

将棋種の歴史的変遷の解析

佐々木 宣介[†] 飯田 弘之^{††}

本研究では、ゲームのルール変遷の根底にあるゲームの性質の変化に着目し、将棋の歴史的変種を比較する。最初に、ゲームの性質に関する比較を行うための2つの指標を提案する。これらの指標はそれぞれ、ゲームの面白さとゲームの決定複雑性を表すもので、平均可能手数、平均終了手数に基づいて算出される。すでに廃れてしまった将棋種に関しては、コンピュータプレイヤを用意し、それらのデータを採取した。本研究で用いたコンピュータプログラムは駒価値をベースにした評価関数を持ち、先読み探索を行う。各将棋種に対して駒価値を自動学習するために、Temporal Difference 学習法を適用した自動対戦の実験を行い、各将棋種に対するデータを採取し、比較を行った。重要な知見として、大駒付加よりも持ち駒使用ルールがルール変遷の過程でより大きなインパクトを与えていること、そして、あまり難しくなりすぎないようにルールが洗練されてきたことが分かった。

The Study of Evolutionary Change of Shogi

NOBUSUKE SASAKI[†] and HIROYUKI IIDA^{††}

This study explores how the evolutionary changes of the rules affect the characteristics of the games in the Shogi species from the viewpoint of evolutionary selection. For this purpose, we propose two measures based on the average number of possible moves and the average game length: (1) measure for entertainment, and (2) measure for decision complexity. For games where no grandmaster games are available, the statistics of specific features, such as the average number of possible moves and the average game length, are obtained by the method of *self-play* experiments. Then we made computer programs that performed lookahead search using an evaluation function based simply on piece-material balance. To obtain the appropriate piece values of Shogi variants, we apply Temporal Difference Learning method. Based on the data obtained by the above self-play experiments, Shogi variants including the modern Shogi and ancient Shogi variants are analyzed and compared. Through the analysis, we observed that the inclusion of the reuse rule was more important step than the inclusion of the major pieces in the course of evolutionary changes from Heian Shogi toward modern Shogi. We believe that the proposed measures are useful tools for building a genealogical tree of chess-like games.

1. はじめに

チェス、将棋、囲碁などのゲームは多くの人々に親しまれているが、果たして、どれが一番難しいのだろうか。そして、どれが一番面白いのだろうか。コンピュータを用いたゲームの研究では、あるゲームを解けるプログラムが作製できたかどうかで、そのゲームの難しさを推し量るのが従来の唯一の方法といつてよい。この難しさを探索空間複雑性 (search-space complexity) と呼んでいる。探索空間複雑性は、あるゲームの解を求めるために探索しなければならないミニ

マックス木の最小サイズに相当し、そのゲームの平均終了手数 D と平均可能手数 B に対して B^D で近似される¹⁾。

この値が小さいゲームでは、プログラムが初期局面から終了局面までの先読みを行うことによって、勝者を決定し解くことができる。解かれたゲームは一般に興味が失われる。したがって、 B^D という指標はゲームの生き残りの1つの目安となっている^{2),3)}。一方、 B^D は十分大きいにもかかわらずまったく自明なゲームが存在する。ゲームの生き残りのためには、実際にそのゲームをプレイするプレイヤたちが面白いと感じることが何よりも重要なはずであり、 B^D という指標だけでは、ゲームの難しさ、あるいは、面白さを比較するには一面的すぎる。もっと多面的にゲームの本質を比較できる指標はないだろうか。

本稿ではこのような指標となりうる2つの指標を提

[†] 広島県立大学経営学部

Faculty of Management, Hiroshima Prefectural University

^{††} 静岡大学情報学部

Department of Computer Science, Shizuoka University

案し、これらの指標に基づいて、ゲームの難しさ・面白さを論じる。また、各ゲームに対して、すでにプレイヤーの存在しない歴史の変種も含むさまざまな種類のゲームに関して簡便に指標の値を求めるために、コンピュータによる自動対戦方式を提案する。そして、提案する2つの指標に基づいて、将棋種を題材として各ゲームを比較し、将棋種の進化論的変遷を考察する。

2. 新たな2つの指標

本章ではゲームの面白さおよび決定複雑性の指標を提案する。

2.1 ゲームの面白さの指標

ある局面で着手を決定するとき、あるレベル以上のプレイヤーならば、最初のある段階で、見込みある手を挙げる。すなわち、見込みある手の集合を生成する。

見込みある手の数とプレイヤーの強さの間にはある種の関係がある。すなわち、完全かそれに近いプレイヤーにとって見込みある手の集合の要素数はたいてい1個（最善手のみ）であろうし、ルールにも不慣れた初心者にとって、見込みある手の集合は全可能手の集合とほぼ同一であろう。見込みある手の数の大きさはそのプレイヤーにとっての局面の難しさに対応すると考えることが可能である。

