

将棋における投了局面の識別

竹内 章^{1,a)} 飯田 弘之¹

受付日 2014年2月21日, 採録日 2014年9月12日

概要: 柔軟な戦略に基づいた人間らしい思考をコンピュータで実現するため, ゲームにおけるクリティカルな局面の識別は重要である. 本研究は, 将棋における投了局面の識別に着目する. 共謀数や証明数と類似の指標は, 投了局面を識別するのに有効である. 有利な局面に制限した探索におけるノード数が勝ちの反証数と類似であることから, この探索の有効分岐因子を用いた投了モデルを提案する. 提案モデルの妥当性を確認するため, プロ棋士による投了に至る局面を分析する. 提案モデルによって, 有効分岐因子が減少することをとらえ, プロ特有の投了が説明できる.

キーワード: 有効分岐因子, 共謀数, 投了識別, プロ棋士

Resignation Positions Identification in Shogi

AKIRA TAKEUCHI^{1,a)} HIROYUKI IIDA¹

Received: February 21, 2014, Accepted: September 12, 2014

Abstract: For implementing a human-like thinking based on flexible strategies, the critical positions identification in games is important. This study focuses on the resignation positions identification in shogi. Similar factor to conspiracy numbers or proof numbers is effective to identify the resignation positions. Since the number of nodes in the search restricted to advantageous positions is similar to disproof numbers for wins, we propose a resignation model using the effective branching factor of the search. In order to confirm the validity of the proposed model, we analyze many positions leading to resignation by professional shogi players. Recognizing that the effective branching factor is reduced, the proposed model can explain the characteristic resignation positions.

Keywords: effective branching factor, conspiracy numbers, resignation positions identification, professional shogi players

1. はじめに

ゲームにおいて戦略を変更すべきクリティカルな局面を迎えることがあり, これを識別できればコンピュータは人間らしいプレイができるようになると考えられる. 優勢になったと判断すれば, より安全に勝てそうな局面を目指し, 劣勢になったと判断した場合には, 複雑な局面に誘導し時として勝負手を出す [1].

将棋における戦略を変更する例として, 入玉模様の展開があげられる. それまで相手玉を寄せることを目指していた戦略は, 相手陣に入り自玉を安全にする戦略に変更され

る. コンピュータ将棋の棋力は目覚ましく向上してきているが, 局面の評価値という単一の指標しか利用しないのは, 様々な目的に基づき総合的に判断する戦略や構想力といったものを実現するのは難しい.

終局近くの指し手や投了においては, 様々な目的に基づいた判断や方針が必要とされ, プロ棋士とコンピュータとに大きな違いが感じられることの1つである. プロ棋士の投了には勝負という観点からだけでなく芸術という観点からの判断が含まれている場合もあると考えられ, 勝つための指し手の選択から棋譜の芸術性を高めるための投了局面の選択へ移行する. プロ棋士は, 負けを認識するクリティカルな局面を識別し, ときには「形づくり」と呼ばれる手順を経て投了する. したがって投了には, 棋士の強さだけでなく個性も現れる.

¹ 北陸先端科学技術大学院大学
Japan Advanced Institute of Science and Technology, Nomi,
Ishikawa 923-1292, Japan

^{a)} akir.takeuch@jaist.ac.jp

コンピュータ将棋において投了を決める簡単な方法として、探索によって得られた評価値が設定された閾値を下回ったときに投了の条件とする方法がある。しかしながら、同程度の評価値であっても逆転の可能性がある局面と、手数は延びても逆転の見込みがない局面があり、プロ棋士はその判断に優れていると思われる。

プロ棋士の投了を解明するためには、終局近くの局面において変化している評価値以外の何かの指標を発見することが必要と思われる。候補として、局面の安定性や難易度を決める指標が考えられる。たとえば、評価値自体はそれほど悪くなくても、その評価値が安定しており優勢を拡大するのが容易な局面であれば逆転の見込みはないと考えるであろうし、より悪い評価値であっても、難解な局面であればまだ逆転の見込みがあると期待できる。

本論文では、関連研究として共謀数と証明数・反証数について説明した後、投了識別の基本モデルを提案する。いくつかの仮定を置いて本モデルを定式化し、将棋ソフトで用いられている探索アルゴリズムを用いて逆転の見込みを見積もる指標を計測する方法を説明する。個性が現れる投了を分析するため、棋士を特定して選別した棋譜を対象とし、投了近くの局面における推移を計測した結果について考察する。

