

Deep Blue の勝利が人工知能にもたらすもの

What Can AI Reseacheres Learn from Deep Blue's Victory?

松原 仁*
Hitoshi Matsubara

* 電子技術総合研究所
Electrotechnical Laboratories.

1997 年 7 月 22 日 受理

Keywords: game programming, history, intelligence, search, knowledge base.

1. は じ め に

既によく知られている通り、1997 年 5 月にチェスの人間世界チャンピオン Kasparov と IBM のチェスマシン Deep Blue が対戦を行ない、Deep Blue が勝利した。本稿では、この Deep Blue の勝利が人工知能にとってどのような意味を持っているかについて考察する。Deep Blue の開発チームは政策的な都合があるためか Deep Blue は人工知能とは関係ないと述べている [Hsu 97] が、これまでの人工知能のさまざまな成果を利用しており、人工知能と深い関係があることは間違いない。人工知能に対してさまざまな教訓を与えてくれた。

2. Kasparov と Deep Blue の対戦の結果

Kasparov と Deep Blue は、Deep Blue がまだ Deep Thought と言われた頃も含めると、計 3 回対戦を行なっている。第 1 回の 1989 年の 2 回戦（このときはまだ Deep Thought であった）は 2 戦とも Kasparov が完勝した [Levy 91]。第 2 回の 1996 年の 6 回戦は初戦で Deep Blue が世界チャンピオン相手に（正式ルールにおいて）初勝利をあげたことでニュースになったが、結果的には Kasparov が 3 勝 1 敗 2 引き分けで圧勝した [松原 96, Newborn 97]。今年の第 3 回の 6 回戦は、2 勝 1 敗 3 引き分けで Deep Blue が僅差ながら勝利を収め、世界中で大ニュースになった [松原 97a, 松原 97b]。図 1 に両方のメンバーを示す。左端が Kasparov で右側が Deep Blue 開発チームのメンバーである。

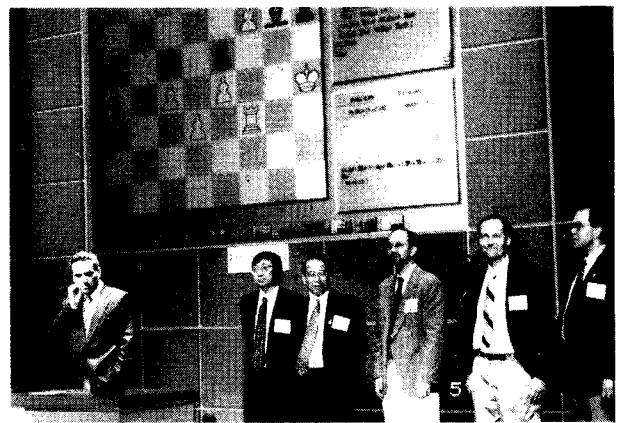


図 1 Kasparov と Deep Blue チーム

3. Deep Blue の強さの秘訣

Deep Blue は 32 台を並列に並べた IBM のスーパーコンピュータ SP-2 をベースにしている。32 台のそれぞれにチェス専用チップが 16 台搭載されているので、Deep Blue には計 512 台のチェス専用チップが搭載されていることになる。この高速コンピュータを用いて Deep Blue は 1 秒間にチェスの数億もの局面を読むことができる。現在のコンピュータチェスは Deep Blue を含めて力任せ探索（brute force search）が一般的である。ルール上指すことが許されているすべての合法手をメモリと時間の許す限り全数探索で深く読み進めるというものである。チェスの平均分岐数（分岐数とはある局面における合法手の総数）は約 35 なので、たとえば 5 手先まで読むとすれば 35^5 の局面を読むこと

になる。後述するように、 α - β 法をうまく使えば探索局面は最良の場合で平方根程度まで減らせることが知られている [Knuth 75]。今回の Deep Blue は毎回平均 14 手先まで読むことができた。

