JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	モンテカルロ碁における多様な戦略の演出と形勢の制御: 接待碁AIに向けて
Author(s)	池田, 心; Viennot, Simon
Citation	ゲームプログラミングワークショップ2012論文集, 2012(6): 47-54
Issue Date	2012-11-09
Type	Conference Paper
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/11605
Rights	社団法人　情報処理学会, 池田心, Simon Viennot, ゲームプログラミングワークショップ2012論文集, 2012(6), 2012, 47-54.　ここに掲載した著作物の利用に関する注意: 本著作物の著作権は（社）情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。 Notice for the use of this material: The copyright of this material is retained by the Information Processing Society of Japan (IPSJ). This material is published on this web site with the agreement of the author (s) and the IPSJ. Please be complied with Copyright Law of Japan and the Code of Ethics of the IPSJ if any users wish to reproduce, make derivative work, distribute or make available to the public any part or whole thereof. All Rights Reserved, Copyright (C) Information Processing Society of Japan.
Description	

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

モンテカルロ碁における多様な戦略の演出と形勢の制御 ～接待碁 AI に向けて

池田 心　　Simon Viennot

北陸先端科学技術大学院大学　情報科学研究科
E-mail: kokolo@jaist.ac.jp, sviennot@jaist.ac.jp

ゲーム木探索手法の発展・評価関数の精度向上・計算機資源の増大に伴い，コンピュータ囲碁・将棋の棋力は多くのアマチュアにとって十分な強さに到達しつつある．一方で，人間プレイヤを楽しませたり指導するための学術研究はボードゲームではあまり行われていない．本稿では，人間プレイヤを楽しませるために必要と思われる要素技術を列挙することを第一の目標としたうえで，モンテカルロ碁を用いた場合のアプローチをいくつか紹介する．

Production of Various Strategies and Position Control for Monte-Carlo Go - Entertaining Human Players

Kokolo Ikeda　　Simon Viennot

Japan Advanced Institute of Science and Technology, School of Information Science

Thanks to the continued development of tree search algorithms, of more precise evaluation functions, and of faster hardware, computer go and computer shogi have now reached a level of strength sufficient for most amateur players. However, the research about entertaining and coaching human players of board games is still very limited. In this paper, we try first to define what are the requirements for entertaining human players in computer board games. Then, we describe the different approaches that we have experimented in the case of Monte-Carlo computer go.

1. はじめに

近年，ボナンザ法や Bradley-Terry モデルを用いた評価関数の精度向上，モンテカルロ木探索（MCTS）や実現確率探索などのゲーム木探索手法の発展，マルチコア CPU やクラスタ PC を用いた計算機資源の増大に伴い，コンピュータ囲碁・コンピュータ将棋の棋力は目覚ましく向上している．トップクラスのプログラムは将棋ではほぼプロ棋士レベル，囲碁でも３子～４子差程度の水準にあり，殆どのアマチュアにとって「対戦して手ごたえがある」という意味で十分な強さに到達していると言える．

長い間，コンピュータ囲碁・将棋プログラムにとって最も重要な目標は「強くすること」だった．その理由は，それが人智への挑戦という意味で分かりやすい目標であったことと共に，ある程度強くないことには次の段階である「人間を楽しませる」「人間を指導する」といった目的をかなえることはできないからである．強さへの挑戦は少なくとも人間のトッププロに勝つまでは続くであろうが，現時点での強さを考えれば，戦って楽しいプログラムを作成するための学術的研究[1][2]も徐々に盛んになっていくだろう．

囲碁・将棋を離れれば，「自然なＡＩを作る」「人間を楽しませる」ような学術的な取り組みは主にテレビゲームの分野ではすでに盛んであり，特に国際会議 IEEE-CIG (Computer Intelligence and Games) では毎年多くの研究発表と競技会[4]が行われている．例えば FPS

（First Person Shooter, 一人称視点の銃器殺人ゲーム．日本では拒否感が強いせいかマニアックな分野だが欧米では非常に人気が高い）では 2008 年からチューリングテストによる AI の“人間らしさ”を賞金付きで競っており，2012 年初めて「人間プレイヤの平均よりも人間らしい AI」（賞金 7000 ドル）が達成された．あるいはスーパーマリオブラザーズでは「人間らしい AI」の競技の他に,「人間が最も楽しめるような難易度と配置のステージを，プレイヤごとに作る」という意欲的な取り組みも行われている．

