

平成24年度 卒業研究論文

コンピュータ将棋プログラムにおける
指し手決定に揺らぎを加える評価値比較手法

指導教官

松尾 啓志 教授

津邑 公暁 准教授

梶岡 慎輔 助教

名古屋工業大学 工学部情報工学科

平成19年度入学 19115096 番

中尾崇広

目次

1	はじめに	1
2	研究背景	2
2.1	将棋	2
2.2	コンピュータ将棋プログラム	3
2.3	評価関数	3
2.3.1	評価関数のパラメータ決定手法	4
2.4	探索の既存手法	4
2.4.1	反復深化法	4
2.4.2	ミニマックス法	4
2.4.3	アルファベータ法	5
2.5	実現確率探索	9
2.5.1	実現確率	9
2.5.2	実現確率探索	9
2.6	クラスタ並列	9
3	将棋プログラム	9
3.1	Bonanza	10
3.2	Puella α	10
3.3	激指	10
3.4	GPS 将棋	10
4	提案手法	12
4.1	評価値の比較	13
4.2	GPS 将棋の探索部分	13
4.2.1	PV ノード	16
5	評価	17

目次	ii
6 考察	19
7 まとめと今後の課題	21
7.1 まとめ	21
7.2 今後の課題	21

1 はじめに

コンピュータ将棋プログラムは、評価関数などを用いて将棋の局面を評価し、次の手を決定するプログラムである。コンピュータ将棋プログラムは、2006年まではアマチュアレベルの強さと言われていた。しかし近年は人間のプロ棋士と互角以上の戦いをしており、プロ棋士と同等の強さと言われるようになった。コンピュータ将棋が強くなった主な理由は、2006年に発表された Bonanza Method[1] と呼ばれる評価関数の機械学習による自動生成アルゴリズムの登場であるが、コンピュータ将棋が強くなった理由には様々な局面探索アルゴリズムの発見も挙げられる。

局面探索アルゴリズムのうち、第2.5章で触れる実現確率を用いた探索を行うアルゴリズムは、一般的には実現確率を探索の優先度や閾値として利用している。

本論文では、この実現確率を用いた探索が実装されている GPS 将棋を用いて、実現確率のある程度低い手を指し手として選択した場合の強さを検証する。本論文の構成は以下のとおりである。まず第2章に研究背景として GPS 将棋に実装されているものを中心に述べ、第3章では関連研究として他の将棋プログラムとその特色について述べる。第4章では提案手法とその実装方法を述べ、第5章では評価環境と評価結果を述べる。第6章で評価結果の考察を述べ、第7章にまとめと今後の課題を述べる。

2 研究背景

2.1 将棋

将棋は2人のプレイヤーがまず先手と後手を決め、先手、後手、先手、と交互に手を指していく9×9マスのボードゲームである。将棋に似たゲームにチェスがある。将棋とチェスが同じ点として、開始局面が決まっている点や、駒は種類によって動ける範囲が異なるという点が挙げられる。またチェスには無い将棋のルールに、相手の駒を取った後、自分の手番でルールに則って任意のマスに、相手から取った駒を打つことができるというものがある。将棋のルール上駒を打てば反則になる手は、自身から見て鉛直方向に歩が2つ存在することになる二歩、持ち駒の歩を打って相手の玉将を詰みの状態にする打ち歩詰めや、反則手としての名称はないが、打った時にその駒の動けるマスが存在しない状態になる手があり、そのような場所に打つことはできない。また、将棋は二人零和有限確定完全情報ゲームの一種である。二人零和有限確定完全情報ゲームはお互いが最善手を打つ場合、必ず先手必勝か後手必勝、または引き分けのどれかになることが確定するゲームのことである。二人零和有限確定完全情報ゲームは、表1に示すようにいくつかの単語で構成されている。“二人零和有限確定完全情報ゲーム”を構成するそれぞれの単語とその意味を表1に示す。

表 1: 二人零和有限確定完全情報ゲームを構成する単語とその意味

二人	プレイヤーが二人のゲーム
零和	すべてのプレイヤーの利得値または評価値の合計が0または一定の数値
有限	各プレイヤーの着手可能な手の組み合わせの総数が有限
確定	プレイヤーの着手以外に偶然の要素が入り込まない
完全情報	各プレイヤーがこれまで行った意思決定や状況が既知
ゲーム	ゲーム

他の二人零和有限確定完全情報ゲームとして、オセロ、チェス、囲碁などが挙げられる。

2.2 コンピュータ将棋プログラム

コンピュータ将棋プログラムの目的は、ある局面に対して最善手を返すことである。最善手を探索するために、完全情報ゲームで探索に用いられるゲーム木を作成する。ゲーム木では局面をノードとして候補手の探索を行い、評価関数を用いてより良い指し手を選択し決定する。より良い指し手を選択するためにはより多くのノードを探索する必要があるが、将棋には持ち時間が定められているため、持ち時間内に探索できるノード数は限られる。また、将棋と目的が似ているチェスと比較すると、チェスの探索空間は 10^{123} 程度であるが、将棋における探索空間は 10^{226} 程度 [2] であり、チェスにおける探索ノード数に比べ、将棋における探索ノード数は約 100 桁多い。よって強いコンピュータ将棋プログラムを作るためには、評価するノードと評価しないノードを分ける、演算性能を高めるといった探索性能を向上させることや、評価関数をより正確にし、指し手選択の優劣判断をより正確にすることが求められる。

