

偏差値による木探索の延長

本堂 敦 小谷善行

{kagyuu, kotani}@fairy.ei.tuat.ac.jp

東京農工大学

概要

我々は、局面の仮評価値の偏差値を用いてゲーム木探索を拡張する方法を提案する。すなわち、兄弟局面の仮評価値についての偏差値を、兄弟局面全体の中でのその局面の相対的な重要度を表すパラメータとして、その値によりその局面の子孫の探索深度を動的に変化させる。

我々はこの方法をコンピュータ将棋に実装した。そして、偏差値と探索深度の最適な組み合わせを GA により学習させた。学習の結果を前向き枝刈りと組み合わせると、計算量が 1/4 にもかかわらず元となったプログラムと同等の正確さで木探索を行うことが出来た。

A Method of Tree-Search Extension Using Deviation Values

Atushi Hondoh, Yoshiyuki Kotani

{kagyuu, kotani}@fairy.ei.tuat.ac.jp

Tokyo University of Agriculture & Technology

Abstract.

We propose a method of game tree extension in which the deviation value of temporary evaluation value of the position was used to determine tree depth. The system calculates the deviation value of each node from its temporary evaluation value, and determines a cost, which is a function of the deviation value and gives the depth of the sub tree under the node. This method can control the depth of the search of the descendant of a certain position dynamically automatically by using relative advantage in the brother position of it.

A learning process determines the cost function, where we used a genetic algorithm in which the functional form evolves.

This method was implemented in the shogi in this paper. The program that has this mechanism needed only one-quarter computation time to have the same strength as the usual program.

1.はじめに

木探索を途中で打ち切る場合、どの深度で枝の探索を打ち切るかを判定することは、木探索の正確さを向上させる上で大変有効である。そして、その目的を達成しようと、多くの探索延長手法が提案されてきた。

探索延長手法は、特定の枝に対し、予め決めてある基本探索深度を超えた深度の探索を行う。既存の探索延長手法の多くは、ある特徴を持つ局面の子孫の探索を一定の長さだけ延長する。たとえば、シンギュラー延長は、局面の静的評価値が兄弟局面の静的評価値に比べて有利すぎるとき、この局面の評価の正確さを危ぶみ末端の局面の探索を浅く延長する。0.5手延長は、最善手を含む枝の探索を最終的に選ばれる道になる確率が高いと推測し他の枝の探索に比べて0.5手延長する方法である。

我々は、木探索の探索延長に、より局面の性質を厳密にまた柔軟に反映させられないかと考えた。そこで、我々は、厳密で統合的な局面の性質として、母集団を兄弟局面の評価値とする局面の仮評価値の偏差値を採用し、これを用いて木探索の延長を行うことを提案する。

2.偏差値を利用した探索延長手法

2.1.偏差値について

偏差値は、標準化スコア的一种である。標準化スコアは、平均と標準偏差が一定になるように母集合の要素の値を操作したものである。標準化スコアを用いることにより、母集合がどんな集合であっても、要素

の値の母集合全体に対する相対的な位置を知ることができる

偏差値は、複数の値を含む集合Vの要素vに次の(1)~(5)の手順で処理を加えたものである。偏差値の平均は50になり、偏差値の標準偏差は10になる。

(1)平均 μ	$\mu = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} v_i}{n}$
(2)分散 σ^2	$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} (v_i - \mu)^2}{n}$
(3)標準偏差 σ	$\sigma = \sqrt{\sigma^2}$
(4)Zスコア z_i (平均0.0、標準偏差1.0)	$z_i = \frac{v_i - \mu}{\sigma}$
(5)偏差値 d_i (平均50、標準偏差10)	$d_i = 50 + z_i \times 10$

2.2.偏差値を利用した探索延長手法

我々は、2.1で述べたような、偏差値の性質を使って木探索の深度の制御することを提案する。すなわち、兄弟局面全体の中での相対的な上下関係を用いてある局面を起点とする枝の探索深度を延長・短縮する。

この手法を使って、枝にその重要度にしたがって柔軟かつ動的に計算機資源を割り当てることが可能になる。また、この手法は、偏差値によって仮の評価値が正規化されるので、ゲームの進行によらずにこの手法を適用することが出来る。例えば、試合が、前半・中盤・後半と局面が進むに従って全体的に局面の評価値の絶対値は大きく