囲碁に関して言うと，強さを競う大会は国内外ともに非常に充実しており，UEC 杯，Computer Olympiad, KGS bot tournament（毎月），CGF オープン，CEDEC 大会，TCGA 大会，GPW 杯，JAIST 杯他多くの機会で自分のプログラムの強さを試すことができる．一方で自然さを競う大会[3]や楽しさを競う大会[8]は我々が行ったもの以外国内ではほとんど行われていないと思われる．なお，楽しませるための学術研究があまり盛んでない理由としては，日本におけるゲーム会社とアカデミアの乖離など歴史的社会的な背景とともに,「強さ」に比べて「面白さ」「教育性」などを公平に評価することが非常に困難かつ高コストであることも挙げられるだろう．

こうした背景を踏まえ本稿では，**人間プレイヤを楽しませるために必要と思われる要素技術を列挙する**ことを第一の目標としたうえで，特にモンテカルロ碁を用いた場合にそれらを満たすためのいくつかの簡単なアプローチを提案し，予備実験の結果を報告する．これらの一覧やアプローチは十分洗練されたものとは言えないが，この種の議論や取組が盛んになっていくための一石となることを期待している．

2. 接待碁の要素技術

本章では囲碁に限定して話を進めることにするが，内容としては囲碁以外のゲームにも共通する部分が大きいと考えている．囲碁はハンデをつけやすいゲームであり，かなり技量に差があるプレイヤ同士でも両者が勝つために本気で戦い，楽しむことができる．しかしそれでも，親子・囲碁部の先輩後輩・囲碁教室の先生生徒など，した手（通常は下手と書く，相対的に弱い側）に囲碁を続けてもらいたい場合には，うわ手（通常は上手と書く）は少し小さめのハンデを用い，うまく手加減を行い**楽しんでもらうことを主眼**に局面を導くことが多い．これらはしばしば，“**接待碁**”と呼ばれ，囲碁の強さとは別に“接待碁のうまさ”があることが知られている．

“**指導碁**”はより認知された用語であり主にプロがアマと打つことを指すが，接待碁に比べてその意味合いは様々である．文字通り取ればアマの**棋力向上が主眼**となるが，プロによっては楽しませることを主眼とし，あるいは「手を抜くのは失礼」「悪いと分かっている手はプロとして打てない」「正しい感覚を鈍らせたくない」等の理由から全く通常の碁と同じように打つと決めている棋士も多い[5].

本稿では，初段～十級程度のアマチュアを相手に，アマ有段レベルの人間プレイヤもしくは AI が小さめのハンデ（もしくはハンデなし）で「楽しませる」ことを想定し，そこで必要となりうる要素技術を簡単にまとめる．

Rq-A. 相手モデルの獲得

人間のうわ手は数十手も打てば，した手のおよその棋力，すなわち読みの深さと精度や，形（パターン）に対する感覚，視野の広さなどを把握することができる．対局中にオンラインで把握する以外にも，いわゆる段級位は棋力の目安として有効であるし，事前に棋譜に目を通すなどのオフラインで把握することも可能であろう．これらは以降の要素技術を実施するための重要な礎となりうる．

一方で，接待碁の目的がした手を楽しませることである以上,「どういうときにこのした手は楽しいと思うのか」ということを把握することも重要だろう．ざっと挙げるだけでも，

- 勝つことを何より楽しいと思う人
- 手加減されるのを嫌う人
- 勝ち負けはともかく自分が良い手を打てたときに楽しいと思う人
- 戦いの碁が好きな人
- 平和な碁が好きな人
- 早く打ちたい（うわ手に打ってほしい）人
- じっくり打ちたい（打ってほしい）人
- 石を沢山取れれば満足な人
- 好きな戦型になれば満足な人

- 攻めるのが好きな人
- しのぐ（攻めさせる）のが好きな人
- 毎回同じ戦型で打ちたい（打ってほしい）人
- 多様な戦型で打ちたい（打ってほしい）人
- 打つよりも見るのが好きな人
- 実戦よりも局後の検討が好きな人

