取り出したデータをヒューリスティックスとしてうまく探索と融合させることで人間らしい読みを実現させることに成功している。棋譜データを有効に活用させようという潮流を生み出したという点からも、この手法はコンピュータ将棋の世界における重要なターニングポイントであったと言える。

3.2 ABC 探索

探索深さを閾値に使う代わりに、共謀数 (Conspiracy Number) [6] を閾値に使い $\alpha\beta$ 探索を行う ABC 探索 (Alpha-Beta Conspiracy numbers search) [7] も面白い手法である。共謀数の元祖である Mcalister によって考案された手法で、強豪将棋プログラムの KFEnd が採用している[8]ことがよく知られている。

MINMAX 木における共謀数とは、ルート局面の MINMAX 値が値を変えるために必要な末端局面の数を意味する。AND/OR 木における証明数と同等の概念である。大まかに言うと、末端ノードの評価値が兄弟手の評価値に対して大きいと共謀数は小さくなり、探索が深くなる。逆に末端ノードの評価値が兄弟手に対して小さいと共謀数は大きくなり、探索が浅くなる。すなわち、高い駒の取り合いなど必然的な手順が続くと共謀数は小さく深くまで読むのに対し、いい手がすぐに判別できない落ち着いた局面ではあまり深くは読まない。

末端で呼び出す評価関数の差が閾値に直結し探索を制御するため、評価関数の性能と末端の安定性が重要となる。

4. 評価関数

将棋など多くのゲーム木探索では葉ノードで評価関数を計算し、評価値が最大となる手順を MINMAX で選ぶ。評価関数の性能がよいほど強くなるのはもちろんだが、正確さを求めるあまりに計算時間を増大させてしまうと探索できる量が減ってしまうため、却って弱くなってしまうことも多い。それゆえコンピュー

将棋の世界では棚瀬が文献[9]で論じているように、正確な評価関数を追い求めず簡単なもので我慢し、その分を探索の性能でカバーしようという傾向にあった。だがわずかに10点(歩の評価を100点として)の違いで重要な変化を深く展開できず悪手を選んでしまう、といった具合に評価関数は探索と表裏一体で、その性能が強さにダイレクトに現れやすい。

探索アルゴリズムが相当の進歩を得たため、今後は評価関数の研究に重点がシフトしていくと予想される。

将棋の評価関数では「駒の損得」「駒の働き」「王の安全度」が重要であるが、いずれもプログラマの将棋の知識を元にハンドチューニングで実装されることがほとんどであった。以下それぞれを解説する。

4.1 駒の損得

将棋では駒の基本点数を決め、その損得を計算した値が最も簡単かつ最も重要な評価関数となる。駒の種類は多くない(成駒をあわせて14)ので、TD法による学習で値が計算された例[10]もある。

4.2 駒の働き

将棋では金銀桂歩といった足の遅い駒と飛角香の飛び駒があり、その評価方法はやや異なる。前者は駒の位置が重要に、後者は自由度が重要になる。

駒位置の評価は局面により大きく変動し、定性的に求めるのはかなり難しい問題である。よく使われているのは玉との相対的な位置から値を求める方法[2]であるが、王が囲いから飛び出しやすいなど副作用も多い。最近では玉との相対距離を求めるのは敵玉の近傍だけに限定し、玉から離れた駒では絶対位置を見て値を計算する方法[11]も提案されている。

飛び駒の自由度は動けるマスから計算するのが基本であるが、文献[12]にあるようにそれだけでは不十分なことが多く、実際にはいかに重要なマスに効いているかが大事で実に判断の難しい問題である。

4.3 王の安全度

将棋は王を取るゲームであり、王の安全度も勝敗に直結する重要な要素である。王近傍のマスで効き数を見て判定することが多い。

王の安全度をうまく評価できると寄せがうまくなる。近年の強豪プログラムでは数年前までと違い駒得に目もくれず寄せに行く事が多くなり、王の安全度もかなり性能を上げていると予想される。

王の安全度を学習で求める研究も行われているが、実用レベルで成功したという報告は未だなされていない。

5. 詰み探索

コンピュータ将棋が強くなったとはいってもまだおかしい手を指す事はあるが、詰みになると信じられない速さで難解な手順を読み切り驚かされることが多い。証明数を使った詰み探索の研究(PN*[13], dfpn[14]など)が進み、コンピュータの詰みがプロを遥かに超えるレベルに到達していることは今や常識であるときえ言える。インターネット将棋で将棋ソフトを使って対局を行う「ソフト指し」が問題になっているが、ソフト指しをしていない人が難解な詰みを発見したため、ソフト指しの疑いをかけられてしまうといったトラブルも起こっているほどである。