2.3 評価関数

一般に完全情報ゲームでは、それぞれのゲームによって異なる評価関数から、局面を判断するための指標である評価値を導出する。評価値の導出は、自分のその指し手を選択した場合の相手の手番の局面や、その相手の局面から相手の手が決定した後の自分の手番の局面で行われる。自分と相手の指し手の決定は 2.4.2 で扱う。コンピュータ将棋における評価値は、様々な評価要素をパラメータとして定義した評価関数を用いて計算される。評価関数で用いるパラメータは一般的に、成り駒も含めて 13 種類の駒の価値や、相手の攻め駒と自分の玉との距離、守り駒の結びつきの強さなど [3] の駒の相対的な位置関係などを数値化したものが用いられる。コンピュータ将棋プログラムは現在の局面における指し手の候補それぞれから得られた評価値をもとに次の指し手を決定する。

2.3.1 評価関数のパラメータ決定手法

近年のコンピュータ将棋プログラムは評価関数のパラメータをプロ棋士の棋譜を機械学習することによって得ている。この手法はコンピュータ将棋プログラム Bonanza が初めて取り入れ、第16回世界コンピュータ将棋選手権で優勝したことから、Bonanza メソッド [1] という名前で認知されている。世界コンピュータ将棋選手権の上位プログラムは、そのほとんどが機械学習によって評価関数のパラメータを決定しているが、中には機械学習によって得られたパラメータを人間が調整しているプログラムもある。近年ではその機械学習によるパラメータ調整に関する論文も増えてきている。 [4][5]

2.4 探索の既存手法

2.4.1 反復深化法

木構造における探索には幅優先探索 (Breadth First Search, 以下 BFS とする) と深さ優先探索 (Depth First Search, 以下 DFS とする) が認知されている。BFS は最適解が得られることが保証されている反面、探索空間が大きい場合に必要とするメモリ量は膨大になる。DFS は必要とするメモリ量は少なくすることができる反面、得られた解の最適性は保証されない。よってコンピュータ将棋プログラムにおける探索アルゴリズムは、まず1手目を探索し、最善手が得られたら次に2手目を探索するといった、BFS で探索し、深さを徐々に増やしていく反復深化法が用いられる。

2.4.2 ミニマックス法

二人零和有限確定完全情報ゲームでは、自分も相手も最善の手を選択すると考えられる。ミニマックス法では、評価値の符号が正なら自分が有利、負なら相手が有利として、反復深化法を用いて表2に基づいた指し手を交互に選択することで探索を行う。

ミニマックス法を用いることで、探索深さに応じて相手の指し手の評価値を含めた評価値を計算できる。この計算を相手の手番にも行うことで、探索深さ分先の手の評価値を常に計算しておくことができ、将棋における先読みの実現になっている。先読みを行うと、行わない場合に比べてより深く探索できるため、現在の指し手の評価値

表 2: ミニマックス法における指し手の選択

どちらの指し手か	選択する指し手
相手	自分から見た評価値が最小の指し手
自分	自分から見た評価値が最大の指し手

がより正確に計算できる．よってコンピュータ将棋プログラムにおいて先読みを行うことは非常に重要である．この先読みの概念は2.5でも触れる．

自分が先手であり、考えている現在の局面をルートノードとしたミニマックス法の実例を図1に示す．ミニマックス法では以下の順に評価値が決定されている．

1. ノードCの子ノードであるノードHの評価値とノードIの評価値を比較し、自分の手番なので子ノードの最大の評価値+1を選択する
2. ノードD, E, F, Gについても1と同様に評価値を比較し選択する
3. ノードAはノードC, D, Eのそれぞれの評価値を比較し、相手の手番なので子ノードの最低の評価値+1を選択する
4. ノードBについても3と同様に比較し選択する
5. 最後にノードAの評価値とノードBの評価値を比較し、大きい評価値+1を持つノードAの手を選択して着手する

ミニマックス法は全ての葉ノードの評価値を求め、再帰的に親ノードの評価値を求めていく．しかし、途中で評価値が良くなる見込みがないとわかる枝も存在するため、全ての葉ノードの評価値を導出することは非効率である．そのため、評価値を採用する見込みがなくなった枝の探索を途中で打ち切るための手法として2.4.3で示す枝刈り手法がある．

