将棋へのProbCutの適用における性質

6Q－04

柴原 一友 松本 慶太 鈴木 豪 乾 伸雄 小谷 善行
東京農工大学工学部情報コミュニケーション工学科

1 はじめに

オセロゲームで効果を発揮した手法のひとつにProbCutがある[1]。本論文では、ProbCutを将棋に適用した場合の性質を調べた。評価値の変換によって決定係数が向上することを示し、深さ5でProbCutを利用する場合、45%の勝率を保ちつつ探索速度を3倍にできることを示す。

2．ProbCut

ProbCutは、深さd'の浅い探索による評価値vから深さdの深い探索による評価値v'を予測する。予想されたv'が、α－βウィンドウから外れる値になると予想された場合、そのノード以降の探索を打ち切る。

値の予測には統計的な情報を使用する。評価値vとv'の関係は、線形一次モデル(v' ＝a＊v＋b＋e：eは標準誤差値)を用いて表現する。使用するパラメータは回帰分析を用いて算出する。誤差値eはv'の値を確率的に予測する目的で使用される。具体的には、正規化した誤差を分布関数の逆関数$\Phi^{-1}(p)$ (=PERCENTILE) で置き換える。これによって、正規化した誤差がPERCENTILE・σ以下になる確率を求めることができる。よって、ある確率以上でαβカットが行われると判断することが可能となる。

アルゴリズム上では、まずProbCut実行ノードにおけるα，βの値を用い、αβカットが発生すると予想される場合のvの下限，上限値をそれぞれ算出する。実際の探索で得られたvがこの範囲を超える場合に、下限を下回る場合はα，上限を上回る場合にはβの値を親のノードに返す。

ProbCutを行う上で重要となるのが、深さの設定である。d－d'の値が大きい場合、ProbCutによる探索量減少は大きいが、予測が外れやすい。逆にd－d'が小さい場合、予測は外れにくいが、探索量の減少は少なくなる。

3．関連研究

将棋は駒取りによる評価値の変動が激しく、適用が難しいとされており、適用された例は少ない。そのなかで、将棋に対して改良されたProbCutが適用され、有効であると示されている[2]。しかし、適用に重点がおかれており、十分に性質を調べているものはない。

4 将棋における性質の実験

4．1． 適用する将棋システム

ProbCutの実験を行うシステムは、駒得と王との相対距離で判断する簡単な評価関数を使用する。

このシステムでは前向き枝刈りによって候補手を640、30、15、5に絞って探索を行っている。前向き枝刈りに使用する仮評価は、取り合い探索を実装した深さ0での探索を行った結果を使用している。

4．2． 値の予測に使用するパラメータの性質

評価値v，v'の組を取得し回帰分析にかけて、予測に使用するパラメータを取得した。手数は10手目から61手目までとし、棋譜100対局から取得した。

深さの設定を簡単に表すために、これ以降、D(d'，d)という表現を使用する。

表1 パラメータの回帰分析結果

深さ設定	a	b	σ	決定係数
D(2,3)	1.02	−1.9	102.7	0.979
D(2,4)	1.03	−0.5	113.6	0.976
D(3,4)	1.01	1.4	69.43	0.991
D(2,5)	1.02	−0.7	137.9	0.964
D(3,5)	1.01	1.2	84.03	0.987
D(4,5)	1.00	−0.2	65.42	0.992

表1をみると、aは1に、bは0に近い値になっていることがわかる。つまり、浅い探索と深い探索とで、評価値の変化は大きくないことがわかり、将棋において線形一次モデルを用いて評価値を予測することは十分可能であるといえる。また標準偏差は、だいたい100あたりを示している。歩一枚の価値は約100であり、歩一枚分の範囲に大半の評価値が存在していることがわかる。

決定係数は、予測を行う深さが小さいほど高い。しかし、D(2,3)は小さくなっている。これは、探索がd，d'ともに小さく、十分な評価が行われていないので、評価値の変動が激しくなるからであると考えられる。

Property in Application of ProbCut in Shogi.
Kazutomo Shibahara, Keita Matsumoto, Suzuki Tsuyoshi, Inui Nobuo, Kotani Yoshiyuki.
Tokyo University of Agriculture and Technology. 184-8588.