プレイヤーが感じる見込みのある手の数の大きさは、プレイヤーのスキル、局面の難しさ、与えられた思考時間などに依存し、つねに一定の値をとるわけではない。もちろん、この値はゲームによっても異なると考えられる。

あるゲーム G で、あるプレイヤーにとっての見込みある手の集合の平均的な要素数を b とする。また、実数 s をプレイヤーの強さの指標とし、 B を平均可能手数とする。このとき、プレイヤーの強さと見込みある手の数の関係を式 (1) のように表すことができる⁴⁾。

$$b = B^{\frac{1}{s}}. \quad (1)$$

このとき、我々が提案する最初の指標 $E(G)$ は次の式によって得られる。

$$E(G) = \frac{b}{D} \quad (2)$$

ここで、 D はゲーム G の平均終了手数を表す。この値は「面白さに関連する」といっても、単純に大きければまたは小さければ面白さが増すと解釈するものではない。

$E(G)$ の値が小さいということは、 D の値が大きい、または b の値が小さいということである。 D の値が大きすぎれば、ゲーム終了までに長い手数を必要と

し、相対的に1手あたりの重要度が低下する。一方、 b の値が小さすぎれば、手の選択の余地がなくなる。おおむねゲームが単調になる方向の変化と考えられる。 $E(G)$ の値が大きい場合には、その解釈は単純ではない。 D の値が小さすぎれば、ゲーム終了までが短く、単純すぎる、または進行が急激すぎるといった感想をプレイヤーが持つだろう。また、 b の値が大きすぎれば複雑すぎるという感想をプレイヤーが持つと考えられる。

もちろん上にあげたとおり、 $E(G)$ の値の変化がゲームの特徴の変化を単純に表現するものでない以上、 $E(G)$ の値に関して、すべての種類のゲームに共通して適用可能な「ある特定の値になれば、このゲームは面白いと判定できる」といった形の数値が存在すると考えるのは飛躍がある。しかし、たとえば世界中に存在する同一の系統のゲームや、歴史の変種の間では、 D や b がとりうる範囲や、プレイヤーの感想に与える影響はある程度共通性があると想定される。そのような中で D と b との関係で、プレイヤーが面白いと感じるバランスのとれる点が存在し、ルールの変化の過程において、何らかの共通した法則性を示す可能性があるという立場からこの指標を提案するものである。後で2.3節に示すように、将棋類においては、歴史的な変遷の結果、 $E(G)$ がある一定の値に収束してきたという推測も可能であることが分かっている。

2.2 ゲームの決定複雑性を表す指標

ゲームの決定複雑性 (decision complexity) は従来から指摘されているが、具体的な指標は示されていない²⁾。ゲームの決定複雑性とはそのゲームを解くために探索しなければならない最小サイズのゲーム木である。しかし、人間のプレイヤーの視点から考えれば、より現実的には、そのゲーム木の分岐因子は全可能手ではなく、プレイヤーが見込みがあると感じる手の数とする方がより合理的である。これを AND/OR 木探索での解決木の最小サイズの近似として考えた場合、ゲーム木の自分手番ノードでは1つだけ解が存在すればよく、相手手番ノードではすべての応手に対する解が必要と考えることができる。ゆえに、ゲーム G の決定複雑性 $D(G)$ を式 (3) で表す。

$$D(G) = b^{\frac{D}{2}} \quad (3)$$

この値は1手あたりの可能な手数が大きい、ゲームが終了するまでの手数が長いほど大きな値となる。この値が大きいほど、そのゲームで最善手順を選択するための着手決定の複雑さが増す、と解釈する。

2.3 将棋類に対する適用

ここまで提案した指標について、世界中に存在す

表 1 見込みある手の数とプレイヤーの強さの関係

Table 1 The relation between the player's skill and the number of plausible moves.

	$s = 1$	$s = 2$	$s = 3$...	
チェス	35	5.9	3.3	...	$35^{\frac{1}{s}}$
象棋	38	6.2	3.4	...	$38^{\frac{1}{s}}$
将棋	80	8.9	4.3	...	$80^{\frac{1}{s}}$

る将棋やチェスとその変種の中でも、世界三大将棋とされているチェス、象棋（中国将棋）、将棋を対象に、これらの指標がどのような意味を持つかが議論する。

表 1 に、世界三大将棋を用いて、見込みある手の数 (b) がプレイヤーの強さ ($s = 1, 2, 3$) によってどう変化するかを示す⁴⁾。この表で、 $s = 1$ に相当するそれぞれの値は、各ゲームのエキスパートプレイヤーの対局統計から得られた平均可能手数である¹⁾。