2.4.3 アルファベータ法

アルファベータ法はミニマックス法を用いた代表的な枝刈り手法であり、多くのコンピュータ将棋プログラムに用いられている．アルファベータ法はアルファカットと

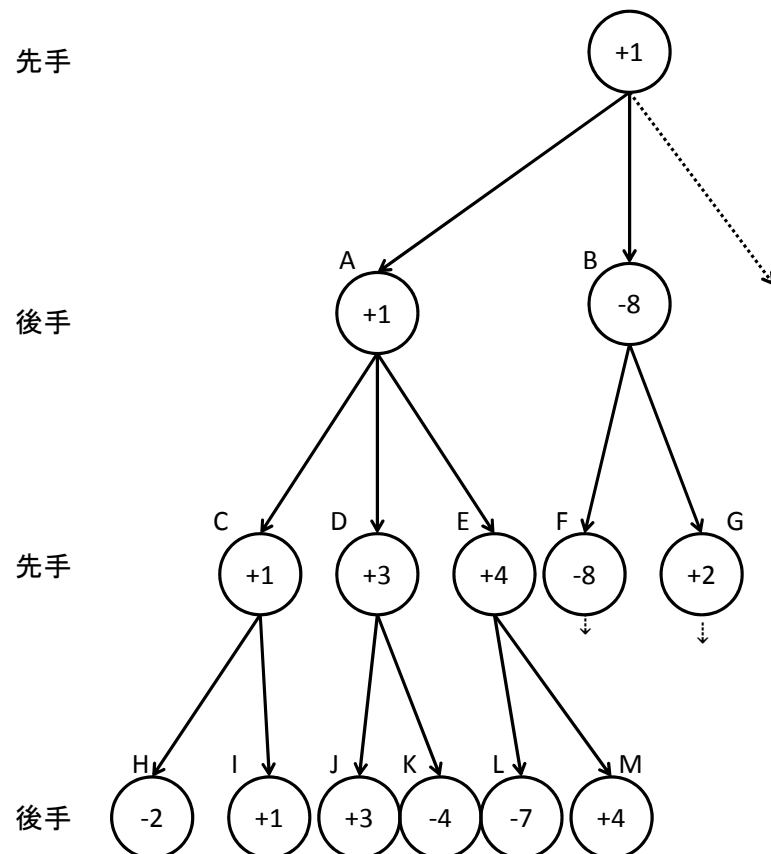


図 1: ミニマックス法による探索

ベータカットの2種類の枝刈り方法を合わせたアルゴリズムである。アルファベータ法の例をミニマックス法と同様に図2に示す。なお、添え字のアルファベット順に探索を行う。

アルファカットはノードAの子ノードKで行われている枝刈りである。

1. ノードCの評価値は+1と計算されたのでノードAの評価値は+1以下になる
2. ノードJの評価値が+3と計算されたのでノードDの評価値は+3以上になる
3. ノードAはノードC, D, Eを比較し、評価値が最低のノードの評価値を選択する
4. 2の時点でノードDの評価値はノードAの評価値に選択されないのでK以降は探索しない

また、ベータカットはルートノードの子ノードBで行われている枝刈りである。

1. ノードAの評価値は+1と計算されたので現局面の評価値は+1以上になる
2. ノードFの評価値が-8と計算されたのでノードBの評価値は-8以下になる
3. 現局面はノードAとBを比較し、評価値が最大のノードの評価値を選択する
4. 2の時点でノードBの評価値は現局面の評価値に選択されないのでG以降は探索しない