決定係数が高いといえども、ProbCut による枝刈りの幅が1しかない場合、その効果は薄いと考えられる。実際に適用する上では、D(2, 4)や D(3, 5)のような設定が、σや決定係数の点からみても効果的であると考えられる。

4．3． 評価値の変換

回帰分析はその特性上、絶対値の大きな値に強く影響されてしまう。そこで、tanh(x) を使用して評価値を変換する。この関数は0付近の傾きが1であるので、変換により0付近の値の性質は損なわれずに、絶対値の高い値を引き寄せることが可能となる。

表1に表した回帰分析結果と、変換を行った上での回帰分析結果を比べた結果を表2に示す。

表2 変換を使用した場合の決定係数の変化

深さの設定	変換前	変換後	差
D(2,4)	0.9755	0.9781	0.0025
D(3,4)	0.9909	0.9901	-0.0007
D(2,5)	0.9639	0.9678	0.0039
D(3,5)	0.9866	0.9871	0.0005

変換を使用した場合、決定係数が向上していることがわかる。絶対値の大きい値に振り回されずに、より多く存在する0付近の値に影響を受けた結果であると考えられる。逆に高すぎる決定係数は低下していることも確認できる。

4．4． PERCENTILE の性質

PERCENTILE の値を D(2, 4) で ProbCut あり、なしとで対戦した結果で、その性質を見る。PERCENTILE はσに乗算される値であり、αβカットが起こると予測される確率を制御するものである。一手は10秒までと制限した。実験結果を表3に示す。

表3 PERCENTILE の変更結果

PERCENTILE	勝利数	敗北数	引分	勝率
0.1	358	429	13	0.455
0.3	357	427	16	0.455
0.5	345	433	22	0.443
0.7	335	448	17	0.428
0.9	339	448	13	0.431
1.1	353	436	11	0.447
1.3	346	442	12	0.439
1.5	324	459	17	0.414

勝率がもっとも高いのは0.3であった。それ以降値が増えるにつれて勝率は下がっている。これは、D(2, 4)の標準偏差が高いので、PERCENTILE が高い場合、最善手を間違って枝刈りする危険は下がるが、深さ4で探索するよりも探索量は増加してしまうことが原因であると考えられる。一手10秒以内という制限を越えてしまうので、悪手を指しやすくなり、勝率が下がっているのである。

4．5． 適用による探索量の減少結果

140対局の30, 50, 70手目に対して、得られたパラメータを使用して ProbCut を適用した。深さの設定は D(3, 5)とした。その結果を表4に示す。

表4 ProbCut の局面適用実験結果

	探索速度			同じ手を選択		
PERCENTILE	30	50	70	30	50	70
0.1	2.99	3.35	3.35	0.41	0.57	0.60
0.3	2.87	3.20	3.47	0.47	0.58	0.61
0.5	2.60	3.04	3.36	0.50	0.54	0.63

中盤にあたる手数50手目で、PERCENTILE が0.1から0.5の付近では、最善手が一致する確率は5割から6割程度である。序盤や終盤に近い手数においても、それに近い確率で最善手が一致することがわかる。

また、探索の速度は約3倍を示しており、勝率が4割5分程度で探索量が1／3となっているので、それなりの効果があるといえる。D(3, 5)で ProbCut を適用した場合、勝率を大幅に低下させることなく、探索速度を約3倍にすることができることがわかる。

5 おわりに

実験の結果、予測に際して D(3, 5)や D(2, 4)の評価値を使用した場合、決定係数は約0.98という信頼度の高い結果になった。また、評価値を tanh(x)で変換することが、さらに決定係数を向上させる。PERCENTILE は0.1から0.3程度で45%の勝率を維持することができ、D(3, 5)において ProbCut を適用した場合、探索速度を3倍にすることができることがわかった。

しかし、今回の実験では、すべて手数で区切って判断を行っているが、将棋は早い展開や遅い展開などが存在し、手数で区切り判断するのは確実とはいえない。正確に判断していくためには、戦型などで分けて評価することが重要であるといえる。

参考文献

[1] Michael Buro : ProbCut: An Effective Selective Extension of the α･β Algorithm, ICCA Journal 18(2) pp. 71-76, 1995

[2] 吉原 一期、近山 隆：ProbCut の改良と将棋への適用, ソフトウェア科学会第18回, 2001