De Groot⁵⁾ の観察によれば、チェスエキスパートはごくわずかな見込みある手を選択する。したがって将棋類の場合には表 1 から、 s の値は 2 から 3 程度と思われる。そこで、仮にエキスパートプレイヤーの平均的な強さは、 $s = 2$ に相当すると考える。

$s = 2$ とすると、式 (1) と式 (2) から式 (4) を得る。

$$E(G) = \frac{\sqrt{B}}{D} \quad (4)$$

世界三大将棋（チェス、象棋、将棋）の平均可能手数と終了手数のデータを用いて¹⁾、上述した 2 つの指標を計算した結果を表 2 に示す。これらは、各ゲームのエキスパート（将棋ではプロ棋士、象棋とチェスではグランドマスター）の対局棋譜からの統計である。表 2 で世界三大将棋の \sqrt{B}/D の値が非常に近い。将棋類は、世界中に多数の変種が存在するが、現在多数のプレイヤーを擁して生き残っているのはこの 3 種である。この 3 種の将棋は何百年かにわたる歴史を経て、各ゲームがより面白くなるように独自の進化・淘汰を経ているにもかかわらず、 \sqrt{B}/D の値が近いということは注目に値する。面白くなるよう進化をした結果、 \sqrt{B}/D は同一の値に近づいていったという推測も可能である。

ゲームの決定複雑性の指標に関しても、前述した面白さの指標と同様、エキスパートの平均的強さとして式 (3) に $s = 2$ を代入すれば、式 (5) を得る。

ゲームの生き残りに重要な役割を果たすのは、エキスパートプレイヤーよりも、むしろプレイヤー数が多い中級クラスのプレイヤーではないかという議論も可能であり、この s の値をどのように仮定すべきかは難しい問題である。しかし、 s の細かい数値について議論することは本稿の範囲を越えるので、おおまかな見積りをそのまま採用する。

表 2 チェス、象棋、将棋の比較

Table 2 The game data of Chess, Xiangqi and Shogi.

	B	D	$E(G)(= \frac{\sqrt{B}}{D})$	$D(G)$
チェス	35	80	0.074	7.6×10^{30}
象棋	38	95	0.065	3.3×10^{37}
将棋	80	115	0.078	5.2×10^{54}

$$D(G) = B^{\frac{D}{4}} \quad (5)$$

式 (5) で得られる値を将棋類におけるゲームの決定複雑性の指標と考える。

本稿では、式 (4)、式 (5) の指標について、日本将棋とその歴史の変種のデータを採取し、比較することによって、日本将棋のルールの進化論的変遷を評価する。

これらの指標の値を比較するにあたり、すでに廃れてしまった将棋の歴史の変種にはもはやエキスパートプレイヤーは存在しないので、表 2 に示すようなエキスパートレベルでのデータは得られない。仮にエキスパートレベルのデータが得られたとしても、ゲームの種類によっては、かなり完全プレイに近い場合もあれば、そうでない場合もありうるので、むしろ、どのゲームに対してもある一定レベルの振舞いが可能なコンピュータプレイヤーを用意するのが望ましい。このようなことから、本研究ではコンピュータどうしの自動対戦方式によって比較のためのデータを得る。

3. コンピュータどうしの自動対戦

コンピュータどうしの自動対戦方式 (self-play experiment) は、コンピュータゲームのプログラムを強くするためにしばしば用いられる手法である⁶⁾。ここでは、すでに廃れてしまった将棋の歴史の変種を標準的なレベルでプレイするプログラムを用意する。表 2 に示すようなエキスパートレベルのデータが望ましいのだが、そのような強いプログラムを作成するのは一般に容易でない。したがって、標準的なレベルのコンピュータプレイヤーの試合から得られるデータに基づいて各変種のデータを比較することにする。

3.1 局面評価に基づく先読み探索

コンピュータがゲームをプレイするためには、局面評価に基づく先読み探索を行う。局面評価の信頼性が保証されるならば、先読みの深さに応じてプログラムは強くなる⁷⁾。局面評価は評価関数によって行うのが一般的であるが、信頼できる評価関数の作成は手間のかかる作業であり、特にすでに廃れた変種に関して適切な駒価値をはじめとする評価要素のバランスを設定することは容易でない。たとえば、現代将棋のプログラムで用いている駒価値をそのまま歴史の変種にあて

はめてもうまくいかない．そこで本稿では、各変種ごと、駒の損得のみを評価関数とする探索アルゴリズムを用意し、相対的駒価値を求める．そのために、TD 学習法 (Temporal Difference Learning) を利用して駒価値の学習を行う．

