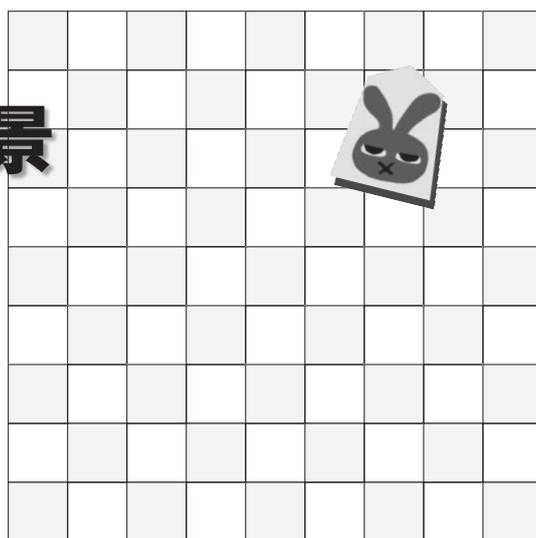




5 柵瀬将棋の技術背景



(株) モルフォ 柵瀬 寧



IS 将棋から柵瀬将棋へ

私は学生時代に大学の同期であった岸本章宏、長井歩、後藤礼史とともに作成した「IS 将棋」で 1997～2005 年にコンピュータ将棋選手権に参加した。1998 年に初優勝、その後すぐに「東大将棋」の名前で市販化され、4 回の優勝、2000～2005 年に 6 大会連続決勝シード権獲得 (3 位以内) という成績を残したが、結果的に 2005 年が IS 将棋にとっての最後の選手権となった。

2005 年の選手権の直後に Bonanza というプログラムがフリーソフトとして突然登場した。早速ダウンロードして自ら対戦してみた私はかなりの衝撃を受けた。当時、少なくともコンピュータ将棋の棋風にある程度詳しい人ならば、Bonanza と数局将棋を指しただけで、従来のプログラムとはまったく異なる方法論で評価関数が構築されていることに気づいたと思う。

その後しばらくして風の便りに聞いた、「学習」、「1 万個のパラメータ」といった断片的なキーワードに強い魅力を感じ、迷わず一からプログラムを書き直してみることを決断した。

新プログラムを書き始めて半年ほどして迎えた 2006 年の選手権はまだまだプログラムが安定せず、IS 将棋で決勝から出ることもできたが棄権した。翌年の 2007 年にはまだ安定感に不安はあったものの、新プログラムを暫定的に「柵瀬将棋」と名づけ強行出場した (いずれよい名前を考えるつもりが今日に至ってしまっている)。1 次予選から決勝まで順調に勝ち上がり、決勝でも相手玉が詰んでいる必勝の局面で並列化にからんだバグにより頓死した 1 敗だけの準優勝 (優勝の YSS も 6 勝 1 敗だったが直接対決で負けたため) という予想外の好成績を収めた。

そして今度は本命視されて迎えた今年の 5 月に行われた第 18 回世界コンピュータ将棋選手権では、再び 6 勝

1 敗の準優勝という好成績を残すことができたが、あたかも去年の再現であるかのように、優勝の激指も 6 勝 1 敗、かつ柵瀬将棋が激指に負けた 1 局は、いつ激指が投了するかという将棋としては完全に終わった局面で、マルチスレッドがらみのバグによる時間切れ負けという少々残念な結果ではあった。

決勝の後には、優勝、準優勝ソフトと 2 人のアマチュアの超強豪とのエキシビション対局が行われた。柵瀬将棋は、これまで公の場でのコンピュータとの対局に 4 連勝してきた加藤幸男朝日アマ名人と対戦し、加藤さんのミスを咎め短手数での快勝を収めた。図-1 にエキシビション対局の局面を示す。当日会場で観戦していたプロ棋士の中川大輔七段が、この▲7七桂を 4 日後のプロの公式戦で採用したことが 5 月 22 日の毎日新聞夕刊で報道された。プロがコンピュータの指した手を公式戦で採用するのは恐らく初めてのことと思われ、開発者としては光栄なことである。