2. 共謀数と証明数・反証数

共謀数とは McAllester により提案された概念であり [2], [3], ある局面における評価値の安定性を評価値が変わるのに必要なノード数で数値化する。すなわち、局面の評価値が一定値以上変化するために、より多くのノードの評価値が変わる必要がある場合には、その評価値はより安定しているという考え方である。共謀数の考え方に基き、探索順序や探索範囲の制御に応用することが試みられたが [4], [5], 探索を効率化するため広く用いられる実用的な手法になり得てはいない。

共謀数は、mini-max 木に対して提案された概念で、AND/OR 木に適用すると、証明数・反証数の概念が出てくる [6]。証明数 (反証数) は、ある局面の評価を true (false) にするために true (false) となることを示さないといけない局面の最小値と定義される。証明数・反証数は詰将棋を解くプログラムに適用 [7] され、大きな成果を出した。詰将棋において、証明数は詰ますために詰まさないといけない局面の最小値となり、玉の逃げ方の総数に相当する。一方、反証数は不詰であることを示すために不詰を示さないといけない局面の最小値となり、王手の総数に相当する。したがって、証明数は詰みを、反証数は不詰を示すための難易度の良い指標となる。

将棋のような複雑なゲームで実用的な深さまで探索するケースにおいて、共謀数や証明数を求めることは困難である。本論文では、探索ノード数に着目する点でそれらと類

似の指標およびその応用について議論する。

3. 投了のモデル化

提案する投了モデルにおいては、評価値について 0 を境界として二分して考える。詰みや必至を読み切れない局面でも暫定的に勝ち/負けを与え、これを緩和するため確率モデルを導入する。

まず、ルート局面における評価値を確率分布で与え、投了条件を定義する。また、mini-max 木を AND/OR 木のように考え、証明数・反証数の類似指標を検討する。得られた投了条件と反証数の類似指標とから投了確率モデルを導出し、棋士固有のパラメータの算出方法についても説明する。

3.1 確率モデルによる投了判定

コンピュータが探索した結果として出力する評価値は、おおむね「歩」の価値を 100 程度とすることが一般的であるが、各ソフトにはバラツキがあり、特に終局近くの評価値には大きな差が出ることもある。そこで汎用的な数値にする方法があり、ロジスティック関数を用いて評価値 v を予測勝率 $p_w(v)$ に変換する [8]。予測勝率は、各将棋ソフト固有の値 T を用いて次式で表される。

$$p_w(v) = 1/(1 + \exp(-v/T)) \quad (1)$$

コンピュータの評価値は探索深さを増やししながら更新され、読みを深くする、あるいは指し手を進めるに従い変動するものであり、それ自体が確率分布を持つと考える。評価値を確率密度関数 $f(x)$ で表し、評価値がプラスとなり逆転する確率が閾値 τ よりも小さくなることを投了条件として、次式のように定義する。

$$\int_0^{\infty} f(x)dx < \tau \quad (2)$$

評価値が平均 v 、標準偏差 σ_v の正規分布であると仮定すると、 τ から一意に定まる閾値 τ' を用いて次式が得られる。

$$v/\sigma_v < -\tau' \quad (3)$$

ここで、 τ 、 τ' は棋士の強さや個性に依存するパラメータである。評価値の安定性を何らかの方法で見積もり、 σ_v を定式化することによって、棋士ごとの投了を判定することができる。さらに、同じ棋士の投了であっても様々な影響を受けるため、 τ' も確率分布とすることによって、投了確率モデルが導出される。

3.2 探索ノード数を用いた指標の導入

評価値の安定性や局面の難易度を見積もる指標として、探索ノード数に着目する。 α - β 探索のウィンドウが $[-\infty, 0]$ と $[0, \infty]$ の 2 通りの探索について考える。前者は手番側の評価値が正のノードは枝刈りされるため、手番側が不利な

局面が探索される。したがって、この探索ノードが減少することは、不利な変化が減ることを意味する。探索が効率的になるほど無駄なノード展開が削減され、この探索ノード数は mini-max 木における証明数、すなわち勝ち（正確には負けないこと）を示すために最低限必要なノード数に近づく。一方、後者は手番側の評価値が負のノードは枝刈りされ、有利な局面が探索される。この探索ノードが減少すると有利になる局面が減ることから、mini-max 木における反証数、換言すると勝てないことの証明数と相関がある。終局近くの局面においては、ウィンドウが $[0, \infty]$ の α - β 探索におけるノード数に変化が現れると考えられる。