詰み将棋を解く研究は進んでいるが、指し将棋の中では詰み探索をいかに呼び出すかがより重要である。ルート局面では詰み探索をじっくり呼ぶことが多い。ルート以外で詰み探索を呼びすぎると時間を使いすぎて却って弱くなってしまうことも多く、その制御は難しいがまだ十分な研究はなされていない。

詰みを見つけたとき、似た局面では同一手順で詰むことが多い。この性質を利用したのが詰み部分木の応用(いわゆる類似ハッシュ)[9]で、必至を容易に発見しやすくなるなど詰みの絡む局面で有効に働く。

6. Bonanzaの登場

Bonanzaはコンピュータ将棋選手権において初出場で初優勝という派手な登場をして話題をさらったが、それ以前からフリーソフトとして公開されており、多くの人にその強さが認知されていた。実際に対局させてみるとわかるが、序盤から中盤にかけての戦い方、特に駒組みの柔軟性がすばらしく、また攻撃も駒損を厭わない急所を狙う激しい攻めが特徴で、いずれも従来のプログラムとかなり違った雰囲気を出している。どのようにして実装をしているかが関心を呼んだが、発表されたその方法はコンピュータ将棋関係者にとって衝撃だった。

6.1 全幅探索(チェス型探索) vs. 選択的探索

将棋はチェスに比べて分岐数が多く、チェスでよく使われるしらみつぶし型の探索ではうまくいかない長い間思われてきた。

それに対しBonanzaではチェスで使われているしらみつぶし型の探索を将棋にうまく応用し、コンピュータ将棋で信じられていた常識を見事に打ち破った。Bonanzaにおける探索の詳細は文献[15]に詳しい。

一般には、Bonanza のしらみつぶし型探索を全幅探索と呼び、従来の将棋に用いられてきた方法を選択的探索と呼んで対比している。ここで全幅探索とは探索中の各局面ですべての手を生成し探索を行うことを意味している。もっとも、Bonanza では（あるいはほとんどのチェスプログラムでは）futility pruning（文献[15]では Bonanza における futility pruning の方法について詳しく述べられている）や null-move forward pruning（一手パスをして軽く先読みを行い、それでも十分良いと判断した場合に枝狩りを行う手法）などで枝刈りを行っており、純粹な意味での全幅探索とはやや意味が異なるが、すべての手を生成し軽い探索を行った後枝狩りを行っているので全幅探索と呼ぶことに差し支えはないと言えるだろう。

対する選択的探索は、探索をしないで前向き枝狩りを行う方法であると言えるが、その多くは手生成の段階でヒューリスティクスを使い見込みのありそうな手だけを生成している。その場合、末端に近いノードでは読む手の数を大幅に制限し、駒を取る手など比較的わかりやすい手だけを読み、浅いノードになるほど損をする手や、意味のわかりにくいぼんやりした手も多く読むのが一般的である。Bonanza は末端局面で静止探索（駒の取り合いや一手詰みの判定など）をしているが、これが選択的探索における末端近くの激しい前向き枝狩りに相当しているとも言える。

全幅探索と選択的探索の大まかな特徴比較を表 1 に挙げる。ともに重要そうな変化を多く読ませるという目的に変わりはないが、実装の特徴から前者は広く浅く、後者は狭く深く探索する傾向がある。どちらの方法も一長一短であるが、従来のプログラムが手を絞って深く読ませることを重視していたのに対し、Bonanza が広くしらみつぶし式に読むことの重要性を気付かせてくれた功績は大きいであろう。Bonanza は 2006 年の世界コンピュータ将棋選手権で優勝を果たしたが、他強豪プログラムとの実力は拮抗しており、将棋というゲームに適した方法は何か、まだしばらく論争が続くと思われる。

表 1 全幅探索と選択的探索の比較

	全幅探索	選択的探索
実装	容易	複雑
探索の特徴	広く浅く	狭く深く
長所	読み落としがない	深く読みやすい
探索速度	速い	遅い
無駄な読み	多い	少ない

6.2 評価関数の学習

Bonanza は他のプログラムに比べて駒組みがうまく特に穴熊への組み換えがうまい。持久戦の戦い方も強い人間のようによく自然な指し方ができる。

まだ詳細は明らかにされていないが、Bonanza では駒の位置関係などきめ細かい評価項目を大量に用意してすべての評価値を学習によって得ている事が知られており、現時点ではその一部が文献[15]に紹介されている。これまで将棋評価関数の学習に関する研究は多いが実用段階に至っていないものが多く、成功したとしてもわずかなパラメータ数の学習にすぎなかった。Bonanza のように万単位のパラメータを学習で行った例は他のゲームを見渡してもなく、いずれこの詳細が発表されれば世界中のゲーム研究者に衝撃を与えるであろう。