TD 学習法は強化学習の一手法であり、Samuel⁸⁾により導入され、Sutton によって拡張された⁹⁾．TD 学習法を用いた、チェスや将棋の駒価値学習については Beal ら^{10),11)}による研究がある．その結果はエキスパートによる駒価値基準とほぼ一致した値を学習しており、信頼性がある．本研究でも、駒の損得のみを評価関数とするアルゴリズムに最適化して学習を行った．それらの値は、そのアルゴリズムで動作させる限りにおいては、トップレベルのプログラムで使われている駒価値よりも優れた結果を示す．この手法を利用すれば、すでに廃れてしまってエキスパートが存在しないゲーム (本稿の実験では将棋種) に対しても、信頼性のある駒価値が得られる．

3.2 TD 学習法による駒価値の学習

本研究で行った駒価値学習のための TD 学習の実験について説明する．

TD 学習は近い将来の評価値の変化を学習の基準とする強化学習である．ある局面の状態がゲームの勝敗というはるか先の結果に及ぼす影響は小さいため、ゲームの勝敗を学習の基準とすることは効率が悪い．TD 学習においては近い将来を学習の基準とするため、ある局面が及ぼした影響と直結した結果を学習の基準として用いることが可能となる．

以下に TD 学習法についての概要を示す．ある局面 A における評価値 ν は、以下の式で表される．

$$\nu(A) = \sum_j w_j x_j(A) \quad (6)$$

j は評価要素、 x_j は評価要素の特徴量を表す．

本稿における実験では評価要素は駒の損得のみを利用してあるので、式 (6) は以下のように表すことができる．

$$\nu(A) = \sum_j w_j (N_a(A) - N_b(A)) \quad (7)$$

ただし、 $N_a(A)$ は味方の駒 j の枚数、 $N_b(A)$ は敵方の駒 j の枚数を表す．

また、ある局面において、その局面からそのゲームが勝利に終わる予測確率を P として、以下のシグモイド関数で表される．

$$P = \frac{1}{1 + e^{-\nu}} \quad (8)$$

TD 学習法においては、 t 手目の局面における評価

要素の重みの更新値 Δw_t は、以下の式で表現される．

$$\Delta w_t = \alpha (P_{t+1} - P_t) \sum_{k=1}^t \lambda^{t-k} \nabla_w P_k \quad (9)$$

ここで、 α は学習レートを制御するパラメータである． λ は $0 \leq \lambda \leq 1$ の範囲をとり、過去の状態を学習に反映させる程度を制御するパラメータである． λ が 0 であれば現在の状態のみを利用して更新を行う．

なお、本実験では駒の損得のみを学習の対象としているが、式 (6) にその他の評価要素を含んでいる場合に、TD 学習法はその評価要素の重みも同様に学習可能である．

TD 学習による駒価値学習の実験は以下の設定で行われた．

- 学習に用いたプログラムは、 $\alpha\beta$ 法で全幅探索を行う．
- 先後双方とも駒の損得のみを評価関数とする同一のアルゴリズムで動作し、学習した駒価値の値を評価関数で利用する．
- 評価関数は駒の損得のみを計算している．また、深さ 3 の読み探索も行う．
- 先読みの深さを 3 とし、探索木の末端でさらに駒の取り合いが発生する際には、駒の取り合いのみの探索延長 (静けさ探索) を行う．探索延長は、静かな局面になるか、深さ 6 に達した場合に打ち切る．
- 同じ評価値の最善手が複数ある場合には、その中からランダムに次の 1 手を選択する．
- 持駒ルールを有しない平安小将棋および中間種では、一方が玉 1 枚になったとき (裸玉) にはそこでゲームを終了させる．
- 1,000 手以上経過しても勝負がつかなかった場合には引き分けとする．

その他の条件として、学習は 10,000 局行い、駒価値の初期値は 1 とした．また、 α の初期値は 0.05 で、学習が 1 局終了することに少しずつ減少させ、0.002 まで変化させる．約 3,000 局終了の時点で 0.002 まで達した後は 0.002 で固定する． λ の値は 0.95 とした．

3.3 実験に用いた将棋種

代表的な将棋の歴史的変種として、平安小将棋と呼ばれる将棋が実在した¹²⁾．現代将棋との大きな相違点は、(1) 大駒 (飛車と角行) が存在しなかった、(2) 取った駒を再使用するルールが存在しなかった、という 2 点である．このほか、盤の大きさが現代将棋とは異なり、縦が 8 マスであったとされる．横 9 マス、縦 8 マスの 9×8 タイプと、玉の金将が 1 枚しかない横



図 1 9 × 8 型平安小将棋の初期配置

Fig. 1 The initial position of 9 × 8 type Heian Shogi.