なっていくが、兄弟ノードを母集団とする偏差値を利用することによって、本手法を統合的に扱うことができる

2.2. アルゴリズムの実装

我々は、Algorithm 1 のように、偏差値の関数 $f()$ の値を木探索の探索の延長に用いることを考えた。

アルゴリズム 1 においては、DEPTH が枝の探索深度を左右する。DEPTH は、最初に dev-alpha-beta が呼び出されるときに

は、予め決められた定数である。dev-alpha-beta が呼び出される毎に、このプログラムは DEPTH から次に探索する局面の偏差値 $d[i]$ の関数 $f(d[i])$ の値を引く。DEPTH が 0 になったらその局面を通常の探索の末端とみなす。

このようにして、偏差値による延長を alpha-beta 法のプログラムに簡単に実装することができる。また、さらに、本手法による末端局面に、シンギュラー延長などの他の探索延長を施すこともできる。

```
Int dev_alpha_beta( POSITION *position , INT depth , INT alpha , INT beta ){
POSITION p[];
INT d[];

if( depth <= 0 ) return terminal_evaluation( position );

p <- generate_next_positions( position );
temp_evaluation( p );
sort( p );
d <- calculate_deviation_values( p );

max = alpha;
for( i=0 ; p[i]!=NULL ; i++ ){
x = -dev_alpha_beta( p[i] , depth - f( d[i] ) , -beta , -alpha );
if( x > max ) max = x;
if( max >= beta ) return max;
}
return max;
}

(*) FIRST-CALL: dev_alpha_beta( &root_position , DEPTH , -∞ , +∞ )
```

Algorithm 1 標準的な alpha-beta プログラムへの偏差値延長の組み込み

3. パラメータの学習

3.1. GA の設定

我々は、原始的な将棋プログラム Base1 上で GA を用いて、偏差値と探索深度の関係を調べた。このプログラムの局面の評価は、持ち駒の価値の合計である。探索は全ての局面について行い、枝刈りは、 α - β 枝刈りのみ行い、駒の取り合いが終わるまで延長を行う。

我々は、このプログラムを改造して、期探索においてノードを通るたびに pass-cost を払っていき、 pass-cost の合計が 100 になったら探索を終了するようにプログラムを作った。そして、決められた 1 手当たりの総探索局面数の中でどのような偏差値と pass-cost の組み合わせが適当であるかを調べた。

学習の拘束条件となる装探索局面数について、元になった将棋プログラムの 3 手読み+取り合い延長の総探索局面数はおおむね 50 万局面だった。そこで、我々は、学習の拘束条件を 1 手当たりの総探索局面数の上限を 50 万局面とすることに決めた。すなわち、もしも、総探索局面数が 50 万局面を超えたら直ちに探索は中止され不適當な選択肢が選ばれ GA のなかで淘汰されることになる。

また、学習の範囲については予備実験により、偏差値 35 以下の局面と、偏差値 65 以上の局面はまれに出現することが分かった。それゆえ、我々は、学習によって得るパラメータを、偏差値 {35, 40, 45, 50, 55, 60, 65} の 7 点に対応する pass-cost と決めた。学習の結果は、これら 7 点の間を

使って間を補間したものであり。偏差値が 35 未満に対応する pass-cost は、偏差値 35 の pass-cost を用い、偏差値が 65 以上に対応する pass-cost は、偏差値 65 の探索深度を用いる。偏差値が 35 以上 65 未満に対応する pass-cost は、それをはさむ 2 点の線形一次補間により表す。個体数は、24 個体の群を 3 組とした。パラメータの初期値は乱数を使った。適応度は、ランダムな相手との 12 試合の結果と定義した。この適応度によって個体達をソートし、下位 1/2 を淘汰する。増殖するときには、片方の親の適応度が上位 1/4 であり、かつ他の片方の親の適応度が上位 1/2 である必要がある。遺伝子の交差点は 1 点で、その位置は、乱数により決定した。増殖のときには、遺伝子は、1%の頻度で、-10~10 の幅の突然変異を起す。4 世代に 1 回、上位 1/6 の個体が隣の群に移る。こうすることにより、局所解に陥る可能性を減らすことができる。

3.2. 学習結果

パラメータは、50 世代でほぼ収束した。その結果と各パラメータの平均を figure1 に示す。結果は、局面の評価値が大きくなる程その局面の子孫を深く読む事を示す。しかし、偏差値が 65 を超えるような局面は、浅く読むように学習された。すなわち、評価値が少し良い局面を深く読むような個体が生き残った。