Deep Blue は序盤と終盤についてそれぞれ非常に大きいデータベースを有しており、序盤と（最）終盤は探索することなくそれらのデータベースとの照合によって指し手を決定している。探索を効率化するために CHESS 4.5 というプログラムの中で初めて用いられた反復深化 (iterative deepening) [Slate 77] を採用している。 α - β 法では節点の並び方が効率に大きく影響を与える。見込みの高い節点から順番に並んでいるときに最も効率が良く、 α - β 法の平方根程度にまで減らすことができる。反復深化では、探索木を生成する過程で 1 手先を読むたびにその局面を評価関数で評価し、評価値が大きい順番にソートして並び換える。1 手ごとに毎回このことを繰り返すのは一見無駄のようであるが、常に見込みの高い節点から探索を続けることになって、 α - β 法の効率が劇的に向上するのである。反復深化は終盤データベースと並んでコンピュータチェスを強くするのに最も貢献した手法と言われている。

反復深化で力任せにいくら深く読んだとしても、いつも固定の深さまでしか読まないで水平線効果 (horizontal effect) *1 によって不都合な事態が生じる [Berliner 73]。探索木の末端（葉）節点のレベルを水平線になぞらえることにすると、プログラムには水平線の向うは見えないことになる。もちろん人間の強いプレイヤーも水平線の向うは見えないが、水平線のレベルのある局面の評価が「怪しい」と感じると、その局面だけ探索を延長して評価の確認を行なっている。この工夫を選択的深化 (selective deepening) と呼ぶ。Deep Blue は選択的深化の一種である非凡拡張 (singular extension) [Anantharaman 90] を用いている。これは、ある局面の評価だけがその局面の兄弟（同じ親節点から生成された同レベルの節点）の評価よりはるかに高いときに、その高い局面の先を深く読み進めて確認を取るものである。「うま過ぎるときには注意せよ」という格言に対応する。この機構により、Deep Blue はときに 50 手 60 手先まで読むことがある。

今回の Deep Blue の勝利に大きく貢献したのが、毎試合ごとに開発チームが Deep Blue のプログラムを書き直して棋風（一種の癖）を微妙に変化させたことである。数万行にもなる巨大なプログラム*2を短時間で

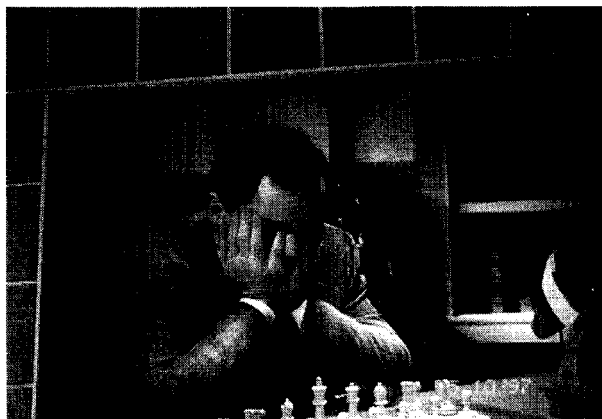


図2 対戦中苦悩する Kasparov

書き換えて性能を向上させるのが非常に困難なことはソフトウェア工学でよく知られている。Deep Blue の開発チームはプログラム管理のツールソフトウェアを作成し [Hsu 97]、そのツールを用いて微妙な修正を適切に行なった*3。Kasparov は毎局違う人間と戦っているようだったという感想を述べている。1996 年の対戦では後半 Kasparov に癖を読み切られて Deep Blue が惨敗したが、今回は Deep Blue の癖を最後まで読み切れなかった Kasparov (図2参照) が負けてしまったのである。

Deep Blue はここであげたもの以外にもコンピュータチェスの歴史で開発されたさまざまな手法を利用している。コンピュータチェスの詳しい歴史については他の文献 [Levy 91, Newborn 97] を参照されたい。

4. 鳥と飛行機：人間とコンピュータ

ある機能を実現するための方法論の議論において「鳥と飛行機」の例がよく持ち出される。人類は鳥を見て飛びたいと願って飛行機を発明して飛べるようになったが、鳥の飛行の原理と飛行機の飛行の原理はまったく異なる。「飛行」という機能を鳥と飛行機では異なる方法で実現しているのである。この例から、人間の知的な機能をコンピュータで実現するのに必ずしも人間の真似をする必要はないという示唆が得られる。