【第 41 手 ▲7 七桂 まで】

図-1 柵瀬将棋 vs 加藤幸男朝日アマ名人戦



コンピュータ将棋界の現状

コンピュータ将棋の強さ

今年の選手権後のエキシビジョンで激指、棚瀬将棋がアマチュアトップの中のトップである清水上徹アマ名人、加藤幸男朝日アマ名人に共に勝ったことや(図-2は終局後の様子)、プロ棋士も多く参加しているネット将棋サーバである将棋倶楽部24で、複数のプログラムがアマチュアトップクラスあるいはプロレベルの2700点といったレーティングを記録していることから、現在のトップクラスのプログラムがアマチュアトップと同等の棋力を持っているというのが大方の認識になってきている。私自身はコンピュータ将棋の弱点をよく知っている立場として、アマチュアの強豪がコンピュータの弱点を十分に認識し、それを利用する指し方をしてきた場合にはまだまだ分が悪いのではないかと考えていたが、はっきりと言葉にできるような明確なコンピュータ将棋の弱点がここ数年で極端に減ってしまったという印象もあり(たとえばかつてはよく言われた「攻めてこない」、「じっくりした戦いに弱い」など)、対コンピュータであることを最大限に意識した指し方を人間プレイヤーが取ったとしても、それほどの効果はないのかもしれない。

将棋ソフトの技術的な動向

それではコンピュータ将棋がここまでの棋力を持つに至った原動力は何なのか。1つにはやはりCPUの高速化、特にここ数年のマルチコア化が大きいと思う。今年の選手権の決勝に進出した8つのプログラムはすべてマルチスレッドによる並列化がなされていた。2次予選でも多くのソフトが並列化に対応しており、並列化はコンピュータ将棋選手権で上位を狙う上で完全に必須項目になった感がある。

では純粋なソフトウェアの改良はどうか。

一般に、コンピュータ将棋の強さを決める大きな要素として挙げられる、ゲーム木探索と評価関数それぞれについて最近のコンピュータ将棋界の動向を見ていく。

コンピュータ将棋ではチェスやオセロなどと同様、ゲーム木探索の基本は $\alpha\beta$ 法で基本的にはしらみつぶしに1秒間に数百万といったオーダの局面を読む。ただし探索木に出現するノードの重要性はすべて同じというわけでは当然なく、いかに重要なノードを認識しより多くのCPUリソースを投入する(たとえばそのノード以下を深く読む)かによって、探索の性能は大きく変動する。簡単な例では王手や直前の手の取り返しを延長するといったことが多くのプログラムで取り入れられている。また、もっとゲーム性に依存しない、より一般的な手法も古く

から実にありとあらゆるものが提案されている。2001年には鶴岡(激指)によって実現確率探索¹⁾が提案された。これはプロの棋譜から指し手のカテゴリごとに着手される確率を求め、それを利用して探索の深さを制御する手法である。実現確率探索はコンピュータ将棋では広く利用される手法になった。現在の強い将棋プログラムで採用されている探索手法を見ると実にさまざまではあるが、実現確率探索が提案されて以降、CPUリソースの最適な探索への割り当てという問題がそれまでよりも強く意識されるようになり、全体的な棋力向上に大きく寄与したことは間違いない。

ただし、いずれの手法も、本質的には探索木中の各ノードがルートノードで選ばれる一手(要はコンピュータが着手する一手)の選択に与える影響の大きさを緩く推定する手法という見方ができると考えられ、詰めやすさを証明数という指標で表して直接探索を制御することで大きな成果を挙げた詰将棋ソルバにおけるdf-pn探索²⁾のようなパラダイムシフトは現在までのところないと思う。

次に探索とともに非常に重要な要素である評価関数の現状を見る。たとえば3目並べのように容易に終局まで読み切れるゲームを除き、ゲーム木探索は通常、完全な結論の出ない途中の局面で打ち切られることになる。その局面の勝ちやすさを点数化するのが評価関数である。プロ棋界でも近年序盤が重視される傾向にあるが、コンピュータ将棋の世界でも総じて終盤力が向上したことにより、一度不利になると終盤で逆転することが以前よりも格段に難しくなっており、序中盤での高度な局面評価でアドバンテージを取ることの重要性が増している。