学習結果と元となった将棋プログラム (3 手の全幅探索) を戦わせところ、対戦結果は、両者の力がほぼ、同等であることを示していた。

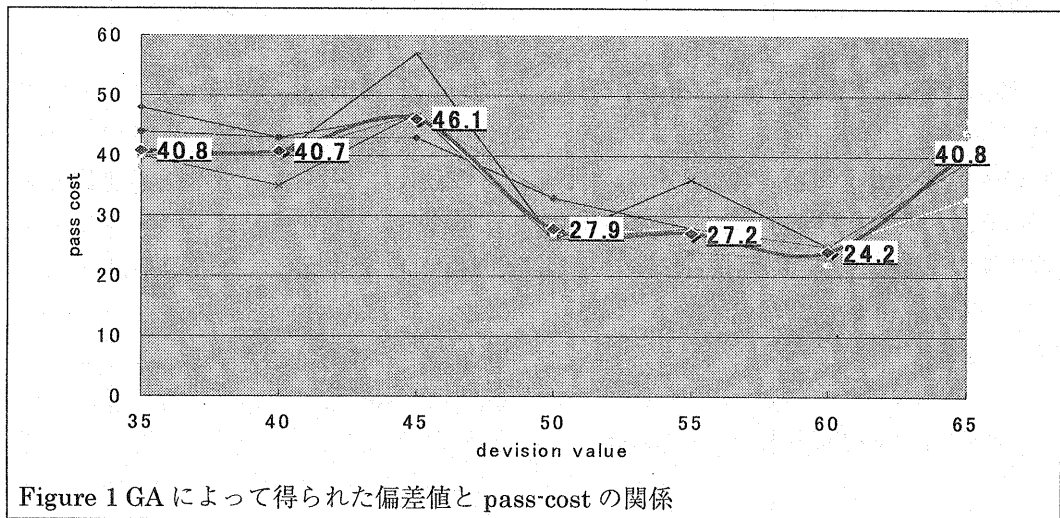


Figure 1 GA によって得られた偏差値と pass-cost の関係

3.3. Sexy-AI-Chan への実装

3.2では、偏差値による探索延長は、あまり有効ではなかった。そこで、より精密に木を探索する将棋プログラムである Sexy-AI-Chan へ本手法と学習結果を導入した。Sexy-AI-Chan は、我々の所属する東京農工大小谷研究室で製作されている将棋プログラムである。

Sexy-AI-Chan の局面評価は、より複雑で精密である。Sexy-AI-Chan は、駒の位置や、局面の進行状況や、その他を考慮に入れてゲームを進行させている。また、末端では、駒の取り合いや、王手にかかわる手の探索を延長している。さらに、

Sexy-AI-Chan は、前向き枝刈りを行っている。Sexy-AI-Chan の、普通の木探索は5手で終わる。それにあわせて、pass-cost を調整した。

その結果、偏差値による延長を組み入れたプログラムは、200 試合のうち 68 試合に勝ち 60 試合に敗北した(600手を越えた72試合は、引き分けとした)。この結果は、統計的に見て両者が等しい力を持っていることを示している。しかし、偏差値による延長を組み入れたプログラムの探索局面数は、他方の4分の1であった。つまり、約1/4の計算量で元となった Sexy-AI-Chan と同等な強さを持っているということができる。(Table1)

A Method of Tree-Search Extension Using Deviation Values				The number of the search situations	
Plays	Won	Lost	Draw	Dev-Extension	Basis Sexy-AI
First Move	33 games	28 games	38 games	39531572	161412856
Second Move	35 games	32 games	34 games	39623894	161873234
Total	68 games	60 games	72 games	79155466(24.5%)	323286090(100%)

Table1 偏差値延長を組み込んだ SexyAI と元となった SexyAI との対戦結果

4.考察

どのようにして、このような結果が得られたのであろうか？ 二つのプログラム Base1 と Sexy-AI-Chan の違いにその要因がある。二つのプログラムの大きな違いは、評価関数の精度と、前向き枝刈りである。どちらがこの結果をもたらしたのか考察してみる。

4.1.精度の良い評価関数との組み合わせ

評価関数の精度が上がったことにより、探索途中の局面の仮評価値がよりその局面の特徴を良く示すようになった。このことにより、本手法を組み込んだ Sexy-AI-Chan は、偏差値による木探索の延長短縮が巧く行くようになり、探索ノード数を大幅に減らしたにもかかわらず同等の強さを保っていることが考えられる。