アルファカットとベータカットを起こりやすくするように、ゲーム木を構成するアルファカットとベータカットに共通するこ

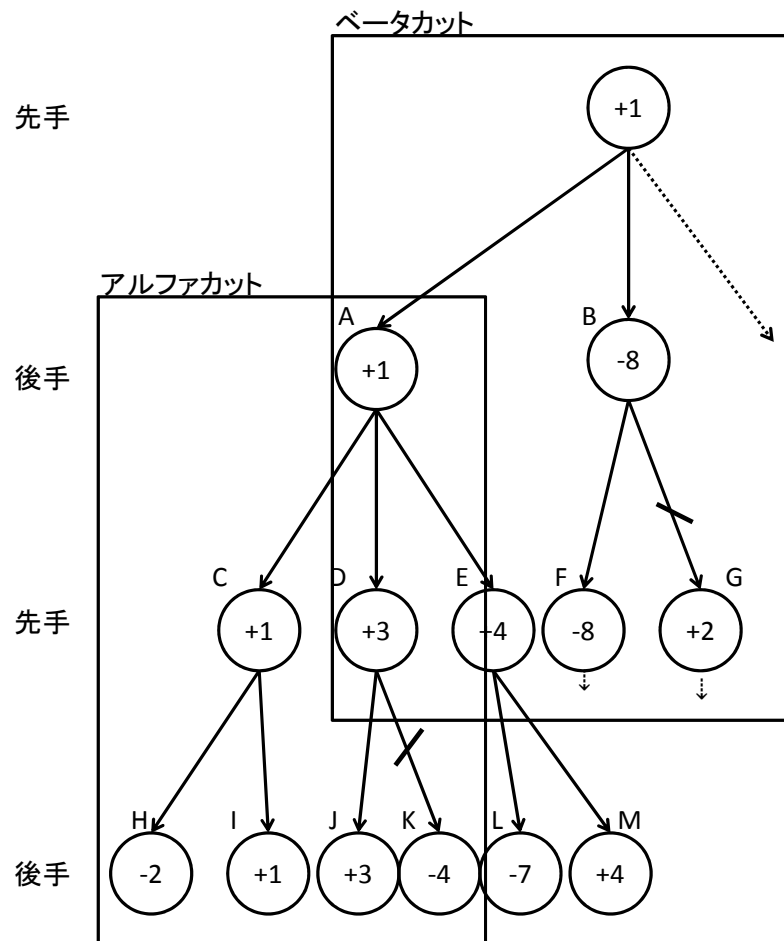


図 2: アルファベータ法による枝刈り

2.5 実現確率探索

2.5.1 実現確率

実現確率とは、現在の局面からある局面への遷移確率のことである。

実現確率は現在の局面の実現確率を 100%として以下の式で再帰的に求められる。

$$(\text{ある局面の実現確率}) = (\text{ある局面の1手前の局面の実現確率}) \times (\text{遷移確率})$$

プロの指し手は統計的に見れば最善手に近いと考えられるため、[6] 遷移確率はプロ棋士の棋譜を学習して確率が計算される。そのため遷移確率とは、プロ棋士がある指し手 M が指す確率であり、指し手 M が最善手である確率といえる。[7]

2.5.2 実現確率探索

一般的な探索では深さを探索の閾値とするのに対し、実現確率探索では実現確率を探索の閾値とする。実現確率の低い局面の探索を打ち切ることによって、実現確率の高い局面の探索を重点的に行う。[8]

2.6 クラスタ並列

クラスタ並列は複数の計算機をネットワークで繋ぎ、全体として1つの計算機であるかのような動作をさせる技術である。コンピュータ将棋においては、クラスタ並列を利用した並列計算によって演算性能を高め、探索性能を向上させるために利用される。3 関連研究に挙げるコンピュータ将棋プログラムは全てクラスタ並列化している。

3 将棋プログラム

ここでは年1回のペースで毎年行われている世界コンピュータ将棋選手権で毎回上位に入賞しているコンピュータ将棋プログラムを挙げる。

3.1 Bonanza

第16回世界コンピュータ将棋選手権に一般向けのノートパソコンで初参加，初優勝を飾ったプログラムである．[9] その選手権に出場した他の将棋プログラムとの大きな違いはBonanzaメソッド[1]で評価関数を機械学習する手法を採用していることと，候補手を総当たりで探索する全幅探索という手法を採用していることであった．Bonanzaはオープンソースであるため，Bonanzaの派生プログラムが世界コンピュータ将棋選手権で上位に入賞している．

3.2 Puella α

第21回世界コンピュータ将棋選手権優勝プログラムであり，Bonanzaをクラスタ並列化している．旧名のボンクラーズはBonanzaクラスターを由来としている．2011年にインターネット将棋道場，将棋倶楽部24[10]にて勝率9割4分7厘で人間最高レート3200を上回る3300を記録．第22回世界コンピュータ将棋選手権は準優勝した．

3.3 激指

世界コンピュータ将棋選手権の第15回，第18回，第20回優勝プログラムであり，特色は実現確率探索を主軸にしていることである．コンピュータ将棋プログラムの課題には小さな損を繰り返すことで，大きな損をする状態を先延ばしにし，本来よりもっと不利になってしまう水平線効果が挙げられるが，激指の実現確率探索では，実現確率の低い手による水平線効果を起こさない探索を実装している．[11]

3.4 GPS 将棋

世界コンピュータ将棋選手権の第19回，第22回優勝プログラムであり，大規模なクラスタをいち早く取り入れている．主に利用されている技術を以下に挙げる．[12]

- クラスタ並列
- アルファベータ法

- 実現確率探索
- 局面評価関数のパラメータを自動調整対局データベースからの機械学習

2012年の第22回世界コンピュータ将棋選手権では、797台もの巨大なクラスタ構成で6勝1敗という戦績で優勝を飾った。主たる勝因はクラスタが巨大であることによる探索性能の良さであると思われる。しかし1敗の原因である時間切れも、クラスタが巨大過ぎたために1秒で着手できない事態が原因であった。

4 提案手法

本章では、コンピュータ将棋プログラムにおいて、候補手と呼ばれる自身の指し手の候補の良し悪しを比較する際に、揺らぎの要素を加えることで候補手の評価が最良でない手も指し手として選択される可能性を与える、指し手決定手法を提案する。コンピュータ将棋では、候補手の良し悪しを判断するために、コンピュータ将棋プログラムが判断する候補手の優劣を数値化したものである評価値を利用する。一般にコンピュータ将棋プログラムは、制限時間内に計算した候補手の評価値が最大となる指し手を次の手として選択し着手する。2.3節で述べたように、候補手それぞれの評価値は、コンピュータ将棋プログラムが持つ評価関数を用いて導出され、コンピュータ将棋プログラムの中には、数百万以上のパラメータを扱う評価関数が用いられているものもある。