評価関数では、駒の損得、駒の働き、王の安全度といった項目を点数化、足し合わせることで最終的に1つの値を得るのが普通である。前述の保木によるBonanza



図-2 棚瀬将棋 vs 加藤幸男朝日アマ名人 終局直後



出現以前は手でパラメータを調整、あるいはなんらかのルールを設定してパラメータを決定するのが普通であった。しかし、保木が人間のエキスパートの指した棋譜を利用して、評価関数のあらゆるパラメータを最適化する、という方法をとって人間らしい指しまわしと高い棋力を実現したことから、以降棚瀬将棋を含めて複数のプログラムが同様の方法を採用し、現在のコンピュータ将棋界のトレンドとなっている（本稿では以降簡単のため、評価関数のパラメータの最適化を単に評価関数の学習と呼ぶことにする）。そして、ついに今年の選手権決勝では8つのプログラムのうち過半数の5つのプログラム（棚瀬将棋、Bonanza、大槻将棋、奈良将棋、柿木将棋）が学習を採用するまでになり、コンピュータ将棋では完全に一般的な方法になったと言える。

現状では実力的に学習採用プログラムが非採用プログラムを凌駕しているわけではないが、私見としては学習を採用しているプログラムにはかなり大きな進歩の余地があるのではないかと考えている。その理由としてまず第1に評価関数の学習が利用され始めてまだ日が浅く、学習を採用したプログラムで2回選手権を戦った私自身も、いまだ学習特有の諸所の問題に1つずつ対処法を考えては試している段階であり、今後これら諸問題を解決していく過程でさらにプログラムの棋力向上が見込まれることがある。第2のポイントとして、学習のメリットは、パラメータに正しい値が設定できるということよりも、むしろパラメータの種類をほとんど無尽蔵に増やすことができることにあると思う。どんな値をつけるのが妥当か皆目見当もつかないような機械的な特徴を大量に評価関数に導入することが学習により可能になるからである。たとえば Bonanza では王一盤上の任意の味方の駒1—盤上の任意の味方の駒2という3つの駒の関係を特徴として持っているという。これにはそれぞれ位置も考慮されているので、単純なやり方では $81^3 \times 7^2$ という膨大な数になる（位置が81通り、駒の種類が飛角金銀桂香歩の7通りとした場合）。このように、学習を利用することにより次々と新たな特徴を、比較的簡単に導入することが可能になることも、プログラムの改善に大いに貢献すると思われる。

以上、最近のコンピュータ将棋界の動向を探索、評価関数について述べてきたが、私自身のもう少し感覚的な印象として、「ほんとにコンピュータらしい手がなくなったな」ということがある。今年のコンピュータ将棋選手権における棚瀬将棋の対局を観戦していても、いかにもコンピュータと分かる違和感のある手はほとんど皆無だった。他の決勝進出ソフトについても同様の傾向があると思う。

数年前までコンピュータ将棋と人間の強いプレイヤーとの差としてよく言われた「大局観の差」が、なくなってしまったかのような感覚を覚えるほどであるが、これは人間的な感覚をプログラムに教え込んだ成果ではなく、高速な探索や大量の評価関数の特徴量の重ね合わせにより得られた「量から質への変換」の目に見える実例だと思う。

棚瀬将棋の技術的側面

棚瀬将棋はさまざまなアイデアや考え方の集合体である。IS 将棋開発を通して発見した手法やアイデア、他には Bonanza の学習法、Open Shogi Library³⁾ のデータ構造やチェスプログラムの Crafty、Fruit などの実装方法等を参考にしている。

棚瀬将棋の探索

棚瀬将棋では探索木の末端を除いては、ほぼすべての合法手を生成して読んでいる。連続する3手の組合せを約1万のカテゴリに分類し、実現確率探索にならない、プロやアマチュアのおよそ10万の棋譜からそれらのカテゴリが指される確率を求めてこれを探索の深さの調整に利用している。確率から深さへの変換は任意であるが、棚瀬将棋では自己対戦の結果で最適化している。