など非常に多くのタイプがあり，いくつかはその人の打ち方から予測できるものの，いくつかは申告してもらうよりないものである．

本稿では標準的と思われるタイプを仮定するが，そもそもどういうタイプがいてまた多いのかといったサーベイは今後なされるべきである．

Rq-B. 形勢の誘導

多くのアマチュア，特に子供は勝つことを大きな動機としており，「子供大会の余興でプロが相手をするならば 2 勝 13 敗が好ましい」という見解もある[6]．仮に五分五分の成績で良いとしても，ハンデが本来の実力差よりも小さく設定されている以上，何らかの**手加減**が必要になる．

一方で，なんの抵抗もないままうわ手が土俵を割ったり，重大な悪手で一気にした手側が有利になることも，した手にとって興ざめする原因となる．うわ手は，軽微な悪手でバランスを取りつつ，“失敗に終わることがうわ手側には分かっている挑戦的な手”を打ったり，逆転の前提となる一時的な有利を得ることで，単調なゲームを避け面白い戦いやシーソーゲームを演出することが多い．

形勢の誘導はした手には気づかれずに行い，「自分の力で勝った」と思わせるのが望ましい．どんな打ち方でも負けてあげるのではなく，そのした手にしては良い手を多く打った場合には負け，出来の悪い碁ではきっちりうわ手側が勝つことも必要になる．このことは静的にプログラムを弱くする場合には問題にならないが，勝率を一定シナリオに沿わせようとするような手加減手法の場合には問題になりうる点である．

Rq-C. 不自然な着手の排除

した手側は，仮に手加減をされていることを事前に認識していたとしても，“**不自然な**”手であからさまな手加減をされたと感じると自分の力で勝ったとは思えず，楽しさが減じてしまう．

ここで不自然という感覚はプレイヤに依存した非常に曖昧なものであり，した手がある着手を不自然と思う理由には数通りあることに注意する必要がある．図 1 に例を示す．

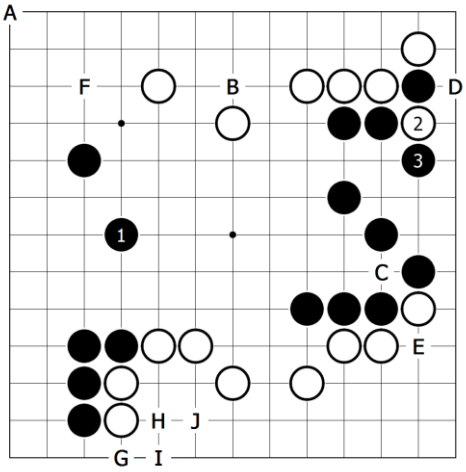

図 1．不自然な着手の例示のための人工的局面．

1) [**形が悪い手**] 局所的なパターンや囲碁のルールから考えて，探索せずとも悪いと分かる手．例えば白 A（位置）や B（パターン）や C（自殺）はなさそうな形の手である．
2) [**流れにそぐわない手**] 仮に白 2 黒 3 という手順でこの局面に来ているとすると，その流れを受け継いで白 D が自然な着手であり，ほぼ同じ大きさ，あるいは悪くない手だとしても白 E は不自然に映る場合がある．
3) [**明らかに損をする手**] 他に明らかに大きい箇所がある場合．例えば図 1 では白 F は白 D や E よりもかなり大きい手だろう．形勢を接近させるために白 D や E を打つとそれらは不自然に映るかもしれない．
4) [**高度すぎる手**] 実は良い手なのだが，した手の棋力では意図を理解できない場合．例えば図 1 で黒が G に着手した後，級位者には白 H（あるいは下手すると白 I）が自然に見え，一見無駄に後退しているように見える白 J の良さは理解されないかもしれない．死活に関連した着手など後の展開でその良さが判明する場合はあまり問題にならないが，ヨセの場合は注意が必要である．この解決には，相手モデルの利用と，着手の高度さの評価が必要である．

手加減した手というのは本来 3)の意味で全て

不自然な手であるが，中級者以下が相手の場合その微小な差よりは 1) 2) 4) が問題になることが多いと考えている．

Rq-D. 多様な戦略

あるうわ手とした手が繰り返し打つことが想定される状況では，いつも同じような手や傾向・戦略で打つことは飽きに繋がる場合が多い．特に AI の場合は, 好みの定石布石を切り替えるに留まらず, 好戦的／防御的, 実利派／厚み派, 悲観派／楽観派などの様々なタイプ（棋風）が用意されていることが飽きを防ぐために有効だろう．