α - β 探索のノード数は探索深さに依存するため、そのままでは定量的な比較評価が難しい。 α - β 探索に各種枝刈りを採用しても、探索ノード数の対数と探索深さはほぼ比例関係になる [9]。このことから、探索深さに依存しない有効分岐因子に変換して評価する。各ノードにおける分岐数が一定値 B で深さが d である mini-max 木の全ノード数が B^d であることから、探索ノード数 n を次式に示す有効分岐因子 b^* に変換できる。

$$\ln(b^*) = \ln(n)/d \quad (4)$$

この有効分岐因子は、局面の難解さや逆転の可能性を示す。評価値の確率モデルにおける標準偏差 σ_v は、この有効分岐因子 b^* の関数で表されるとする。有効分岐因子は 1 以上であることから σ_v は b^* の対数に比例することと、 τ' は平均 μ_r 、標準偏差 σ_r の正規分布であることを仮定すると、投了確率はガウスの誤差関数 $\text{erf}(x)$ を用いて次式で表される。

$$p_r(v, b^*) = \frac{1}{2} \left(1 + \text{erf} \left(\frac{-v/\ln(b^*) - \mu_r}{\sqrt{2}\sigma_r} \right) \right) \quad (5)$$

ここで、 μ_r 、 σ_r が棋士の特徴を説明するパラメータであり、投了の早さおよびバラツキ具合を表す。

3.3 棋士固有の投了モデルパラメータの算出方法

投了確率モデルにおけるパラメータは、棋譜から棋士固有の値が求められる。局面 i における評価値を v_i 、有効分岐因子を b_i^* 、投了局面であれば 1（そうでなければ 0）と定義する変数 r_i を用いて、式 (5) の投了確率と実際の投了との尤度は次式で表される。

$$L(v_i, b_i^*, r_i) = p_r(v_i, b_i^*)^{r_i} (1 - p_r(v_i, b_i^*))^{1-r_i} \quad (6)$$

これより、 N 個のサンプル局面における式 (6) で示される尤度の総乗を最大化する μ_r 、 σ_r が、次式のように求められる。

$$[\mu_r, \sigma_r] = \arg \max_{\mu_r, \sigma_r} \prod_{i=1}^N L(v_i, b_i^*, r_i) \quad (7)$$

実際には尤度の対数をとって総和を計算すればよく、各棋士の投了の特徴を説明するパラメータが算出される。

4. プロ棋士の投了の分析

プロ棋士の棋譜を用いて、提案した投了モデルの妥当性を確認する。投了には個人差があることを考慮した棋譜の選別方法と、期待勝率と有効分岐因子を計測する方法について説明する。対象とした棋譜の投了局面の 16 手前から計測したデータを分析し、プロ棋士の投了について考察する。

4.1 対象棋譜

投了には棋士の個性が現れるだけでなく、対局相手、持ち時間、対局の重要性など影響を受ける様々な要因が考えられる。ある程度の数の棋譜を対象として統計的に分析するため、いくつかの要因にはバラツキが生じる。ここでは、投了した棋士 2 名を特定し、その対局相手の棋力が比較的安定しているように棋譜を選別した。

棋士 F は女流のトップ棋士であり、男性プロの公式戦を多数対局している。それらの公式戦において、棋士 F が投了した棋譜約 150 局を対象とする。

棋士 M はプロになって間がないうちから長期間にわたりトップを維持している。対象とする棋士 M が投了した棋譜約 500 局において、対局相手のほとんどがトップクラスの棋士といえる。

4.2 計測方法

将棋ソフト「習甦」[10] を用いて、投了近くの局面における期待勝率と有効分岐因子の推移を計測した。習甦は、評価関数の機械学習 [11] において、教師データとして指し手の他に勝敗も活用しており [12]、式 (1) における T を 256 に調整している。

探索においては、Null move pruning [13]、ProbCut [14]、および Late Move Reduction などを採用している。計測用として、探索の延長（王手回避、Singular extension [15]）は行わないこととし、探索ノード数の計測は、残り深さが 0 以下となり静止探索を呼んだノードをカウントし、静止探索中のノードはカウントしないこととした。これは、基準深さには探索延長や静止探索の深さは含まれないことから、有効分岐因子の局面依存性を抑制するためである。