評価関数のパラメータを調整することで、コンピュータ将棋プログラムの特性や“強さ”が決定されるが、現状では2.3.1節で述べたように、コンピュータ将棋が強くなった理由とされるパラメータ調整を行っても、プロ棋士よりもはるかに強いとされるプログラムは存在しない。

また、コンピュータ将棋における歩の評価値が100前後である[1]のに対し、たとえば評価値の最大値が+50と準最大値が+30で、評価値の差が歩一枚未満の差である場合に、評価値が最大値の手と準最大値の手のどちらを選択しても、コンピュータ将棋プログラムの強さはあまり変わらない場合がある。

さらに、探索能力を高め、より多くの局面を探索させると、評価値の最大値と準最大値の差が僅かである2つの候補手は、評価値の更新により順序が入れ替わる場合がある。

このように、候補手の評価値の差が小さい場合、評価値の低い候補を指し手として選択しても、自身の優劣に与える影響は小さいと考える。

コンピュータ将棋プログラムには、激指[11]やGPS将棋[12]のように、実現確率探索を行うものがある。実現確率探索とは、2.5節で述べたように、実現確率を探索打ち切りの閾値や探索優先度として用いる探索手法である。人間が過去の対局経験をもとに指し手を選択する思考も、広義には実現確率に基づいているとすることができる。

一般に定跡と呼ばれる手は実現確率が高い候補手であると考えられ、定跡の手を選択すれば勝率は悪くないと言える。また一般的に、評価値の高い候補手は実現確率が高いと考えられるが、実現確率の低い候補手が必ずしも評価値が低いとは限らない。

そこで、評価値が最大でない候補手を指し手に選択すると、実現確率の低い手を選択される可能性が高まり、実現確率探索を行うコンピュータ将棋プログラムが対戦相手である場合には“先読み”を外す効果があると期待できる。実現確率を探索に用いるプログラムは、2012年現在ではまだ多くないが、激指やGPS将棋のコンピュータ将棋選手権での活躍から、今後増えていくだろうと考えられる。また、人間が対戦相手である場合には、相手にとって予想外の手を指すことができ、新しい手として研究され、将来的に定跡として整備されることが期待される。本論文では、評価値が最大でない候補手を指し手に選択するために、評価値の良し悪しを比較する際に揺らぎの要素を加える、指し手決定手法を提案する。

4.1 評価値の比較

従来は評価値同士を比較して高い方を指し手の候補として保持し、探索が終了あるいは時間制限が来ると現在の指し手を着手する。

提案手法は、評価値が求まった候補手の評価値と現在の評価値の最大値を比較する際、現在の評価値の最大値からある数を減算したものをを用いる。

ある数とは、評価値の大小関係にあまり影響しない微小な数。今回は1から99までの一様分布の整数とした。[13]

4.2 GPS将棋の探索部分

1. bestmoveを決める際に、候補手と実現確率を元にした評価値の組のリストを生成
2. リストの評価値を元に探索する順番を決定
3. 候補手を探索して得られた評価値と bestmove の評価値を比較