今回の Deep Blue の勝利は、この示唆を改めて示してくれたことになる。コンピュータチェスの歴史の初期の頃は、Deep Blue の力任せによる全数探索という方法ではなく、人間の強いプレイヤーのように見込みの高い候補手を少数選び出してその先だけを読み進め

*1 地平線効果と訳すこともある。

*2 ちなみに Deep Blue のプログラムは C 言語で記述されている。

*3 適切だったというのは勝ったからこそ言える結果論であって、必ずしもうまくいくという保証はない。

るという方法を模索していた。人間のチェスの強豪の思考方法に関する心理学的な研究も盛んに行なわれた [Chase 73, de Groot 65]。しかし人間の真似をしたこの方法ではチェスの強いプログラムはなかなか作ることができなかった。そこで70年代になって方法論の転換がなされ、いまのような全数探索による方法が主流になってきた。「チェスの世界チャンピオン並の実力」という機能をコンピュータで実現するには、コンピュータ独自の方法論が有効だったのである。今回の勝利で Deep Blue の力任せ探索だけがクローズアップされたが、コンピュータチェスの歴史のいわば必然的な帰結としてチェス専用コンピュータ Deep Blue の力任せ探索は存在するのである。

チェスより場合の数がはるかに多い将棋 [松原 94] や囲碁 [斉藤 95] の世界チャンピオン並の実力を得るのに、人間の真似方法論が勝利するか計算機独自方法論が勝利するかは非常に興味深いところである。

5. コンピュータパワー：速くて大きいのはいいことだ

Deep Blue は非常に速くて大きいコンピュータの上で動いている。全数探索や序盤と終盤のデータベースという Deep Blue の基本的な道具立ては、このようなコンピュータがあって初めて実現可能である。超並列人工知能 [北野 92] が超並列コンピュータの存在を前提とした人工知能であるように、コンピュータチェスは専用コンピュータの存在を前提としている。量は質に転嫁するのである。コンピュータが速く大きくなれば、以前は無効だと考えられていた方法論が可能になる場合もある。コンピュータチェスの全数探索がまさにそれである。全数探索という一見何の工夫も見られない方法はかつては論外とされてきたが、いまは世界チャンピオンに勝つまでになっている。理論的には先読みを深くしたことが必ずしも強くすることにつながる保証はないが、コンピュータチェスの歴史の経験上先読みを深くすればそれだけ強くなることがわかっている。先読みの深さが10手を超えるようになった最近では、先読みを深くする効果は以前ほど劇的ではなくなったものの、それでも13手よりは14手の先読みの方が強い。Deep Blue は速くて大きいコンピュータのメリットを改めて示したと言える。下手に複雑な技術をこねくり回すよりも、単純な技術を繰り返す方が有効な場合もあるのである。

序盤の Deep Blue は序盤データベースに収められた定跡に基づいて手を決める。指し手の質も確保でき、

持ち時間の消費も節約できる。相手の Kasparov の公表されたすべての棋譜は当然ながら収められており、データベース全体では100万局のオーダーにも達する。今回の対戦では Kasparov が Deep Blue の序盤データベースを意識して彼にしては非常に珍しい序盤作戦を採用した。データベースにない局面に誘導して有利に立とうという意図である。その意図はある程度は達成されたのだが、Kasparov 自身も不慣れな局面に神経を使うことになって、中・終盤で小さなミスを繰り返して Deep Blue に形勢を挽回されてしまった。

終盤データベースはさらに進んでいる。チェスは将棋と異なり敵から取った持ち駒を再利用する制度がない。取られた駒は捨てられていくので、駒の数はゲームの進展に伴って単調に減少していく。最終盤になると駒の総数は敵味方合わせても10を下回る（初期局面では合計32個の駒がある）。駒の数が少なくなると、当然ながら分岐数、すなわち指すことのできる合法手の総数も少なくなる。終盤では同じパターンの局面がしばしば出現する。そこで終盤のパターン一つ一つに対してゲーム前にあらかじめしらみつぶしの探索で最善手順を求めておくことが考えられる。これが終盤データベースである。敵味方合わせて5個の駒（お互いのキングを除けば残りは3駒である）の局面すべて（5駒のすべての種類の組合せとすべての駒の位置の組合せについて）の場合について最善手順がわかっている（最善を尽くせば勝ちか負けか引き分けかが判明している） [Thompson 91]。この終盤データベースを使えば*4、残り5駒になれば必ず最善手を指すことができる。現在は残り6駒のデータベースを作成する研究が進んでいる [Thompson 97]。Kasparov と Deep Blue のようなトップクラスの対戦では実際に駒数が5個になるまでゲームは続かないが、先読みの末端で駒数が5個になった時点で読みを打ち切ることができるのは大きな利点である。