そこで、Sexy-AI-Chan の前向き枝仮を停止して全幅探索を行わせて、探索ノード数と強さの比較を行ってみた。100 試合行ってみた結果、偏差値による延長を組み込んだ Sexy-AI-Chan の勝率は 48% であり、探索ノード数は元となった Sexy-AI-Chan に比べて 106% であった。

この結果から、評価関数の精度の向上によってこの現象がおきているのではないことがわかった。

4.2.前向き枝刈りとの組み合わせ

そこで、3.3 のような現象の原因は前向き枝刈りにあると考えられる。

Figure2 は、前向き枝刈りによって呼び出されるたびに偏差値がどう変化するかを調べたものである。その結果、偏差値延長を加えたものとそうでないもの間に顕著な差異が見られた。呼び出し回数が 2 回及び 3 回のところで、偏差値 50 のノードの出現頻度が多くなる現象が見られた。このことは、偏差値延長を加えた結果、呼び出し回数が 2 回及び 3 回のところで各ノード間の仮評価値の値が似通ったものになっていることを意味する。

Figure1 の偏差値と pass-cost の対応によれば、偏差値 50 以下のノードは、浅く読まれて、偏差値 50 から 65 のノードは比較的深く読まれ、偏差値 65 以上のノードは、他のノードに対して浅く探索される。このことが、前向き枝刈りと組み合わせられるとき、偏差値が 65 を超えるような有望なノードは、前向き枝刈りされない程度に浅く読まれ、前向き枝刈りの対象になるかならないかの線上にある偏差値 50 から 65 のノードは、比較的深く探索され、前向き枝仮の対象になることが予想される偏差値 50 を下回るノードは、浅く探索される。

このようにして、偏差値延長と前向き枝仮をあわせた木探索法は、探索ノード数を少なくしているのではないかと考えられる。特に、 $\alpha\beta$ 枝刈りが起こりにくい、(最初に探索される)有望なノードの探索を浅くしているところが探索ノード数の減少に大きく寄与しているものと思われる。