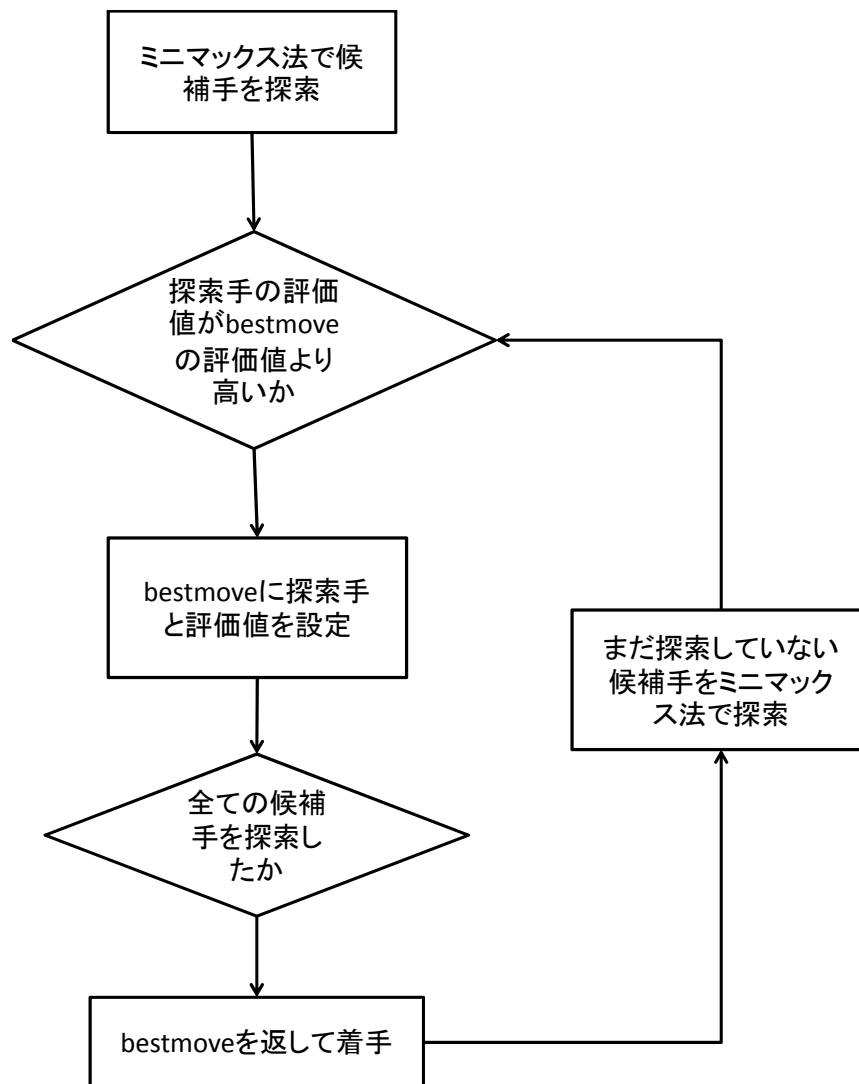


図 3: 既存の評価値選択手法

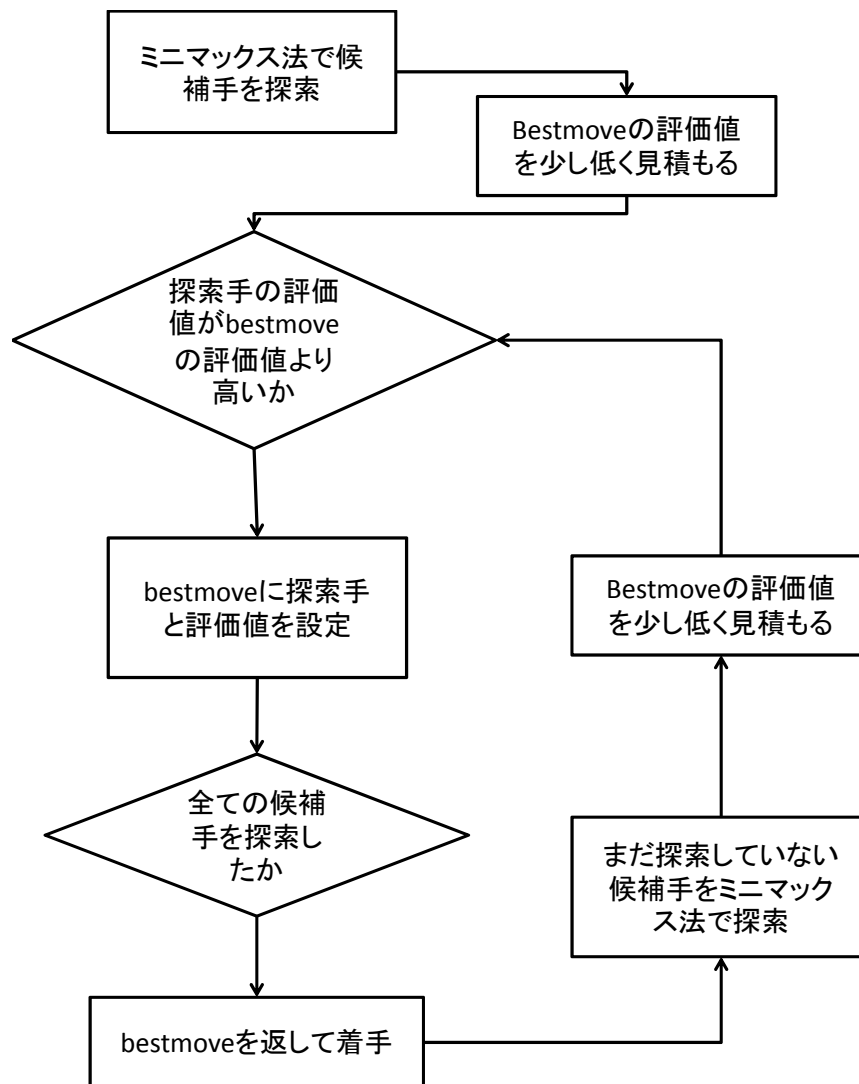


図 4: 提案手法

4. 得られた評価値が bestmove の評価値を上回っていれば, bestmove に探索した候補手を設定

全ての探索が終わるか制限時間になると, 現在の bestmove の手を指す

4.2.1 PV ノード

ミニマックス法に基づく探索を行った場合, 最終的に評価値が自分にとって最も良いと予想されるノード

5 評価

以下の表 3 の環境を用いて評価を行った。

表 3: 計算機環境

OS	Ubuntu
CPU	Intel(R) Core(TM) i5 CPU 750
クロック数	2.67GHz
メモリ	8GB

使用したアプリケーションは GPS 将棋のバージョン r2749M (osl r4471, gpsshogi r2766) で, gpsshogi/bin にある gpsshogi.cc をコンパイルして得られた実行ファイル gpsshogi を用いた。実験はコンピュータ将棋協会が規定する, TCP/IP を利用したネットワーク対応プロトコルである CSA プロトコル [14] を使用してコンピュータ将棋対局 floodgate[15] 上で行った。