表 3 将棋種の比較
Table 3 Historical Shogi variants compared.

	盤サイズ	大駒の有無	持駒再使用
平安小将棋	9 × 8	なし	なし
中間種 I	9 × 9	あり	なし
中間種 II	9 × 9	なし	あり
現代将棋	9 × 9	あり	あり

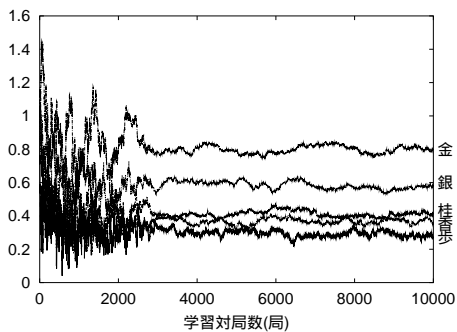
8マス, 縦8マスの8×8タイプの2つが考えられている. 本稿では, 9×8タイプを採用して自動対戦の実験を行った. 図1に9×8型平安小将棋の初期配置を示す.

本稿では, 現代将棋と平安小将棋のほか, この中間種と考えられる中間種I(平安小将棋+大駒), 中間種II(平安小将棋+持駒使用)の4種について自動対戦による実験を行った. これら中間種に関しては, 実在したかどうか確認されていないが, ルール変遷の合理性の視点から中間種と位置付けてよいだろう. また, これら2つのルールが加わった順序, 正確な時期などについても特定できるだけの歴史的資料はいまのところ見つかっていない¹³⁾. 本稿の実験に用いた将棋種を表3に示す.

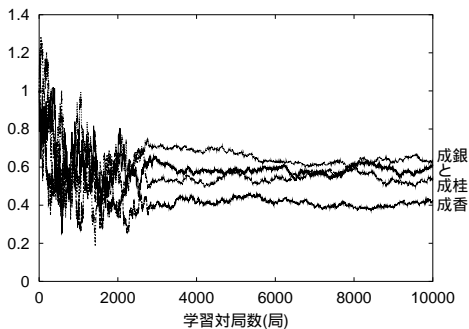
3.4 駒価値学習の結果

表3の将棋種に対して行ったTD学習による駒価値学習の結果を述べる. まず最初に, TD学習の学習プロセスであるが, 図2に平安小将棋での学習曲線を示す. 図2では元の駒(生駒)と成った駒のそれぞれに分類した. 中間種IIを除けば, 6,000局終了時点でうまく収束して駒価値を学習できた. 中間種IIは学習が十分安定するように10,000局まで続けた. このようにして得られた駒価値を表4に示す.

TD学習によって学習した駒価値がどの程度妥当であるかを評価するために, 将棋プログラムYSSの駒価値¹⁴⁾の値と対戦させることによる比較を行った. この比較実験では, TD学習で用いたプログラムと同一



(a) 生駒



(b) 成駒

図 2 平安小将棋の学習曲線

Fig. 2 Learning process of Heian Shogi.

表 4 学習した相対的駒価値 (歩の価値を1とする). 中間種IIは10,000局終了時, その他は6,000局終了時

Table 4 Normalized learnt values for Shogi variants (10,000 runs for Intermediate Shogi variant II, and 6,000 runs for all other variants).

	平安小将棋	中間種 I	中間種 II	現代将棋
歩	1.00	1.00	1.00	1.00
と	1.87	2.98	2.64	6.85
香	1.47	1.92	2.70	3.45
成香	1.33	2.92	3.56	4.48
桂	1.26	1.41	2.69	4.26
成桂	1.76	2.20	4.17	2.75
銀	1.74	3.13	3.78	5.81
成銀	1.98	3.17	3.00	5.98
金	2.46	3.90	7.34	6.22
角		12.89		8.18
馬		16.36		13.08
飛		19.02		11.51
龍		22.25		17.44

のアルゴリズムで動作させた. 駒価値のみを評価関数とするプログラムで, 一方のプレイヤーをYSSが用いている駒価値を使い, もう一方のプレイヤーが本稿の学習によって得られた値を用いる. 詰め探索の深さは3手, 先読みの深さは3手で最大6手まで静けさ探索を行う. 先後それぞれで1,000局の対戦を行った. どの

変種においても、学習した値を用いたプレイヤーが YSS の駒価値を使ったプレイヤーに有意に勝ち越し¹⁵⁾、今回使用した「駒の損得のみを評価関数とした静けさ探索付き先読み」に対し、ある程度最適化された値が学習されていることが確認された。