AI の「強さ」は多くの市販の囲碁将棋プログラムで設定できるようになっているが，タイプ設定に関しては一部のテレビゲーム（例えば麻雀やカードゲームなど）のほうがもともと人間くささが大事な種類なゲームだけに，より考慮されている場合が多いように感じる．

Rq-E. 投了のタイミング，思考時間

着手そのもののみならず，投了のタイミングは自然さに大きく影響する．一昔前の一部のプログラムは投了のタイミングが遅すぎて上級者にとって不満であったが，現在のプログラムは（死活・セキ・攻め合いを勘違いしていない限り）そのような場合は減っている．一方で，中級者以下を相手にする場合，早すぎる投了や細かい碁での投了が「どれくらい勝っているか知りたかった」と思わせる葛藤の原因となっている場合が多い．MCTS ベースのプログラムは仮に半目負けでも勝率が一定値（例えば 20%）以下になれば投了することが多いのでこのようなことが生じやすい．

また着手そのものではなく，した手が着手してからうわ手が着手するまでの思考時間というのも楽しさに影響しうる．うわ手が人間の場合，難しい局面を一瞬で打たれるのはした手になおざりにされているような感覚を与えるし，一手の考慮時間を固定しているような AI の場合は“当然の一手”をすぐに打ってくれないことがしばしばストレスになる．

本項 Rq-D は，プログラム設計者が認識さえすれば他の項目よりは比較的容易に実装可能であると思われ，実際されているようである．例えば前者については勝率以外に負け目数を閾値として使う，後者については探索中に何度かチェックポイントを置いて１位と２位の勝率や訪問回数の差を比較して逆転可能性があるかを調べるなどの方法がありうる．

Rq-F. 感想戦・検討・おしゃべり

ネット碁全盛の昨今では忘れられがちであるが，人と人が面と向かった対局では，対局中の発話や局後の検討が楽しみの一つである．例えば，うわ手が非明示的に与えたいくつかのチャンスをした手がちゃんとものにできた場合に褒める，実際に打った手以外の読み筋を披露するなどはした手にとって楽しいことである．

このような発話・検討のうち，した手の悪手や意外な好手の指摘，読み筋の披露はさほど困難ではないかもしれない．ただし，特に将棋と比べた場合に囲碁で注意すべき点は，囲碁では着手位置を座標（７の四など）で表現することは殆どなく, 形や意味を表す用語（ツケ, ハネ, ノビ，アタリなど）が必要になるという点である．多くはパターンやダメの数などを用いて if-then ルールで分類可能であるが，ヒラキ・ツメ・カカリ，カカエとアテ，サガリとヒキなどいくつか分類が困難な用語もあり，機械学習などを用いる必要があるかもしれない．

3. モンテカルロ碁を用いた場合のアプローチ

前章で述べた事柄は接待碁のために必要な技術の一部に過ぎないが，なおかつどの一つを取ってみても決定版がすでにあるような容易な課題ではなく，これから多くの研究者が多くの論文を通じて解決していくべき課題であると考える．

本稿でも全ての要素技術へのアプローチに触れることはせず, Rq-C に関して着手の選択確率に基づく不自然さの排除と, Rq-D に関してプレイアウトの統計量に基づく多様な戦略の演出に関するいくつかのアプローチを提案する．

3.1 選択確率に基づく不自然さの排除

Bradley-Terry モデル等に基づき，着手の“静的な良さ”あるいは**選択確率**を学習する手法[7]

は広く知られており，プレイアウト時の着手選択や木探索部の枝刈り，UCB 値へのボーナス[9]等に使われている．着手の良さは，プログラムにもよるが，概ね「周囲の配石（局所的なパターン）」「直前手からの距離」「盤端からの距離」「石のアタリ・ツギ・ヌキ」などの特徴量を用いて計算される．この静的な良さを用いることで Rq-C 1)で述べた不自然さを回避したい．

また，ここに過去の手からの距離が用いられることは，囲碁の（殆どの局面での）Markov 性を考えれば興味深いことである．本来，着手の良さを定めるのには現在の局面だけを見れば良いはずであるが，「直前手との距離」特徴量は文献[7]でも 0.21（最遠）～4.32（最近）と大きく異なる（つまり有効な）係数を持ち，我々のプログラム Nomitan でも一致率 6%程度の差を生むなど不可欠な特徴量となっている．人間のプレイヤも Rq-C 2)で述べたように着手の流れを重視するため，直前手からの距離を特徴量に含めた静的評価関数を用いることは有望であると考える．