これとは別に詰めろ（パスをすると詰む状態）がかかったら読みを延長など動的情報を利用した探索深さのコントロールや、コンピュータが判断を誤りやすいいくつかの典型的な手順を個別に特定して深さを延長したりといったことを行っている。これらを足し合わせて探索木中のある1手で実際に消費する読みの深さが決定する。棚瀬将棋ではこの値を0~3に制限している。他のプログラムでは1手で消費する最大深さに制限を設けていないことが多いのだが、以下のような理由により適切ではないと考えている。第1にあまりにも大きく深さが削減されると、仮にその手が好手であってもほとんどまともな読みをすることができなくなり、正当な評価をされるまでに時間がかかりすぎるが多い。また、本当に価値のない手であった場合は無駄な探索を削減することができるメリットはあるが、探索量は指数的であるためある程度以上深さを減らしても削減できる探索量は限定的である。もう1つの問題として、指し手間に深さの差をつけすぎると、探索の並列化の効率が悪くなる傾向があり、利用できるコア数が増えている現状に適さない。

コンピュータ将棋では通常の探索ルーチンとは別に相手の王が詰むかどうかには特化した詰探索ルーチンを持つのが普通であり、近年は従来のアルゴリズムと比べ特に長手数詰将棋ではるかに高性能な df-pn 探索などを利



用した詰探索ルーチンを実装するプログラムも多いが、棚瀬将棋では現在のところ非常にクラシックな反復深化法の詰探索ルーチンのみを持ち、ルートノードで通常の探索に入る前、および探索木の内部で最善手順中のノードと判断されている場合に呼び出して詰みをチェックするようにになっている。

棚瀬将棋の評価関数

プログラムを一から書き直す過程で一番苦労したのが評価関数であるが、同時に将棋プログラムの一番面白いところであるとも思っている。特に人間のプレイヤーが無意識に持っている感覚を高速に計算可能な特徴量に数式化する作業は実に楽しい。しかし、学習の台頭により非常に大規模な特徴量を導入することが可能になり、これまでとは違った発想が必要になってきているとも感じる。

棚瀬将棋の評価関数では、次のような特徴を利用して、特徴の数はおよそ3万である。

- 駒の基本的な価値
- 持ち駒の価値(駒ごとに1枚目, 2枚目, ...で区別)
- 歩以外の持ち駒の合計枚数
- 歩以外の持ち駒をN枚持っているときの歩M枚の価値
- 王と自分の駒の関係
- 王と相手の駒の関係
- 王の安全度(味方王の8近傍の敵味方の利きの数, 敵の持ち駒, 広い方向からの利きかどうか, 王の位置から計算)
- 王と近傍の金銀とその近傍の金銀との関係
- 王と周囲5×3の金銀との関係
- 飛角の利き(利きの位置によって区別)
- 飛角の利き上の相手の駒(飛車はさらに利きの向き, 敵陣への利きなどで分類)
- 手番(持ち駒によって分類)
- 隣り合う2駒の関係
- 3つ以上の駒の関係(少数だけ)
- その他もろもろ...

これらの特徴にそれなりの整合性を持った値をつけることは学習の力なくしてはほぼ不可能である。

従来からチェスや将棋における評価関数の学習はある程度行われてきた。それらは、 $TD(\lambda)^4$ などのように結論(勝敗)が出た局面を元に逆向きにその結果を伝播していく手法、もう1つはエキスパートが指した手がその局面での他の手よりも良いという仮定の下、パラメータの調整を行う手法に大別される。保木の提案した手法(Bonanza method と呼ばれる)は後者になる。棚瀬将

棋でも Bonanza method を採用している。

以下 Bonanza method を概説するが、詳細は文献5)が詳しい。

図-3はプロ同士の棋譜に現れた序盤の一局面である。ここで先手が▲5八金右と指した。このとき学習ルーチンは、▲5八金右がこの局面の他のあらゆる合法手(▲1六歩, ▲1八香, ▲1八飛, ...)よりも良い手であるという情報を得る。この情報を評価関数で表現するため、具体的には次式を最小化することを目標とする。

$$I(P, v) = \sum_{m=1}^M T[\xi(p_m, v) - \xi(p_0, v)] \quad (1)$$

P : 現局面

v : 特徴ベクトル

p_m : 現局面 P から指し手 m を指した局面 ($m=0$ は実際に棋譜で指された手)