以下の表 4 は GPS 将棋の自己対戦のページを参考にして floodgate 上で行った実験の設定である。

表 4: ネットワーク対局の設定

サーバ	wdoor.c.u-tokyo.ac.jp
ポート	4081
持ち時間	25 分切れ負け
探索深さ制限	500
対局数	200 局

対局の相手を GPS 将棋とした自己対戦を, 先手と後手をそれぞれ 100 戦ずつ計 200 戦行った。結果は以下の表 5 である。

表 5: 自己対戦の対局実験結果

	先手	後手
既存の GPS 将棋	0 勝	100 勝
提案手法	2 勝	100 勝

6 考察

GPS 将棋対 GPS 将棋は 200 戦のうちすべて後手が勝利した。実際の対局は、探索深さ制限のために思考時間が 1 秒未満であった。持ち時間を 25 分としており、この探索深さ制限では到底使い切れなかったため、今後探索深さ制限を十分に増やして対戦させることを考えている。

先手、後手ともに消費した時間はほとんど同じであり、先手が必ず敗北した原因は、探索深さ制限ではないと考えられる。

探索深さ制限を含めた探索条件によって、先手が勝ち越す状況があるかどうかを調査する必要がある。

提案手法対 GPS 将棋では、提案手法が先手で 2 勝したものの 2 局とも終局図は図 5 であった。なお網掛け部分は、先手の▲1一飛打を見て後手の GPS 将棋が投了したことを表している。

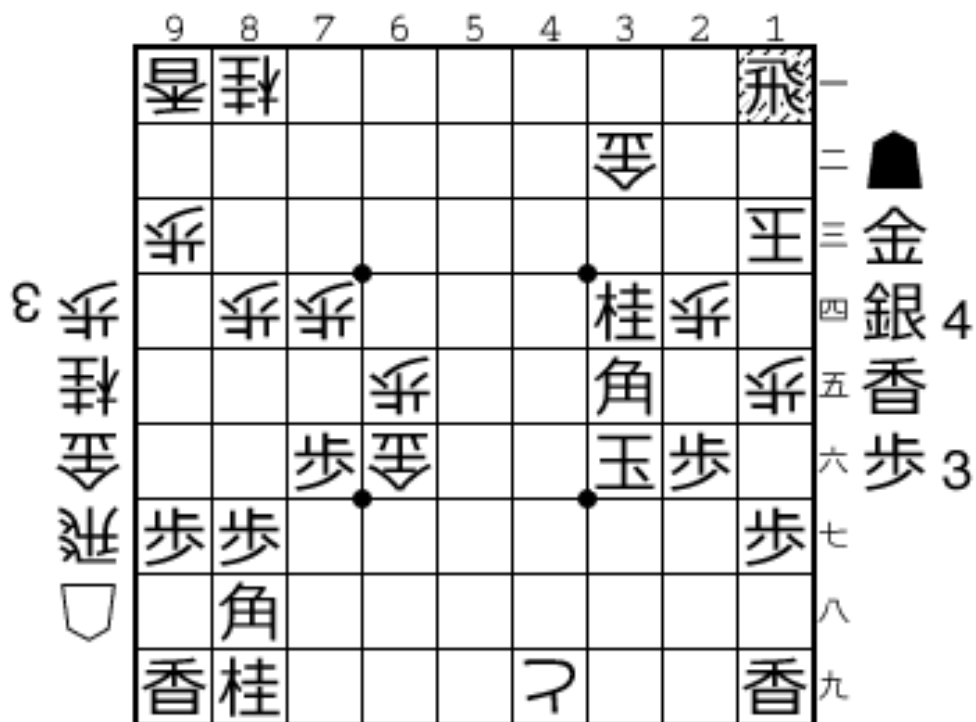


図 5: 提案手法の先手で勝利局面

実験を行ったところでは、GPS 将棋対 GPS 将棋では、後手側が勝勢となるまで局面の変化が起こることは無かった。しかし提案手法対 GPS 将棋においては、79 手目で GPS 将棋対 GPS 将棋で指された手を選択した局と、その手よりも評価値の低い手を選択した局に分岐している。GPS 将棋対 GPS 将棋で指された手を選択した場合は必ず先手の提案手法が負けており、評価値の低い手を選択した場合は先手の提案手法が勝つことができた。評価値が低い手の方が結果的に良かった原因としては、探索ノード数や深さが足りなかったことや、評価関数のパラメータに改善の余地があることなどが考えられる。しかし現在は、勝つことができる手順の評価関数がなぜ低かったのかの原因は特定できていない。