6. 先にプログラムありき：理屈は後からつける

Deep Blue を含めたコンピュータチェスでは強くするためにさまざまな工夫がなされている。それらの工夫の多くは、まず最初にチェスのプログラムの中で試行錯誤の過程で何気なく実現され、結果的に有効であることがわかって後から形式化されて論文として発表される、という経過をたどっている。 α - β 法、反復深

*4 終盤データベースはCD-ROMとして販売されている。

化、非凡拡張などがその例である。どれもなぜ有効なのか後から理屈をつけたものである。まだ手法として名前の付けられていない有効な工夫も数多く存在するものと思われる。試行錯誤で見つけて後で理屈をつけるという流れが健全であることを Deep Blue は改めて教えてくれた。

最近の人工知能が低調なのは、先に理屈ありきの研究が多いのではないと思われる。まず論文になりそうな新しい理屈を考え出してから、その理屈がもっともらしく見えるような対象を探してきて例題に持ってきて、その理屈があたかも有効であるかのように見せかける。まさに論文を書くためだけの研究で、面白くもなければ役にも立たない。人工知能は Deep Blue に習って原点に戻らなければならない。解ければうれしいが現状では解けないようなむずかしい対象に立ち向かう。そのための工夫を模索するのが人工知能研究の原点である。

7. 機械学習はまだ無力

Deep Blue には学習機能が一切ない。開発チームの人間が学習をしてその結果として Deep Blue を修正するだけである。これは機械学習の研究の現状から考えて妥当な判断である。ゲームでもバックギャモン [Tesauro 92] やオセロ [Buro 97] のような比較的単純なものは機械学習が有効であるが、コンピュータチェスを強くするのに機械学習はほとんど何も貢献していない。ある対戦が終わってから次の対戦までの十数時間の間に、あるいは対戦の最中にリアルタイムに、人間の強いプレイヤーのように学習する機能があればコンピュータチェスは人間などまったく問題になくなるであろう。

機械学習の研究は役に立たないから止めた方がいいと言いたいのではなく、逆にもっと頑張らなくてはいいと言いたいのである。ろくに役に立ちもしない新しい手法を論文を書くだけのために乱造するのはむなし。チェスのような性質のよい対象に対してですら現在の機械学習は無力であることを率直に認めて、機械学習を役に立つものへとしていかなければならない。ここで役に立つと言っているのは、「機械学習によって得られた結果が何らかの意味で人間の結果を超えていること、なおかつ機械学習によって得られた結果が実際に問題解決のシステムの中で使われること」の意味である。

8. 統合システム：合わせ技一本

ある程度の複雑さを持った対象に対して本当に有効なシステムを作ろうと思ったら、一つの手法だけでそのシステム全体を動かすのはまず不可能である。Deep Blue は序盤は序盤データベースとの照合、中盤は非凡拡張を始めとしてさまざまな工夫をした先読み探索、終盤は先読み探索と終盤データベース照合との組合せ、によってチェスの一局をプレイする。記憶に基づく推論だけでなく、また力任せ探索だけでもない。大きなシステムでは場面場面に応じて、それぞれに適したさまざまな手法を組み合わせなければならない。言わば合わせ技で一本を取らなければならないのである。Deep Blue の勝利はこの当たり前のことを再確認させてくれた。

ある新しい手法を思いついてそれはそれなりに有効であったとしても、それだけで複雑なシステムが有効に動くようにはならない。たとえばコンピュータチェスで新しい探索手法を考案してそれ自体は探索手法として有効だったとしても、それだけではチェスは強くならない。序盤や終盤のデータベースが絶対に必要である。個々の手法の善し悪しもさることながら、さまざまな手法をいかに組み合わせるかがシステム全体の性能、コンピュータチェスで言えば強さに大きく影響を与える。従来の人工知能では、このようなシステム統合化の技術が疎かにされてきたように思われる。ぜひとも方法論を確立していかなければならない。