3.5 自動対戦方式による実験

TD 学習により学習した駒価値の値を用いて自動対戦の実験を行った。実験は以下の条件で行った。

- 同一のアルゴリズムで動作するコンピュータプログラムを用いて、多数の対戦を行う(100~10,000局)。
- プログラムは以下の3種類のアルゴリズムで動作する。
 - (1) 全可能手の中から完全にランダムに指し手を選択する(アルゴリズム1)。
 - (2) 詰み探索を実行する。詰みを発見できなかった場合にはランダムに指し手を選択する。詰み探索の深さは1, 3, 5, 7の4種類(アルゴリズム2)。
 - (3) 詰み探索に加え、駒の損得を評価関数として用いた先読み探索を実行する。まず最初に、詰みの有無を調べ、詰みがなかった場合には、評価関数を用いた先読みを行い、その結果、最善手を選択する。先読みの深さは1, 3, 5の3種類、詰み探索の深さは5に固定する。また、先読みの末端局面で、駒の取り合いが生じている場合には、最大で末端局面+3手まで静けさ探索を行う。駒の価値として、TD学習で獲得した値を使用する(アルゴリズム3)。

- 1,000手以上経過しても勝負がつかなかった場合には、そこでゲームを止めて引き分けとする。引き分けのゲームのデータは平均終了手数 D および平均可能手数 B の算出には使用しない。
- アルゴリズム1, アルゴリズム2については10,000局の自動対戦を行い、アルゴリズム3については先読み深さが1手, 3手の場合は1,000局, 5手の場合は100局の自動対戦を行った。

3.6 自動対戦方式による実験の結果と考察

各将棋種における自動対戦の結果を図3~図6に示す。アルゴリズム2における結果を図3, アルゴリズム3における結果を図4に示す。アルゴリズム2における詰み探索0とはアルゴリズム1に相当し、アルゴリズム3における先読み深さ0とはアルゴリズム2の詰み探索深さ5の結果に相当する。

3種類のアルゴリズムを比較するにあたり、次のよ

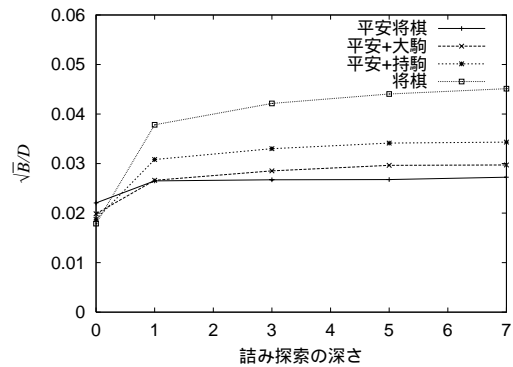


図3 将棋の歴史の変種において詰み探索の深さを変えたときの $\sqrt{B/D}$ の変化

Fig. 3 The relation between the check-mate search depth and $\sqrt{B/D}$ of Shogi historical variants.

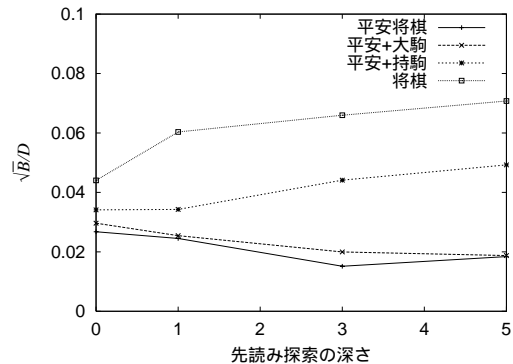


図4 先読みの深さを変えたときの $\sqrt{B/D}$ の変化

Fig. 4 The relation between the search depth and $\sqrt{B/D}$ of Shogi historical variants.

うな点に留意すべきである。

詰み探索のみを行うアルゴリズム2は、完全にランダムに指し手を選択するアルゴリズム1に対して、主にゲームのごく終盤に影響を与えるのにすぎないのに対し、先読み探索を行うアルゴリズム3は、ゲームの序盤からゲーム全体に影響を与える。

したがって、アルゴリズム3の方がより大きく $E(G)$ の値の変化に寄与すると考えられるので、特にアルゴリズム3の場合の結果に着目し、アルゴリズム3における B および D の値の変化の様子も図5および図6に示し、比較を行う。現代将棋に焦点を当てると、先読み探索の深さが大きくなるに従って、表2の値に近付くと予想される。実際、自動対戦の実験での先読みの深さ5の場合のデータはすでにエキスパートのデータにかなり近い。先読みの深さ5の場合のデータはそれぞれのゲームの面白さの指標として十分役に立つと考えられる。また、アルゴリズム3の先読みの深さ5の場合の各将棋種に対する平均可能手、平均終了手数