図 1 に、具体的な計測方法の疑似コードを示す。深さ $d = 1$ からの反復深化において、それまでの探索ノード数が設定した閾値 N_{th} を超えていないことを条件として、次の 1 加算した深さの探索へ進む。閾値を超えた探索深さにおける評価値から、式 (1) により期待勝率を算出する。もし、探索ノード数が閾値を超える前に負け（詰みや必至）を読み切ってしまうと、その棋譜の処理を終了する。閾値を超えた局面については、探索深さを 1 加算してウィンドウ $[0, \infty]$ で探索し、前述した計測方法により探索ノード数を計測する。こうして得られた基準深さと探索ノード数か

```

1: for (d = 1, n = 0; n < Nth; d++)
2:   v = AlphaBeta(-INF, INF, d, &n);
3:   pw = 1/(1+exp(-v/T));
4:   n = 0;
5:   d++;
6:   AlphaBeta(0, INF, d, &n);
7:   b* = exp(log(n)/d);
    
```

図 1 有効分岐因子の計測用ソースコード

Fig. 1 Source code for the measurement of effective branching factors.

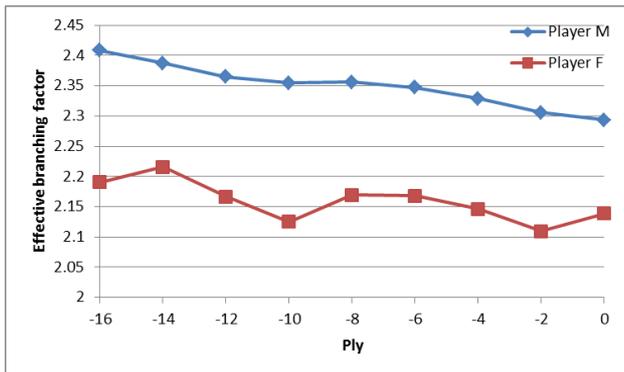


図 2 ゲームの進行に対する有効分岐因子

Fig. 2 Effective branching factor against game progress.

ら、式 (4) より有効分岐因子を算出する。

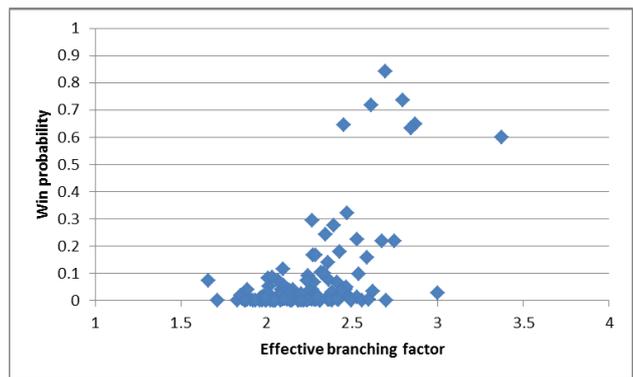
4.3 結果の考察

図 2 に、探索ノード数の閾値を 10M として計測した有効分岐因子の平均値の推移を示す。横軸に 0 で示されているのが投了局面であり、投了の 16 手前から計測したデータについて、手数ごとに平均した結果を示している。なお、投了までにコンピュータが詰みや必至を読み切った棋譜は、有効分岐因子が極端に小さい値となるため、この平均値の計算からは除外している。

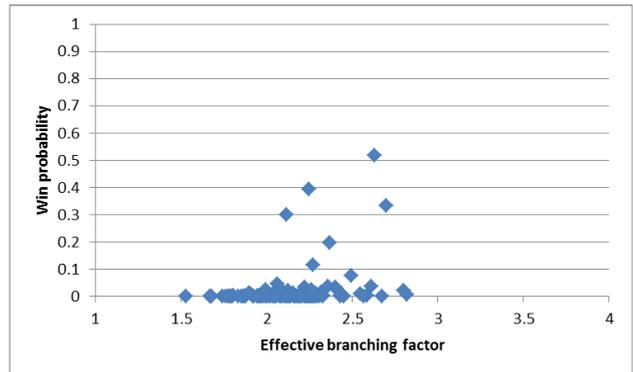
棋士 M の棋譜においては、有効分岐因子が相対的に大きい。トップブロの棋譜は、投了近くまで難解な局面が続いていることが分かる。有効分岐因子の推移に注目すると、サンプル数の少ない棋士 F はバラツキが大きいですが、両棋士とも投了に向けて有効分岐因子が減少傾向にある。しかしながら、平均値の推移からは、有効分岐因子が急に減少するようなクリティカルなポイントは見受けられない。以降において、これらのデータを局面ごとに分析する。