$\xi(p_m, v)$: minimax 探索の評価値

$T(x)$: 評価値の差を指し手の一致度に変換する関数

具体的に図-3の局面を使って説明すると、プロが指した▲5八金右を指した場合に想定される評価値を通常の探索(ただし計算量の問題からごく浅く)を行うことにより求める。たとえば▲5八金右△5二金右▲7八銀という手順と、その評価値 $\xi(p_0, v) = 25$ が得られる。別の合法手▲3九金(悪手)に対しても同様に探索を行い、▲3九金△5二金右▲7八銀という手順と評価値 $\xi(p_1, v) = 40$ が得られたとする。 $\xi(p_0, v) > \xi(p_1, v)$ になってほしいため、評価関数が間違っていることになる。このとき前者と後者の手順の差によって生じる局面の差は5八に金がいるか3九に金がいるかだけである。よって5八金に関する特徴の値を上げ、3九金に関する特徴の値を下げる方向に学習することが正しいことになる。

	9	8	7	6	5	4	3	2	1	
	▲	桂	桂	▲		▲		桂	▲	一
			王					▲		二
	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	三
し					▲	▲				四
								歩		五
			歩							六
	歩	歩	角	歩	歩	歩	歩		歩	七
		玉				銀		飛		八
	香	桂	銀	金		金		桂	香	九

図-3 プロ棋譜に現れた一局面



実際には学習に利用するすべての局面に対しての式(1)の和を目的関数としてこれを最小化することを目指す。これには目的関数の特徴量空間上での勾配を求め、勾配を下る方向に少しずつ特徴量を修正していくことで行う。棚瀬将棋の場合、プロの棋譜 16,000 局に出現する約 150 万局面を利用している。学習の 1 ステップにかかる時間は、Xeon5482 (4core × 2) でおよそ 7 時間である。初期状態から始めた場合、学習を安定させるまでに大体数十ステップ行えばよい。

エキスパートの指し手は、深い読みと優れた評価関数により決定されているはずで、局面によって読みのウェイトの大きい局面とそうでない局面も混在する。そこから純粋な評価関数部分を学習するのは本質的には無理な問題である。にもかかわらず Bonanza method で実際にここまでの性能が出ていることは正直驚きである。

ただ、棚瀬将棋で実際に Bonanza method を利用する過程では実にさまざまな困難に直面した。一例として、Bonanza method では前述したとおり、すべての合法手を学習対象とすることにより、実際に棋譜には現れない形についてもそれなりに学習できるというメリットがあるのだが、それでも特に大規模な特徴量を導入している場合に、どうしても学習機会が極端に少ない特徴が出てきてしまう。たとえばコンピュータ将棋で一般的に利用される特徴量として、王とその他の駒の関係がある。将棋はチェスと比べて駒の動きが小さいため、盤上の位置により実際の駒の価値が大きく変動する。特に王との位置関係は重要であり、ほとんどのプログラムで考慮されている。よく出てくる関係としてはたとえば▲2八玉と▲3八金の関係がある。こういった頻出する関係は Bonanza method で十分に安定した値が見つかる。一方たとえば▲4一玉と▲7八桂などといった関係が棋譜に出現することはきわめて稀である。このような特徴に適切な値が見つかることは期待しにくい。また、エキスパートの棋譜にほとんど出現しない形であるので、どのような値がついていても問題はほとんどない、ということではなく、実戦で極端に誤った値が見ついた特徴が存在すると、その特徴が出現する局面をコンピュータが自ら進んで実現させてしまう。