6.3 詰め将棋の不使用

Bonanza は寄せも鋭いが、驚いたことに詰み探索を一切実装していないことを公言している。筆者の推測では、Bonanza のきめ細かい評価関数が寄せで頻出の形を高く評価することに成功し、難しい詰みは読み切れなくても鋭い寄せを実現していると考えている。その反面、寄せの局面で急に不利を悟りわざと損をし現実逃避をする水平線効果もよく見られる。詰め将棋使用の是非も今後話題の中心の一つとなるだろう。

7. 今後の展望

激指の実現確率探索の登場で加速したコンピュータ将棋の進歩は、Bonanza の登場により今まさに新たな加速を始めた。特に評価関数の研究が一気に進むのは間違いないであろう。

いつ名人レベルに到達するかといった議論が今でも盛んで、2012 年だ、いや 2050 年だ、とさまざまな意見がある。もちろん正確な予測が出来るはずもないが、すでにプロレベルまであと一步と迫っている今、Bonanza により新たな視点が加わった事で爆発的な進化を遂げ、気付いたら数年後には名人を超えるレベルに到達していた、という可能性も大いにあると思うのであるがどうであろうか。

参考文献

- [1] 橋本剛, 将棋プログラム TACOS のアルゴリズム, 『アマトップクラスに迫るコンピュータ将棋の進歩 5』, 第 2 章, pp. 33-66, 松原仁編著, 共立出版, 2005.
- [2] 山下 宏, YSS-そのデータ構造, 及びアルゴリズムに

- ついて、『コンピュータ将棋の進歩2』, 第6章, pp. 112-142, 松原仁編著, 共立出版, 1998.
- [3] YSS-『コンピュータ将棋の進歩2』以降の改良点, 『アマトップクラスに迫るコンピュータ将棋の進歩5』, 第1章, pp. 1-32, 松原仁編著, 共立出版, 2005.
- [4] 鶴岡慶雅, 将棋プログラム「激指」, 『コンピュータ将棋の進歩4』, 第1章, pp. 1-17, 松原仁編著, 共立出版, 2003.
- [5] Yoshimasa Tsuruoka, Daisaku Yokoyama and Takashi Chikayama, Game-tree Search Algorithm based on Realization Probability, ICGA Journal, Vol. 25, No. 3, pp. 145-152, 2002.
- [6] David Allen Mcallester, Conspiracy Numbers for Min-Max Search, Artificial Intelligence, Vol. 35, pp. 287-310, 1988.
- [7] David A. Mcallester, Deniz Yuret, Alpha-Beta-Conspiracy Search, ICGA Journal, Vol. 25, No. 1, pp. 16-35, 2002.
- [8] 有岡雅章, 将棋プログラム KFEnd における探索, 『コンピュータ将棋の進歩4』, 第2章, pp. 18-40, 松原仁編著, 共立出版, 2003.
- [9] 棚瀬寧. IS 将棋のアルゴリズム. 『コンピュータ将棋の進歩3』, 第1章, pp. 1-14, 松原仁編著, 共立出版, 2000.
- [10] Beal D.F. and Smith, M.C., First Results from Using Temporal Difference Learning in Shogi, Proceedings of Computers Games (CG) 1998, pp. 113-125, 1998.
- [11] 橋本剛, 飯田弘之, 相対座標系から絶対座標系へー将棋評価関数の設計思想ー, Proceedings of the 9th Game Programming Workshop, pp. 88-91, 2004.
- [12] 濱田剛旭, 橋本剛, 飯田弘之, 将棋における重い評価関数の利用効率化と非対称方向性指向に基づく評価関数の設計, Proceedings of the 10th Game Programming Workshop, pp. 130-133, 2005.
- [13] 脊尾昌宏, 共謀数を用いた詰将棋の解法, 『コンピュータ将棋の進歩2』, 第1章, pp. 1-21, 松原仁編著, 共立出版, 1998.
- [14] 長井歩, df-pn アルゴリズムと詰め将棋を解くプログラムへの応用, 『コンピュータ将棋の進歩4』, 第5章, pp. 96-111, 松原仁編著, 共立出版, 2003.
- [15] 保木邦仁, コンピュータ将棋における全幅探索と futility pruning の応用, 情報処理, 47 卷 8 号, pp. 884-889, 2006.