図 3 に、棋士 F の終局近くの各局面における期待勝率と有効分岐因子の散布図を、投了局面の 16 手前、8 手前、4 手前、2 手前について示す。投了に近づくにしたがって、期待勝率が 0 へ近づいている。有効分岐因子については、2.5 以上の局面に着目すると、その数がしだいに減少していることが確認できる。

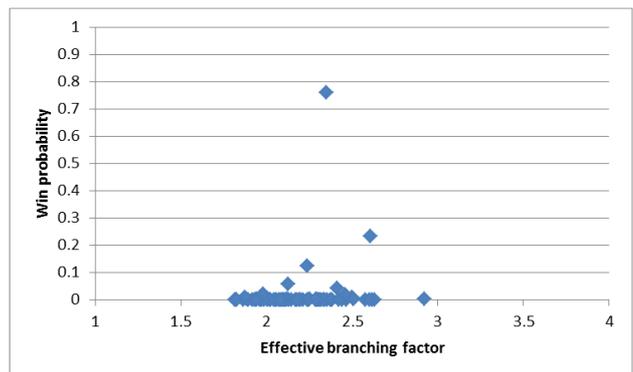
図 4 に、棋士 F の投了局面における期待勝率と有効分



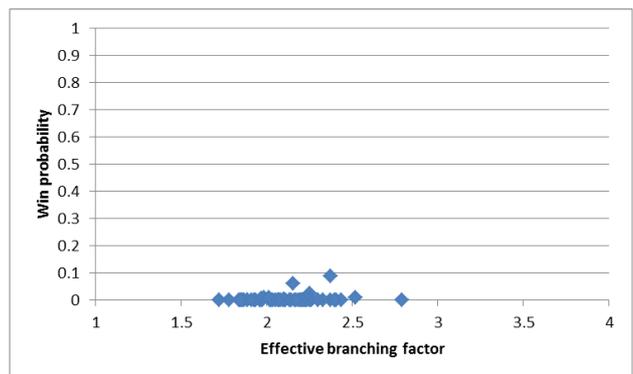
(a) ply = -16



(b) ply = -8



(c) ply = -4



(d) ply = -2

図 3 期待勝率と有効分岐因子 (棋士 F)

Fig. 3 Win probability vs. effective branching factor (Player_F).

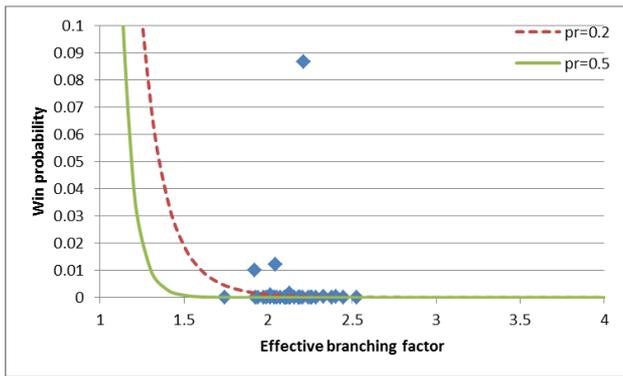


図 4 投了局面における期待勝率と有効分岐因子 (棋士 F)

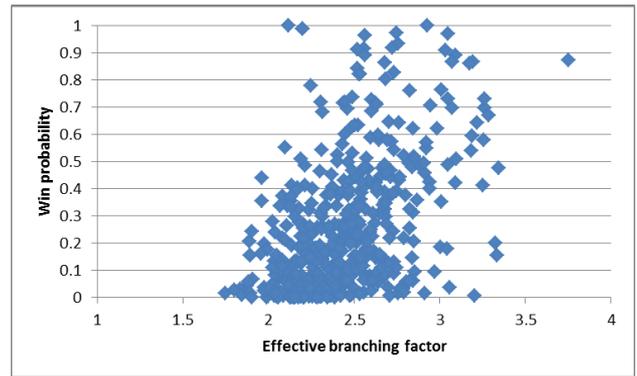
Fig. 4 Win probability vs. effective branching factor in resignation positions (Player_F).