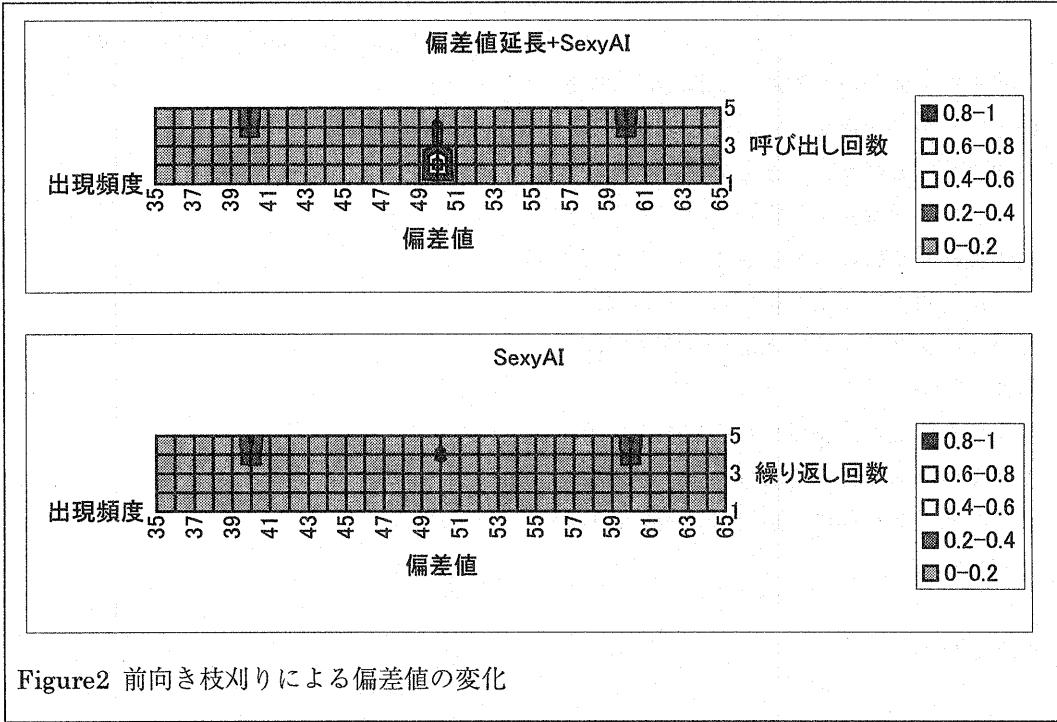


Figure2 前向き枝刈りによる偏差値の変化

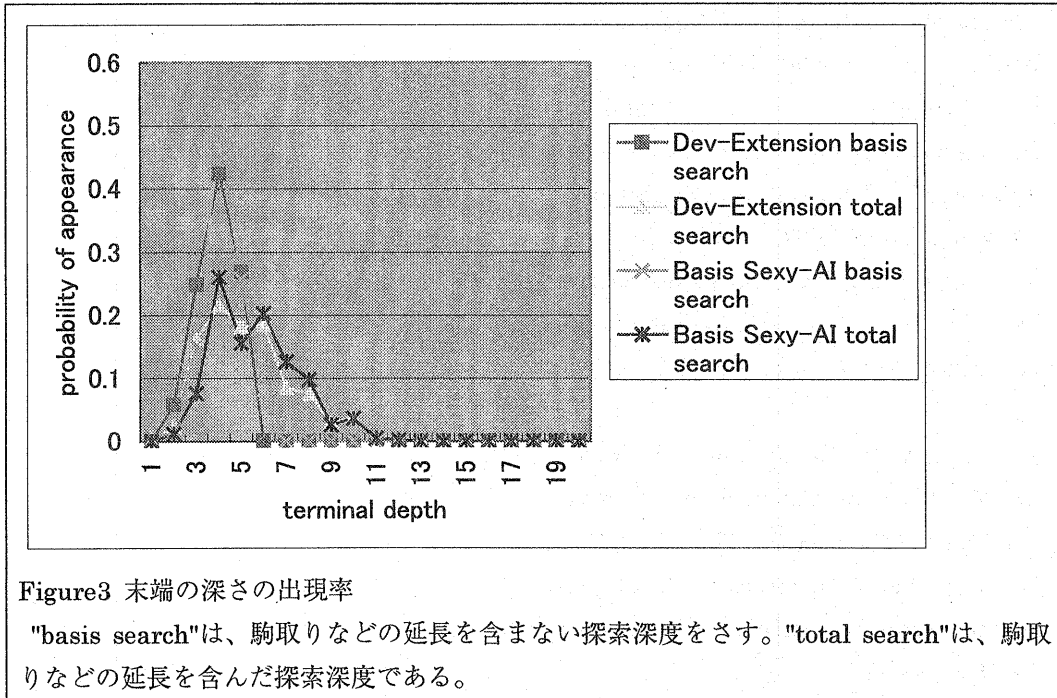


Figure3 末端の深さの出現率

"basis search"は、駒取りなどの延長を含まない探索深度をさす。"total search"は、駒取りなどの延長を含んだ探索深度である。

5.結論

我々は、偏差値を利用して探索深度の制御をする手法を提案した。そして、それらに関係付けるパラメータを学習により得た。

そして、学習により得たパラメータと前向き枝刈りを組み合わせることにより、この手法を組み込んだ将棋プログラムは、元となったプログラムの 1/4 の計算量で同等の力を発揮した。

また本手法は、将棋のために特別な手法ではない。従って、オセロ、チェスや囲碁などの他のゲームにも応用可能であると考えられる。

参考文献

- [1]Yamashita Hiroshi, Half Extension Algorithm, Game Programming Workshop in Japan '97, 1997, 46-54.
- [2]NAKAGAWA Yoshihisa, Implementation the Scheme of Singular Extension in Shougi, Game Programming Workshop in Japan'97, 1997, 38-45.
- [3]Michael Buro, Prob Cut : An Effective Selective Extension Of The Alpha-Beta Algorithm, ICCA Journal 18(2), 1995, 71-76.
- [4]Donald E. Knuth and Ronald W. Moore, An Analysis of Alpha-Beta Pruning, Artificial Intelligence 6, 1975, 293-326
- [5]Don F.Beal: A Generalized Quiescence Search Algorithm, Artificial Intelligence 43, 1990, 85-98
- [6]Atushi Hondoh, Go Suzuki, Kotani Yoshiyuki, A Control Method Of the

Depth Of Tree-Search Using Deviation Value, IPSJ SIG Notes, 2000, 17-24