9. 世間での評判は大事だ

人工知能は 80 年代にブームを迎えて世の中で大きく取り上げられた。その頃に本学会が設立できたのも世間の注目を集めていたためであろう。90 年代になってバブル崩壊とともに人工知能のブームも去ってしまった。世の中で人工知能が話題になることはめったにない。Deep Blue はひさびさに人工知能を表舞台に上げてくれた。Deep Blue の勝利を追い風として、新たに注目を集める例題を提供していかなければならない。人工知能は非常にむずかしい対象を扱っていてそうそう派手な結果は出てこない。地味でも着実な研究が必要なのはもちろんであるが、世間から完全に忘れられてしまうと人工知能の目標が達成される以前に人工知能という研究領域自体が死滅してしまう。予算がつかないし、人も集まらない。本学会の存続も危ういかもしれない。やはり誰かがどこかで目立っていないといけな

Deep Blue は十分過ぎるほどに目立ってくれた。一人があるいは一つのシステムがずっと目立ち続ける必要はない。目立つ人やシステムは順番に変わっていくことが望ましい。そうして初めて人工知能が本来目指している研究を持続していくことができるのであろう。

10. 大きな目標を掲げてそれを続けること

コンピュータチェスは人工知能という言葉が生まれる以前に Shannon [Shannon 50] や Turing [Turing 53] などによって生み出された領域で、約 50 年をかけることによって人間の世界チャンピオンに勝つという目標を達成したことになる。このことからの人工知能の教訓は、

- いい例題を思いつくことが大切である。
- いい例題を思いついたら、長い目でじっくり続けられることが大切である。

の 2 点である。コンピュータチェスは非常に多くの成果を人工知能に残した^{*5}が、それが例題としての役割を終えつつある現在、次の有望な例題が求められている。その候補はたとえば将棋、囲碁 [松原 94, 斉藤 95] であり、またたとえばサッカー [野田 96] であろう。

- 可能性をすべて数え上げることができる。
 - 数え上げた可能性をしらみつぶして探索できる。
- という二つの条件を満たす問題はたとえ複雑ではあってもなんとか対処できることを Deep Blue は示した。しかし現実の問題のほとんどはこの二つの条件を満たしていない。上にあげた新しい例題の候補では、サッカーは前者の条件を満たさず、将棋と囲碁は後者の条件を満たさない。人工知能はこれらの条件から外れた例題を目標に掲げる必要がある。何を例題に選ぶにせよ、一度選んだらすぐに諦めることなくじっくり続けることが大切である。

11. おわりに

ここでは、Deep Blue が Kasparov に勝利するまでに至ったコンピュータチェスの歴史から人工知能が何を学ぶべきかを論じた。コンピュータチェスの歴史はこれまでの人工知能の歴史そのものだったと言ってよい。これからは新たな例題とともに新しい人工知能の歴史を築いていかなければならない。次の標準問題はぜひ日本から発信したいというのが筆者の願いである。