当然，Rq-C 3) で述べたように，いくら形が良くても，（プログラムにとっての）最善手に比べて勝率が悪すぎるような場合はその手は着手すべきではない．即ち，「静的な評価値が悪すぎない」「動的な評価値が悪すぎない」という条件を両方満たしたうえで，意図的に弱い手を打つことを狙う．

3.1.1 勝率制御のための提案手法

Rq-B 最後で述べたように，手加減には大きく二つの戦略がありそれぞれ長所と短所がある．

- [常に一定の弱さを演出する方法] 探索時間を短くする，１位の手との差の目標値を定める[2]など．相手の強さが分かっている必要がある（Rq-A）．
- [形勢に応じて手加減の度合いを決める方法] 形勢が良い場合には大きく手を抜き，悪い場合には最善手に近い手を打つなど．した手が良い手を打っても悪い手を打っても勝ち負けに影響しない恐れがある．

本稿では，後者の方法を用いた以下の手順からなる手法を提案する．

I. [探索] そのプログラムに標準的な方法で MCTS による探索を行い，有望な順にソートする．この際，一部の手のみに探索が集中しすぎないように C 値を大きめにする，訪問回数の占有率に上限を設けるなどの工夫を行う．これは，2 位以下の手を着手することが多い“手加減”ならではの精度向上のための配慮である．
II. [唯一の手がある場合] １位の手の勝率と２位の手の勝率が T_{uniq}（例えば 10%）以上の場合，1 位の手を着手する．これは Rq-C 3)，明らかに悪すぎる手を打たないことに対応する．
III. [低勝率の場合] １位の手の勝率が T_{min}（例えば 30%）未満の場合，１位の手を着手する．これは Rq-B，容易に土俵を割らないことに対応する．
IV. [中勝率の場合] １位の手の勝率が T_{min} 以上 T_{max}（例えば 45%）未満の場合，１位の手との勝率差が T_{dif}（例えば 3%）以上の手の中から最も遷移確率が高い手を選択する．望ましい勝率の範囲内であるので，あまり悪くない自然に見える手を着手する．
V. [高勝率の場合] １位の手の勝率が T_{max} 以上の場合，勝率差が大きすぎず，選択確率が小さすぎない手の中で最も勝率の**悪い**手を着手して勝率を下げることを試みる．そういう手が存在しなければ１位の手を打つ．

   この際の条件には以下のように，勝率差がある程度大きくても選択確率が大きければ認めるような式を用いる．

   i. 勝率差 3%以下かつ選択確率 5%以上
   ii. 勝率差 4%以下かつ選択確率 10%以上
   iii. 勝率差 6%以下かつ選択確率 20%以上
   iv. 勝率差 8%以下かつ選択確率 40%以上

表１：探索された手と勝率・静的選択確率の例

順位	着手	勝率	選択確率
1	A	54%	0.15
2	B	51%	0.25
3	C	49%	0.15
4	D	48%	0.25
5	E	38%	0.30

表１に例を挙げる．１位 A と２位 B の勝率差は 3%であるので，T_{uniq}=10%であれば II の条件には当てはまらない．１位 A の勝率は十分高いので III, IV の条件には当てはまらないが，もし

T_{max}=60% T_{dif}=5%などと設定していた場合は，A, B, C のうち最も選択確率の高い B が着手される．B は i, ii の条件を満たし，D は条件 iii を満たすが，C,E はどの条件も満たさない．従って, B, D のうち最も勝率の悪い D が着手される．

3.1.2 評価

a) 手加減をしないもの， b) 持ち時間を 1/12 程度にして弱くしたもの, c) 3.1.1 の手法を用いて軽度の手加減をしたもの，d) 中程度，e) 強度の手加減をしたもの，についてそれぞれ約 100 戦，kgs サーバ上 13 路盤一手 5 秒（人間プレイヤは一手 15 秒) でさまざまな強さのプレイヤと対戦を行わせた．まず，相手の強さごとの勝敗を表 2 にまとめる．

パラメータは T_{uniq} = 0.08c， T_{dif}=0.03c，T_{min}=0.35, T_{max}=0.55, 条件 V の勝率差条件をそれぞれ 0.03c, 0.04c, 0.06c, 0.08c と置いたうえで, 軽度の手加減では c=0.8, 中程度では c=1.5, 強度では c=2.5 とした．