岐因子の散布図を示す。2手前からさらに、期待勝率および有効分岐因子が減少している。また、式(5)による投了確率が0.2のラインを点線で、投了確率が0.5のラインを実線で示す。数局の例外はあるものの、ほとんどの投了局面において20%以上の投了確率となっている。

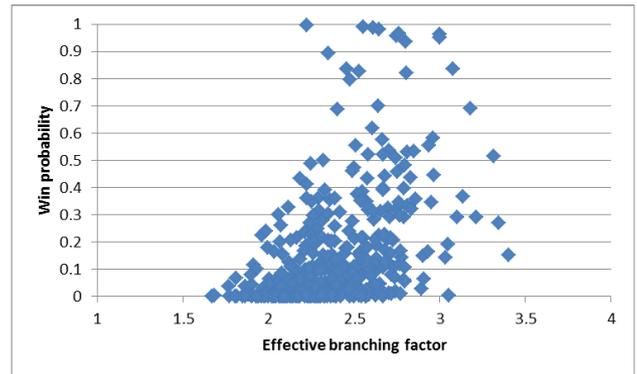
図5に、棋士Mの終局近くの各局面における期待勝率と有効分岐因子の散布図を示す。棋士Fと比較して、期待勝率が高く有効分岐因子が大きい領域に面的に広がっており、有効分岐因子が期待勝率では説明できない情報を有していることが分かる。有効分岐因子の変化については、16手前から4手前にかけては3.0以上の局面数がしだいに減少しており、4手前から2手前にかけては2.75以上の局面数が大きく減っているのが確認できる。図2における有効分岐因子の減少傾向は、棋譜ごとに有効分岐因子が減少した局面から投了までの手数にバラツキがあり、平均化された結果であるといえる。

図6に、棋士Mの投了局面における期待勝率と有効分岐因子の散布図を示す。トッププロの棋譜になると、探索ノード数10M程度では読みが足りないことが考えられる。これを確認するため、図6(a)に探索ノード数の閾値を10M、図6(b)には100Mとした結果を示す。探索ノード数100Mは、高性能なパソコンで30秒程度の思考に相当し、秒読みとなった終盤でのプロ棋士の読みに相当する思考であると考えられる。探索ノードの増加によって、右上のプロットが左下方向に移動し、投了確率が高くなる傾向が見られる。

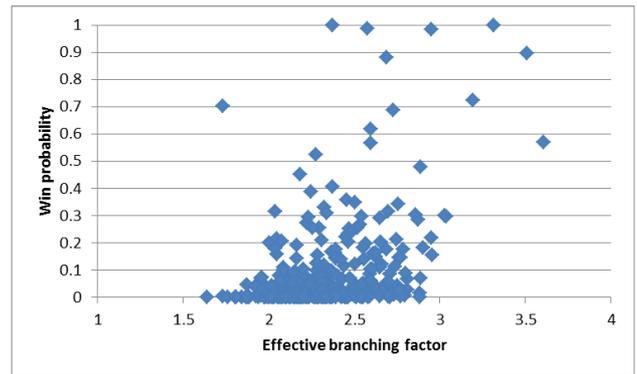
図6(b)に示されているように、期待勝率が高いにもかかわらず投了した局面においては、有効分岐因子が2程度と小さいことが多い。評価値がそれほど悪くない局面でも、トッププロは逆転の見込みがないと判断して投了を考える場合がある。たとえば、図6(b)において $b^* = 1.9$, $p_w = 0.33$ に対応する棋譜では、駒の損得は「金」と「銀、歩」の交換でほとんどなく、相手陣にある駒は最終手で打った△6七金のみで後手は持駒もない局面で先手が投了して