^{*5} コンピュータチェスで得られた成果であることが意識されていないものがほとんどである。

謝 辞

本稿に対して有益なコメントをいただいた中村貞吾氏 (九州工大) に感謝します。ゲームプログラミング研究について日頃からさまざまな御教示いただいているコンピュータ将棋協会 (CSA) とコンピュータ囲碁フォーラム (CGF) のメンバー、ならびに電総研ゲーム戦略ラボのメンバーに感謝します。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Anantharaman 90] T. Anantharaman, M.S. Campbell and F. Hsu: Singular extensions: adding selectively to brute-force searching, *Artificial Intelligence*, vol.43, pp.99-109 (1990)
- [Berliner 73] H.J. Berliner: Some necessary conditions for a master chess program, *Proc. of IJCAI-73*, pp.77-85 (1973)
- [Buro 97] M. Buro: <http://www.neci.nj.nec.com/hompages/mic>
- [Chase 73] W.G. Chase and H.A. Simon: Perception in Chess, *Cognitive Psychology*, vol.4, pp.55-81 (1973)
- [de Groot 65] A.D. de Groot: Thought and Choice in Chess, Mouton (1965)
- [Hsu 97] Feng-Hsiung Hsu: 試合の合間に「癖」を修正 プログラム改善技術が威力 (インタビュー), 日経ビジネス 1997 年 7 月 7 日号, pp.130-133 (1997)
- [北野 92] 北野宏明: 超並列人工知能, 人工知能学会誌, vol.7, no.2, pp.244-262 (1992)
- [Knuth 75] D.E. Knuth and R.W. Moore: An analysis of α - β pruning, *Artificial Intelligence*, vol.6, pp.293-326 (1975)
- [Levy 91] D. Levy and M. Newborn: How to computer play chess, W.H. Freeman and Company (1991)
邦訳: 小谷善行監訳: コンピュータチェス, サイエンス社 (1994)
- [松原 94] 松原 仁: 将棋とコンピュータ, 共立出版 (1994)
- [松原 95] 松原 仁: 最近のゲームプログラミング研究の動向, 人工知能学会誌, vol.10, no.6, pp.835-845 (1995)
- [松原 96] 松原 仁: Deep Blue はなぜチェス名人に勝てたのか? そしてなぜ勝てなかったのか?, 情報処理学会誌, vol.37, no.12, pp.1132-1134 (1996)
- [松原 97a] 松原 仁・竹内郁雄 (編集): ゲームプログラミング, bit 別冊, 共立出版 (1997)
- [松原 97b] 松原 仁: なぜチェス名人はコンピュータチェスに負けなければならなかったのか?, 情報処理学会誌, vol.38, no.8, 掲載予定
- [Newborn 97] Monty Newborn: Kasparov versus Deep Blue: computer chess comes of age, Springer (1997)
- [Newell 72] A. Newell and H.A. Simon: Human Problem Solving, Prentice-Hall (1972)
- [野田 96] 野田五十樹, 松原 仁: サッカーエージェントの研究, 人工知能学会誌, vol.11, no.5, pp.694-701 (1996)
- [斉藤 95] 斉藤康己: コンピュータ囲碁研究, 人工知能学会誌, vol.10, no.6, pp.860-870 (1995)
- [Shannon 50] C.E. Shannon: Programming a computer for playing chess, *Philosophical Magazine*, vol.41, no.4, pp.256-275 (1950)
- [Slate 77] D. Slate and L. Atkin: Chess 4.5-the Northwestern University chess program, in *Chess skill in man and machine*, P.W. Frey (ed.), Springer-Verlag (1977)
- [Tesauro 92] G. Tesauro: Practical issues in temporal difference learning, *Machine Intelligence*, vol.8, pp.257-

277 (1992)

[Thompson 91] K. Thompson: Chess endgames vol.1, *International Computer Chess Journal*, vol.14, no.1 (1991)

[Thompson 97] K. Thompson: 6-piece endgames, in *Advances in Computer Chess 8*, H.J. van den Herik et al.(eds.), pp.9-26, Universiteit Maastricht, ISBN 9062162347 (1997)

[Turing 53] A.M. Turing: Digital computers applied to games, in B.V. Boden (ed.), *Faster than Thought*, Pitman & Sons (1953)

[van den Herik 97] van den Herik and J. Uiterwijk (eds.): *Advances in Computer Chess 8*, University of Maastricht, The Netherlands, ISBN-90-6216-2347 (1997)

著者紹介



松原 仁(正会員)

1959年東京生まれ。1981年東京大学理学部情報科学科卒業。1986年同大学院工学系研究科情報工学専門博士課程修了。工学博士。1986年通産省工業技術院電子技術総合研究所入所。現在は知能情報部ゲーム戦略ラボリーダー。専門は協調学習ならびにゲーム・プログラミング。著書に「将棋とコンピュータ」(共立出版),「コンピュータ将棋の進歩」(編著:共立出版),「ゲーム・プログラミング」(共編著:共立出版)など。日本認知科学会,日本ソフトウェア科学会,情報処理学会,コンピュータ将棋協会,コンピュータ囲碁フォーラム,などの会員。

<matsubar@etl.go.jp>