表 2 ： 4 つのプログラムと，強さの異なる人間との勝敗 （勝ち数 - 負け数，勝率）

AI	対 2d 以上	対 2k-1d	対 3k 以下
a	17-5, 77%	33-8, 80%	44-4, 92%
b	4-2, 67%	24-22, 52%	32-3, 91%
c	**4-10,29%**	39-36, 52%	55-12, 82%
d	1-18, 3%	**17-23, 42%**	19-12, 61%
e	0-14, 0%	6-37, 14%	**22-39, 36%**

手加減をしない場合(a)，Nomitan は 2d（日本の碁会所なら四段クラス）以上のプレイヤに勝率 77%と十分強い．3k 以下にも何戦か負けているのは，苦手な死活・攻め合いが発生したか, ネット碁にありがちな「実は強いプレイヤ」と当たった可能性が高い．探索時間を短くした場合(b), 3k 以下への勝率は殆ど改善しなかった．これ以上短くすることは明らかな読み落としに繋がるため現実的ではないと考える．

提案手法により軽度の手加減を行うと(c)，2d 以上には十分負けることができるが，3k 以下にはまだ勝ち過ぎている．以下(d)(e)と手加減の度合いを強くすると，3k 以下に対しても 36%とほどほどの勝率にすることができた．現実的には相手が有段者なのか 3 級以下の級位者なのかは申告されるかは容易に分かるため (Rq-A に関係)，例えば表 2 で太字にした部分のようにパラメータを調整すれば適度な手加減が可能だろう．

図 2 は 8k との対局（白が強度手加減の Nomitan，途中まで）で，黒の 6 目半勝ちとなっている．白 54 など各所にぬるい手はあるが，明らかに悪いようなひどい手は見当たらない．多くの被験者による不自然さの確認は今後の課題であるが，棋力の異なる何人かが数十枚を目視して (b)や選択確率を考慮しない場合と比較した限りでは提案手法は十分有望であることが分かった．

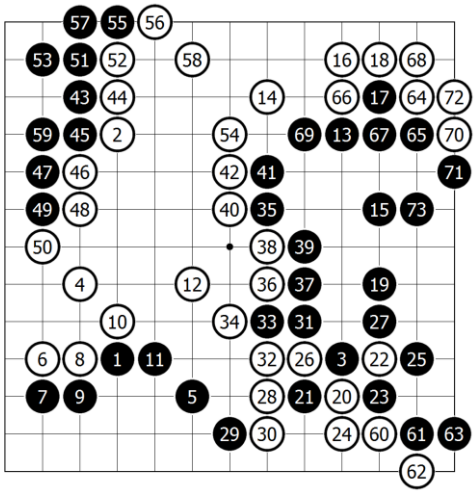

図 2 :黒 8k プレイヤ vs 強度手加減の Nomtitan

3.2 プレイアウトの統計量に基づく多様な戦略の演出

特定の戦略を演出する方法としては，その戦略を実施している棋譜の学習とそれに伴う特徴量の追加[10]などが一般的であろう．特定の戦略ではなく単に多様であれば良いのであれば，お互いの戦略が遠くなるような多点探索法を用いた最適化手法[2]も利用可能である．

本稿では，モンテカルロ碁に共通する手順をほんの少し拡張・変更することで，容易にいくつかの戦略傾向（棋風）が演出できることを報告する．

モンテカルロ碁では通常，末端ノードからランダムプレイにより終局まで局面を進め，a) 地合を数えて b) コミを加え, c) 勝敗を 0/1 で定める．これを通過ノードにバックアップし，各ノードは訪問回数と勝利数を記録する．この a) b) c) 各部分に若干の補正を加える．

a）実利派と中央派

終局して地合を数える際，ルール上当然，通常は全ての交点の価値は等しく 1 目であると考える．ところがこれを「中央付近は 0.5 目」「隅・辺は 1.5 目」などのように重みづけして考えることも大きな変更なしに可能である．このようにして求められた勝敗は当然真の勝敗とは異なり，実際には負けていても隅辺を多く取っていれば勝ちと判断してしまう．このことは探索にとって致命的なように思えるが，実際には実利派・中央派という棋風の演出に用いることができる．アルゴリズムは以下の通りである．