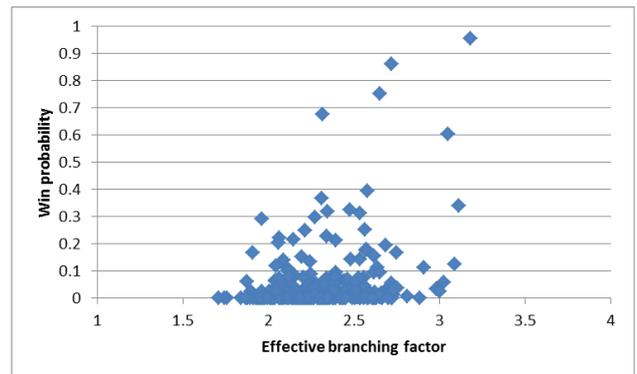
(a) ply = -16



(b) ply = -8



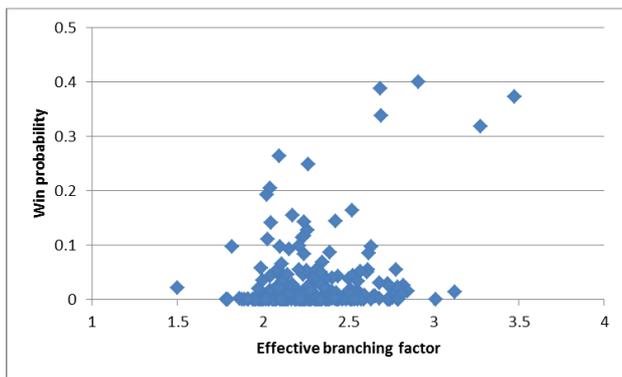
(c) ply = -4



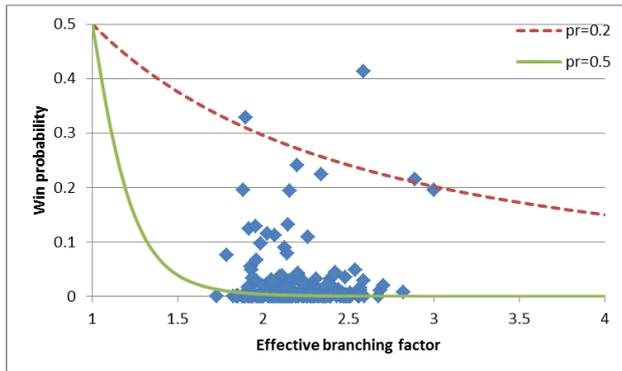
(d) ply = -2

図 5 期待勝率と有効分岐因子 (棋士 M)

Fig. 5 Win probability vs. effective branching factor (Player_M).



(a) Nth = 10M



(b) Nth = 100M

図 6 投了局面における期待勝率と有効分岐因子 (棋士 M)

Fig. 6 Win probability vs. effective branching factor in resignation positions (Player_M).

表 1 提案した投了モデルの比較評価

Table 1 Evaluation results of the proposed resignation models.

	適合率 (%)		再現率 (%)		平均投了確率(%)			
	F	M	F	M	ply = -16		ply = 0	
棋士	F	M	F	M	F	M	F	M
vのみ	100	100	73.3	63.3	12.9	26.1	81.9	67.4
v, b*	100	100	80.0	66.7	12.0	25.3	83.6	69.7

いる。このような評価値 (期待勝率) だけでは説明しにくい投了局面についても、有効分岐因子が小さいと投了確率が高くなることから、提案する投了モデルを高精度化することによって説明できるようになることが期待される。

ほとんどの投了局面において投了確率は20%以上を示すが、50%以下の確率での投了も多数ある。一方、投了局面以前に投了確率50%を超える棋譜も存在する。これらの要因として、読みや評価関数 (大局観) においてコンピュータとプロ棋士とに差があることに加え、負けを認識したうえで形づくりをした棋譜が含まれることも考えられる。

表 1 に、提案した投了確率モデルの評価結果を示す。棋士 F、棋士 M の棋譜それぞれについて、最近の 30 局を評価用とし、それらを除いた棋譜を学習用とした。投了近くでは形づくりがあることを考慮して、投了 16 手前を投了しなかった局面とし、最終局面を投了した学習データとし

た。有効分岐因子の考慮の有無による 2 種類の投了確率モデルを比較評価の対象とし、最尤法により各モデルのパラメータ μ_r , σ_r を決定した。

表 1 における適合率は、投了確率が 50%以上の局面の中に含まれる投了局面の比率を示す。一方、再現率は、投了局面のうち投了確率が 50%以上の比率を示す。有効分岐因子を考慮することによって、高い適合率を維持しながら再現率が向上している。棋士 M では探索ノード数を表 1 の評価に用いた 10M から 100M へ増やすことによって再現率を向上できる見通しもあり、棋士 F では 80%の再現率が得られたことから、提案する投了モデルの有効性を確認した。式 (7) により得られたパラメータでは、投了しにくい傾向となったが、実戦的には勝ちの可能性がある局面で投了することは避けた方が良いため、実用的なモデルになると考えられる。表 1 には、別の評価指標として投了確率の平均値も示す。有効分岐因子の考慮によって、投了 16 手前では投了確率が低下し、投了局面においては投了確率が上昇することも確認できた。以上より、ウィンドウを有利な側のみにした探索における有効分岐因子は、投了の判定に有効な指標であるといえる。