7 まとめと今後の課題

7.1 まとめ

本論文では、GPS 将棋の評価関数における局面評価値に揺らぎを加えることで、既存の GPS 将棋で勝利することができなかった対局環境で勝利することができた。よって、既存の評価関数は未完全であり、局面評価の比較においても理想的な局面の優劣比較結果と局面評価値の差によって行われる局面の優劣比較結果は必ずしも同じでないことを示した。

7.2 今後の課題

コンピュータ将棋プログラムにおいて、勝率を向上させるためには指し手を正確にすることが一つの方法である。よって指し手の比較手段である評価関数の局面評価値比較を正確にすることが必要であるが、その手段としては評価関数をより正確にして評価関数の局面評価値と適切な局面評価値の差を埋めることは考えられる。

しかし今後本研究では、評価関数の局面評価値と適切な局面評価値の差を埋めることは行わず、局面評価値の揺らぎの程度によって勝率がどのように変わるかを調査する。今後の課題は、まず1秒あたりに探索できるノード(Node Per Second, NPS)が2.5倍になれば自己対戦で勝率が8割に達するとされている [16] ので、提案手法に当てはめるとどのような結果が得られるかを確認することである。NPSを上げる手法としては近年コンピュータ将棋プログラムで主流になっているクラスタ並列を用いる。また、GPS 将棋で採用されている実現確率を活用し、最善手として選択された手と評価値が近い手の実現確率の関係性を調査することである。なぜならば最善手として選択された手の評価値と近い評価値で、実現確率が低い手はより相手の先読みを外す効果が高いと考えられるためである。

- GPS 将棋で採用されているクラスタ並列に対応
- GPS 将棋で計算された優先度による局面評価値への補正の決定

- 他のコンピュータ将棋プログラムと比較するために, floodgate[15] 上の他の将棋プログラムとの対戦

最終的には人間プロが採る戦略である, 今まで指されたことがあまりない場面に対して指し手の研究を行い, 相手の読み筋に無い手を指すことによって勝つことが目的である. 本論文では指し手の比較時に, 相手が予想しているであろう, 評価値の最も高い手にだけを指すのではなく, 評価値の最も高い手以外の手を指すことによって勝利することができる場面が発見された. よって, 目的をもって評価値が多少低い手を選ぶことを今後の課題とする.

謝辞

本研究を進めるにあたり，ご指導を頂いた卒業論文指導教員の松尾教授並びに梶岡助教に感謝致します。また，多くの知識や示唆を頂いた松尾津邑研究室，松井研究室，斎藤研究室の皆様感謝します。

参考文献

- [1] 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, 2006, pp. 78–83, 2006.
- [2] 瀧澤武信. コンピュータ将棋の現状 2006 春. 情報処理学会研究報告, GI 2006(70), pp. 1–8, jun 2006.
- [3] 橋本剛. コンピュータ将棋. Vol. 52, No. 8, pp. 5–9, 2007.
- [4] 金子知適. コンピュータ将棋の評価関数と棋譜を教師とした機械学習. 人工知能学会誌, Vol. 27, No. 1, pp. 75–82, jan 2012.
- [5] 五十嵐治一, 山本一将. コンピュータ将棋への $td(\lambda)$ 法の適用:bonanza の評価関数パラメータ値. 第73回全国大会講演論文集, 第2011巻, pp. 5–7, mar 2011.
- [6] 実現確率の概要. <http://www.logos.t.u-tokyo.ac.jp/gekisashi/algorithm/abstract.html>.
- [7] 慶雅鶴岡. 4. 最近のコンピュータ将棋の技術背景と激指 (<ミニ小特集> コンピュータ将棋は止まらない). 情報処理, Vol. 49, No. 8, pp. 982–986, aug 2008.
- [8] 実現確率打ち切りによる探索アルゴリズム. <http://www.logos.t.u-tokyo.ac.jp/gekisashi/algorithm/index.html>.
- [9] Bonanza 公式ページ. http://www.geocities.jp/bonanza_shogi/.
- [10] インターネット将棋道場, 将棋倶楽部 24 のページ. <http://www.shogidojo.com/>.
- [11] 激指公式ページ. <http://www.logos.t.u-tokyo.ac.jp/~gekisashi/index.html>.
- [12] GPS 将棋公式ページ. <http://gps.tanaka.ecc.u-tokyo.ac.jp/gpsshogi/>.
- [13] 洋史山下. ファジィ・エントロピーを用いた情報管理モデル. 明大商学論叢, Vol. 81, No. 1, pp. 235–254, mar 1999.

- [14] CSA プロトコル. <http://www.computer-shogi.org/protocol/>.
- [15] コンピュータ将棋連続対局場 floodgate のページ. <http://wdoor.c.u-tokyo.ac.jp/shogi/floodgate.html>.
- [16] たくさん読めば強くなる? <http://www.logos.t.u-tokyo.ac.jp/gekisasi/strength.html>, 2013.