I. 中央重視パラメータ α，影響限定パラメータ n_{max} を定める．
II. 第 n 手目（$n < n_{max}$）の局面で探索する際は，地合いを数える際に以下の重みづけを行う
   i. 1 線から 3 線を $1-\alpha$（$1-n / n_{max}$）
   ii. 4 線を 1
   iii. 5 線以上を $1+\alpha$（$1-n / n_{max}$）

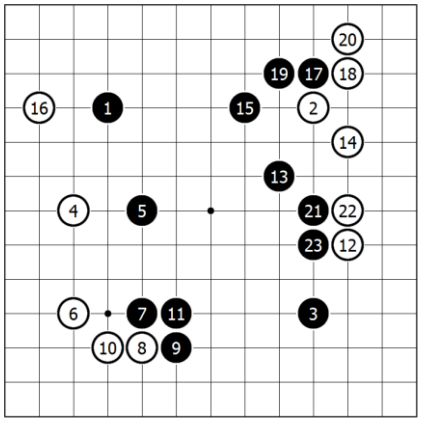

図 3 ：中央派（黒）対実利派（白）の対戦例

1 線とは盤端，2 線とは盤端の 1 つ内側の交点のことを指す．図 3 は，黒が $\alpha=+0.2$（中央派）白が $\alpha=-0.2$（実利派），$n_{max}=80$ とした場合の対局例である．明らかに黒が中央志向，白が実利志向となっていることが分かる．

ここでベースに用いた Nomitan のオープンソースプログラム Fuego に対する勝率は補正なしで 56%であるが，実利派の勝率は 58%，中央派の勝率も 46%と，接待碁をするような中級者相手に問題となるレベルの性能低下はみられなかった．なお本稿の本筋には関係ないが，実利派の勝率が若干向上したのは，Nomitan では学習に 19 路盤の棋譜を用いており，中央が狭い 13 路盤ではやや中央を取ることが不利に働くためだと考えている．

b）悲観派と楽観派

人間のプレイヤは，アマからプロに至るまで，多少なり悲観・楽観の傾向を持つ人が多い．悲観派は勝っているのに負けそうだと考えて勝負を焦り負けを早め，楽観派は負けているのに勝ちそうだと考えてチャンスを逃して負けるといったことは頻繁に見うけられる．

勝っているのに負けている，負けているのに勝っているという誤りを演出するためには，地合い差に仮想のコミを加える（減ずる）のが容易である．このような仮想のコミは，勝率の低い・高い局面での挙動を改善するための Dynamic Komi と似ている．アルゴリズムは以下の通りである．

I. 楽観パラメータ β，影響限定パラメータ n_{max} を定める．
II. 第 n 手目（$n < n_{max}$）の局面で探索する際は，地合いを数え通常のコミを加えたあとに，自分側の地に $\beta(1-n / n_{max})$ を加える．

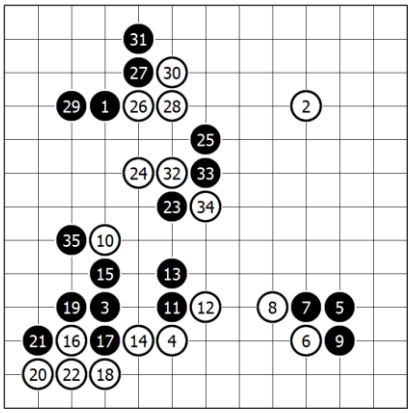

図 4 ：楽観派（黒）対悲観派（白）の対戦例

図 4 は，黒が $\beta=+10$（楽観派），白が $\beta=-10$（悲観派），$n_{max}=80$ とした場合の対局例である．白 10, 24, 32, 34 などに悲観的な“頑張った”手，黒 19, 29, 35 などに楽観的な“鷹揚な”手が確認できる．Fuego に対する勝率は楽観派 59% 悲観派 53%であり，補正なし（56%）と比べ大きく弱くはない．楽観派の勝率が若干向上したのは，Nomitan には死活や攻め合いに弱点

があり，戦いの局面を避けることが弱点の影響を防ぐことに繋がったためと考えている．

c) 好戦派と厭戦派

デフォルトの MCTS では,「黒 5.5 目勝ち」「白 9.5 目勝ち」といった地合い差を，単純に「黒勝ち」「白勝ち」という 0/1 の値に変換する．このことが地合い差をそのまま用いることに比べ頑健であることは良く知られているが，一方で Zen の開発メンバーの加藤氏は「Zen では地合差も利用している」と述べており，例えば小差負けと大差負けは区別するなどいくつかの拡張が考えられる．