棚瀬将棋では王 (X, Y) と駒 $P(x, y)$ の関係 V を

$$V(P, X, Y, x, y) = V1(P, dx, dy) + V2(P, X, dx, dy) + V3(P, Y, dx, dy)$$

と 3 つの特徴量の和で置き換えている。ただし $(dx, dy) = (x-X, y-Y)$ である。

これにより、特徴の次元を落とすことができ、結果的に棚瀬将棋では上に例を挙げたような出現頻度の少ない王と他の駒との関係にも比較的安定した滑らかな値がつ

いているようである。これと同等の手法は棚瀬将棋の評価関数の学習の王と駒の関係以外でも多用している。

その他、棚瀬将棋では以下のような実戦的な工夫を施している。

1. 式(1)の $\xi(p_0, v)$ が実際の棋譜の進行から見て妥当な想定手順のもとに評価が行われていないと判断した場合は学習に利用しない。たとえばエキスパートが一見駒をただで取られてしまうだけの難しい手を指したとする。その手を X とする。そこで前述の通りごく浅い探索で想定手順を求めると、ほぼ例外なく素直に X を取り返す手順が出てくる。ところが実際の棋譜の進行では相手の対局者が深い狙いに気づき X を取り返さない別の手を選ぶことがよくある。このようなケースで、コンピュータの求めた想定手順を元に学習を行うと、駒の価値を低く見積もってしまう結果になる。一般にエキスパートの深い読みに基づいた難しい手は学習対象として適さない。
2. エキスパートの手よりもすでに低い評価を受けている場合の学習への貢献を小さくする。具体的には式(1)の $T(x)$ を $x > 0$ と $x < 0$ で左右非対称にすることで行う。
3. 比較的浅い読みでもエキスパートの手の真似がしやすい序盤の学習への貢献が大きくなりすぎないようにウェイトを低くする。

Bonanza method で問題が起きたとき(なんとなく弱い、明らかにおかしな値がついているなど)、大量の棋譜を扱っているため、多くの場合は原因を推定するしか対処法がない。それには、先に述べたように評価関数をエキスパートの棋譜から学習するということが、本質的には無理な問題であり(よく誤解されるようにプロの棋譜を与えておけば勝手にプロ並の強さになる、というような夢のような手法ではまったくない)、まず学習で何ができて何ができないのかをしっかりと理解することが大事であると考えている。

コンピュータ将棋の今後

10 年近く前、私は何かのインタビューでコンピュータ将棋について問われ、「アマトップに追いつけば、そこからプロのトップまではすぐ」というような予想を述べた記憶がある。当時、コンピュータ将棋とアマトップとの間には果てしない差があるように思えた。その差に比べればアマトップとプロのトップとの差などないに等しいのではないかと考えたのである。

かつて実体感をもってイメージすることができなかった私の予想の第 1 のステップは、今まさに現実のものに



なりつつある。

現在、コンピュータ将棋とプロのトップとの差は一体どれくらいのものなのか。実際に対局する機会がほとんどない現状でははっきりとしたことは分からない。しかし、これからは徐々に対局の場が設けられる機会も出てきて、いろいろなことが分かってくるだろうと思う。ただ、人間プレイヤーにはまだまだ意地を見せて欲しいというのが、私の偽らざる本音である。

参考文献

1) 鶴岡慶雅: 将棋プログラム「激指」, アマ4段を超えるコンピュータ将棋

の進歩 4, pp.1-17, 共立出版 (2003).

- 2) 長井 歩, 今井 浩: df-pn アルゴリズムの詰将棋を解くプログラムへの応用, 情報処理学会論文誌, Vol.43, No.6, pp.1769-1777 (June 2002).
- 3) <http://gps.tanaka.ecc.u-tokyo.ac.jp/gpsshogi/index.php?OpenShogiLib>
- 4) Sutton, R. S. and Barto, A. G.: Reinforcement Learning: An Introduction, MIT Press (1998).
- 5) 保木邦仁: 局面評価の学習を目指した探索結果の最適制御, 第11回ゲームプログラミング ワークショップ (GPW'2006), pp.78-83 (2006). http://www.geocities.jp/bonanza_shogi/gpw2006.pdf に発表資料あり. (平成20年6月10日受付)