5. おわりに

プロ棋士の投了を解明することを目指し、投了の基本モデルを提案した。また、証明数・反証数と同様に、 α と β を入れ替えただけの双対な関係にある 2 通りの探索を提示し、ウィンドウを有利な側のみにした探索がプロ棋士の投了局面の識別に有効なことを示した。この探索ノード数から算出される有効分岐因子を用いて、プロ棋士の棋譜を分析した。その結果、この有効分岐因子を指標とすることにより、評価値だけでは説明しにくいプロ棋士の投了局面を説明でき、投了識別の精度が向上することを示した。また、プロ棋士によって投了モデルのパラメータが異なり、トッププロの棋譜は、投了間際まで難解な局面を維持していることを明らかにした。

投了局面を識別するには、プロ棋士に匹敵する思考が必要である。コンピュータ将棋がプロ棋士と競い合うところまで進歩してきた現在、これまで分らなかったプロ棋士の思考を解明する研究課題に取り組める環境が整ったともいえる。投了の他にもクリティカルな局面を識別できるようになれば、状況に応じた戦略に基づく人間らしい思考が実現に近づく。提案した探索における有効分岐因子は局面の難解さを表しており、その推移をとらえることによって名局の判定や棋譜の芸術性の評価に応用できる可能性もある。

参考文献

[1] Jansen, P.: Problematic Positions and Speculative Play, *Computers, Chess and Cognition*, pp.169-182 (1990).

- [2] McAllester, D.A.: Conspiracy Numbers for Min-Max Search, *Artificial Intelligence*, Vol.35, No.3, pp.287–310 (1988).
- [3] Schaeffer, J.: Conspiracy Numbers, *Artificial Intelligence*, Vol.43, No.1, pp.67–84 (1990).
- [4] van der Meulen, M.: Conspiracy-Number Search, *ICCA Journal*, Vol.13, No.1, pp.3–14 (1990).
- [5] McAllester, D.A. and Yuret, D.: Alpha-Beta-Conspiracy Search, *ICGA Journal*, Vol.25, No.1, pp.16–35 (2002).
- [6] Allis, L.V., van der Meulen, M. and van den Herik, H.J.: Proof-number search, *Artificial Intelligence*, Vol.66, No.1, pp.91–124 (1994).
- [7] 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 (2002).
- [8] Beal, D.F. and Smith, M.C.: Temporal Difference Learning Applied to Game Playing and the Results of Application to Shogi, *Theoretical Computer Science*, Vol.252, pp.105–119 (2001).
- [9] 保木邦仁: Crafty と比較した Bonanza の有効分岐因子, *人工知能学会誌*, Vol.26, No.3, pp.295–300 (2011).
- [10] 竹内 章: コンピュータ将棋における大局観の実現を目指して, *人工知能学会誌*, Vol.27, No.4, pp.443–448 (2012).
- [11] 保木邦仁: 将棋における局面評価の機械学習—探索結果の最適制御, 第 10 回情報論的学習理論ワークショップ, pp.145–149 (2007).
- [12] 竹内聖悟, 金子知適, 林 芳樹, 山口和紀, 川合 慧: 勝率に基づく評価関数の評価と最適化, *情報処理学会論文誌*, Vol.48, No.11, pp.3446–3454 (2007).
- [13] Donninger, C.: Null Move and Deep Search: Selective Search Heuristics for Obtuse Chess Programs, *ICCA Journal*, Vol.16, No.3, pp.137–143 (1993).
- [14] Buro, M.: ProbCut: An Effective Selective Extension of the Alpha-Beta Algorithm, *ICCA Journal*, Vol.18, No.2, pp.71–76 (1995).
- [15] Anantharaman, T., Campbell, M. and Hsu, F.: Singular Extensions: Adding Selectivity to Brute-Force Searching, *Artificial Intelligence*, Vol.43, No.1, pp.99–109 (1990).



飯田 弘之 (正会員)

1983 年日本将棋連盟プロ棋士 (六段).
 1992 年リンブルグ大学客員研究員.
 1994 年電子技術総合研究所研究員.
 1999 年マーストリヒト大学客員教授.
 2003 年 JST さきがけ研究員等を歴任.
 2005 年北陸先端科学技術大学院大学
 教授. ゲーム情報学の分野を開拓. ICGA 理事.



竹内 章

1990 年九州大学工学部電子工学科卒業.
 1992 年同大学大学院工学研究科
 電子工学専攻修士課程修了. 2013 年
 北陸先端科学技術大学院大学の博士後
 期課程社会人コースに入学. 電子情報
 通信学会, IEEE 各会員.