そもそも，目数差そのものをプレイアウトからバックアップして全ノードにその分布を持つことは容易である．例えば，図４左は右の人工的局面（白番）からの分布であり，落ち着いた局面のため分散の小さい単峰の分布となっている．図５左は右の人工的局面（黒番）からの分布であり，上辺に死活があり二峰の分布となっている．

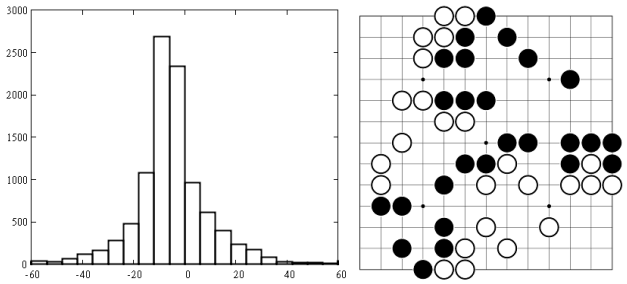

図５：静かな局面（右）と地合い分布（左）

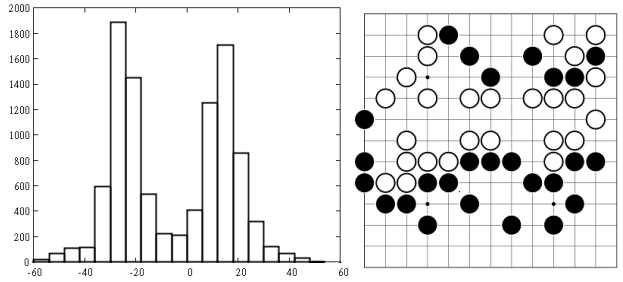

図６：激しい局面（右）と地合い分布（左）

この分布の形状を用いて，**好戦派と厭戦派**を演出できる．例えば，ある局面から手 A を打った場合のヒストグラムが図５左，手 B を打った場合が図６右だとすると,好戦派は手 B を好み，勝率が低かろうとも厭戦派は手 A を好むだろう．これは一種の地合いの効用（Utility）と捉えることができる．

４．おわりに

本稿では，人間プレイヤを楽しませるために囲碁 AI に求められる要素技術を列挙したうえで，自然な形勢の制御と，多様な戦略の演出のためのアプローチをいくつか提案し，それが有望であることを示した．

現時点ではこれら要素技術，アプローチは十分に洗練されたものとは言えず，また実際にこれらの手法を用いることが楽しさに繋がるということを示したわけでもない．今後は，被験者実験を通じた楽しさの評価，囲碁インストラクターへのインタビュー，楽しさを競う大会の継続，プレイ可能なプログラムの kgs などインターネット上への公開などを通じて，接待碁への関心や参画を喚起したいと考えている．

参考文献：

[1]. H. Iida and K. Handa, Tutoring Strategies in Game-Tree Search, ICGA Journal, 191-204, 1995

[2] 上田陽平，池田心，遺伝的アルゴリズムによる人間のレベルに適応する多様なオセロ AI の生成，第 27 回ゲーム情報学研究会，2012

[3] JAIST 杯　囲碁 9 路盤「接待碁」コンテスト，http://www.jaist.ac.jp/jaistcup/2012/jc/9ro.html

[4] IEEE-CIG Competitions, http://geneura.ugr.es/cig2012/competitions.html

[5] 大橋拓文五段（囲碁棋士），personal communication, 2012

[6] 米長邦雄永世棋聖（将棋棋士），personal communication, 2012

[7] Remi Coulom, Computing Elo Ratings of Move Patterns in the Game of Go, ICGA Workshop, 2007

[8]JAIST 杯囲碁 9 路盤チューリングテスト大会, http://www.jaist.ac.jp/jaistcup2011/9x9_details.html

[9]前原彰太，橋本剛，小林康幸，局面評価関数を使う新たなUCT 探索法の提案とオセロによる評価，第24回ゲーム情報学研究会，pp. 1-5, 2010

[10] 滝瀬 竜司，田中 哲朗，入玉指向の将棋プログラムの作成，情報処理学会論文誌，2012