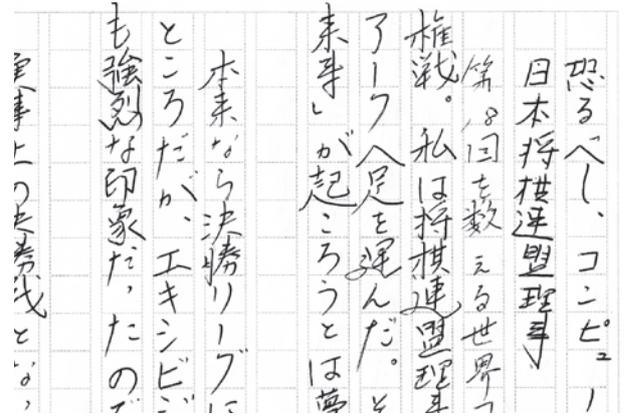
棚瀬 寧 tanase.yasushi@gmail.com

1975年生。(株)モルフォ。1997年東京大学理学部情報科学科卒業。

おひいすらん

第18回世界コンピュータ将棋選手権(情報処理学会後援)の様様を生き生きと伝える手書き原稿が日本将棋連盟理事中川七段から送られてきました。私とコンピュータ将棋との出会いは昭和43年頃に週刊朝日に掲載されていた加藤一二三八段(当時)による詰将棋コラムとそれを解いたコンピュータの棋譜解説でした。王手を掛けられる手を網羅的に試して詰むかどうかを判断する詰将棋プログラムを大型計算機 HITAC 5020 で開発したのは将棋の大好きな日立研究所の越智主任(当時)ですが、プログラムは人間では指し難い俗手による余詰めを解としてプリントアウトして、作者の加藤八段を困らせていました。それから40年、世界中の家庭に HITAC 5020 より遥かに高速のコンピュータが備わり、アマトップとコンピュータ将棋の対戦をプロが解説するという当時から考えられない時代となりました。世の中のソフトウェア開発では小規模な知識ベースしか持たないエキスパートシステムでも AI と称して流行ったこともあったのですが、計算機パワーの向上により全幅探索などの網羅的手法や評価関数の機械学習に回帰してきたことに興味を覚えます。その学習の影響だと思うのですが、攻めに重点を置き、王様の囲いを簡易な Bonanza 囲いで間に合わせていた Bonanza が昔からのオーソドックスな矢倉囲いを採用しているのに驚き作者の保木氏にその訳を聞くと、「なにしろ何十万局と学習していますから、矢倉も自然に覚えてしまったのでしょうか」とのことでした。結局将棋も「習うより慣れる」なのかと思いましたが、驚異の日本語教育システム MISJ(『未来を支える日本語力』カナリア書房)を開発された岩崎美紀子氏によれば、一度知恵のついてしまった大人は「慣れる」は駄目で(正しいメソッドにより文法から)「習う」しかないのだとのことです。これまで「慣れる」できた私の囲碁将棋(のみならず英語も独語も)はこれ以上の上達を見込めないものであります。

エキシビジョンマッチ第1局加藤アマ対棚瀬将棋は村山慈明五段と矢内女流名人の軽妙な解説が始まりました。976ページの図-4の後の43手目▲4六飛はすでに棚瀬将棋優勢のようであり、加藤アマは勝負手を出して局面を打開しないとイケないのですが、矢内女流名人は「勝負手は有利な時にはやらないので、相手に判断を迫るトリッキーな手と言えます。コンピュータにはそういうことは通用しないので、どうするのでしょうか」と人間と機械のジレンマの一言を洩らしました。よく考えると矢内女流名人の言われるごとく勝負手は『勝負する』手ですから厳し



中川七段の手書き原稿

い手で相手に判断を迫り間違えを発生させようとするのが目的であり、その局面における最善手ではないわけで、正しく受けられれば局面を悪化させることに繋がるリスクのある手と言えます。人間同士の場合でもこうした負けを早める可能性が高い手を選択するよりは、その局面における最善手を指し続け、相手が自然に間違えるのを期待した方が勝率は良くなるはず。実際大山十五世名人は「最後に間違えた方が負ける」と言われて息長く指すことを心掛けていましたし、米長永世棋聖は「相手は必ず間違える。それが私の信念です」と語っています。▲4六飛の数手後、棚瀬将棋が敵陣深く▲6一角と打ち込むと逆転の目はなく75手と短手数で加藤アマに圧勝してしまいました(この場のすべての参加者はこの状態を幾年も待ち望んでいたはずですが期待値が小さすぎたお蔭で)。あまりの出来事に会場には大きな沈黙のみが流れました。エキシビジョンマッチ第2局は清水上アマと激指の対戦でした。会場の異様な雰囲気に対局を開始しなければならなかった上に加藤アマが完敗する姿を直前に見てしまったこと、勝又六段と安食女流初段の解説が対局者に気を使い無言で赤色のポイントを動かすだけだったため(二匹のホタルが飛んでいるようで幽玄という雰囲気でしたが)却って自分が不利なのはと清水上アマに考えさせたかも知れないこと、計算機のオペレータ兼激指の作者の鶴岡氏の携帯が静寂を破って突如鳴り出したこと、など感情の動物である人間には不利な面が多々存在したことが清水上アマにとって不幸でした。結局序盤の優勢を維持できず清水上アマも破れてしまったのですが、「強いです、強いです」とは中川七段の感想でした。(湖東俊彦/事務局長)