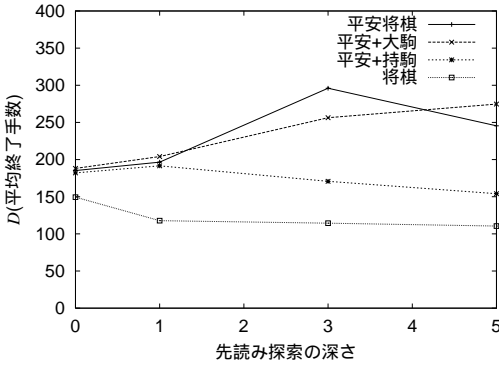


図5 将棋の歴史の変種において先読み深さを変えたときの D (平均終了手数) の変化

Fig. 5 The relation between the search depth and D (the average game length) of Shogi historical variants.

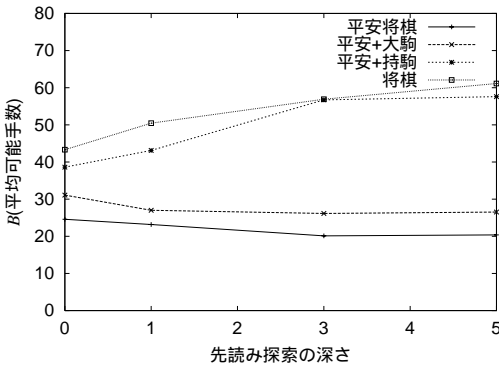


図6 将棋の歴史の変種において先読み深さを変えたときの B (平均可能手数) の変化

Fig. 6 The relation between the search depth and B (the average number of possible moves) of Shogi historical variants.

表5 将棋種の比較 (先読み深さ 5)

Table 5 The comparison of Shogi variants (Search depth is 5).

	B	D	$E(G)$	$D(G)$
平安小将棋	20	245	0.018	4.9×10^{79}
中間種 I	27	275	0.019	2.5×10^{98}
中間種 II	58	154	0.050	7.8×10^{67}
現代将棋	61	110	0.071	1.2×10^{49}

を表5に示す。

以上のデータに基づいて、将棋種の進化論的変遷について、我々は次のように考察する。

- 図3~図6および表5から、平安小将棋と中間種I(平安小将棋+大駒)のグループと現代将棋と中間種II(平安小将棋+持駒使用)というグループに分類できる可能性が高い。
- 平安小将棋から現代将棋に進化する過程で導入さ

れたルール変更のうち、持駒再使用ルールの方が、大駒付加よりも大きく $E(G)(= \sqrt{B/D})$ の値を変化させている。つまり、 $E(G)$ の値で見ると、持ち駒使用ルールが、ゲームとしてより大きな質的影響を与えている。

- 中間種IIと現代将棋は図3~図6、表5のデータにおいて似ているが完全に一致しているわけではない。大駒ルール付加は単独ではなく、持駒使用ルールとの組合せによって、より大きな影響を与えていることが分かる。すなわち、大駒を持ち駒として再使用できるようになったことが、ゲームとしての性質を大きく改善させる要因となったと推測できる。

さらに、 $E(G)$ の値は、ルールの変遷によって現代将棋の $E(G)$ の値に近づくように変化しており、その変化量が面白さの変化に対応している、という仮定を採用した場合には以下の推測も可能であろう。

- 平安小将棋と中間種Iでは、 $D(G)$ で示されるゲームの決定複雑性は増しているが、 $E(G)$ の値がほぼ等しく、さらには持ち駒使用ルールを導入した場合には $D(G)$ はむしろ減少している。ゲームが生き残るためには $D(G)$ はあまり大きすぎない適当な値が望ましい。これは、決定複雑性の値が大きいということは、プレイヤーにとって見込みのある手の集合が大きいか、ゲームの終了手数が長いことを意味するので、 $D(G)$ が大きくなりすぎると、ゲームとして複雑または冗長になるためと考えられる。

4. 結 論

本稿では、ゲームの平均可能手数と平均終了手数に基づいて定義される2つの指標(面白さの指標, 決定複雑性の指標)によって、ゲームを比較した。本稿で提案した2つの指標を用いることにより、各変種間の質的類似度の評価が可能となると考え、特に日本将棋とその歴史の変種に着目して計算機による自動プレイによってゲームのデータを採取し、得られたデータを比較した。その結果、大駒付加よりも持駒使用ルールがルール変遷の過程でより大きな影響を与えると推測できることが分かった。同時に、あまり複雑になりすぎないように洗練されてきたと推測した。以上の結果より、本稿で用いた自動プレイによる解析はゲームの本質を解析するうえで有効な手段となりうると考えられる。

ゲームの歴史、特に、チェス種の起源とその変遷に関する研究では、歴史的文献に基づく調査には限界が

あり、多くが未解決である。このような中で、系統発生的アプローチとして世界のチェス種を分類する試みが注目されている¹⁶⁾。このアプローチの特徴は形状の変遷をうまく網羅できることである。系統発生的アプローチでは「持ち駒使用ルール」はチェス種の多数(100を超える)の特徴の中の単なる1つとして処理される。それゆえ、見た目にはわずかなルールの違いだが、実際にプレイしてみると大きな違和感を感じる場合を説明できない。つまり、ゲームにおいては形状の変遷を追うだけでは十分でない。

歴史的文献に基づく調査、系統発生的アプローチ、そして、本稿で提案する解析手法を総合して、将棋種、チェスの起源、さらには、ゲームの系統的分類を目指すのが今後の課題である。

謝辞 本研究は文部科学省科研費補助金(萌芽的研究#12878059)による助成を受けた。

参 考 文 献

- 1) Matsubara, H., Iida, H. and Grimbergen, R.: Natural Developments in Game Research., *ICCA Journal*, Vol.19, No.2, pp.103-111 (1996).
- 2) Allis, L.V., Herschberg, I.S. and van den Herik, H.J.: Which Games Will Survive?, *Heuristic Programming in Artificial Intelligence 2: The Second Computer Olympiad*, Levy, D.N.L. and Beal, D.F. (Eds.), pp.232-243, Ellis Horwood, Chichester (1991).
- 3) van den Herik, H.J., Uiterwijk, J.W. and van Rijswijk, J.: Games solved: Now and in the future, *Artificial Intelligence*, Vol.134, No.1-2, pp.121-144 (2002).
- 4) 佐々木宣介, 橋本 剛, 梶原羊一郎, 飯田弘之: チェスライクゲームにおける普遍的指標, 情報処理学会研究報告, Vol.99, No.53, pp.91-98 (1999).
- 5) Groot, A.D.: *Thought and Choice in Chess*, Mouton, The Hague (1965).
- 6) Heinz, E.A.: Self-play, Deep Search and Diminishing Returns, *ICGA Journal*, Vol.24, No.2, pp.75-79 (2001).
- 7) Newborn, M.: A Hypothesis Concerning The Strength of Chess Programs, *ICCA Journal*, Vol.8, No.4, pp.209-215 (1985).
- 8) Samuel, A.L.: Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers, *IBM Journal of Research and Development*, Vol.3, pp.210-229 (1959).
- 9) Sutton, R.: Learning to Predict by the Methods of Temporal Differences, *Machine Learning*, Vol.3, pp.9-44 (1988).
- 10) Beal, D.F. and Smith, M.: Learning Piece Values Using Temporal Differences, *ICCA Journal*, Vol.20, No.3, pp.147-151 (1997).
- 11) Beal, D.F. and Smith, M.: First Results from Using Temporal Difference Learning in Shogi, *Computers and Games*, Lecture Notes in Computer Science, Vol.LNCS 1558, pp.113-125, Springer-Verlag (1999).
- 12) 飯田弘之: 将棋の進化論的変遷—平安将棋のコンピュータ解析, 遊戯史研究, Vol.11, pp.1-9 (1999).
- 13) 増川宏一: 将棋, 法政大学出版 (1977).
- 14) 山下 宏: YSS—そのデータ構造, およびアルゴリズムについて, コンピュータ将棋の進歩 2, 松原 仁(編著), pp.112-142, 共立出版 (1998).
- 15) 佐々木宣介, 武下信夫, 橋本 剛, 飯田弘之: 着手決定の複雑さの指標とゲームの進化論的変遷, *IPJS Symposium Series*, Vol.2001, No.14, pp.140-147 (2001).
- 16) Kraaijeveld, A.R.: Origin of chess — A phylogenetic perspective, *Board Games Studies*, Vol.3, pp.39-49 (2000).

(平成 14 年 2 月 25 日受付)

(平成 14 年 9 月 5 日採録)



佐々木宣介(正会員)

1971年生。1998年東北大学大学院情報科学研究科博士後期課程修了。博士(情報科学)。同年静岡大学サテライト・ベンチャー・ビジネス・ラボラトリー研究員。2000年より



飯田 弘之(正会員)

広島県立大学助手。人工知能, ゲームプログラミングの研究に従事。
1962年生。将棋プロ棋士六段。1994年東京農工大学大学院博士後期課程修了。博士(工学)。科学技術振興事業団博士研究員, オランダマーストリヒト大学客員教授等。現在, 静岡大学情報学部助教授。ゲーム情報学, エンタテインメントコンピューティングに興味を持つ。