

ガイスターにおけるモンテカルロ法を利用した実力調整 AI

間仁田 龍, 鈴木 徹也[†]

芝浦工業大学[†]

1 研究背景と目的

一般的なプレイヤーと対戦することを前提にしたゲーム AI は対戦相手と同等の実力を持つことが望ましい。なぜなら,そのような AI は対戦相手を楽しませることや,指導することを目的に使用されるが両者の実力に差があった場合,一方的な対局となりこれらの目的を果たすことが難しくなるからである。

そのようなゲーム AI の先行研究にはオセロ[1]のような完全情報ゲームを対象としたものが多い。一方で,不完全情報ゲームを対象としたものは少ない。

本研究の目的は,不完全情報ゲームのゲーム AI について実力を対戦相手と同程度に調整する手法を提案することである。対象のゲームとしてガイスターを用いる。

2 不完全情報ゲームガイスター

2.1 ルール

ガイスターは2人で行う不完全情報ゲームである。4隅に矢印のある6×6のボードとプレイヤーごとに赤と青の駒計4個ずつを用いる。

各プレイヤーはゲーム開始時に自陣側の枠内に自分の駒を自由に配置する。(図1)

相手の駒の色はその駒を取って初めて確認できる。

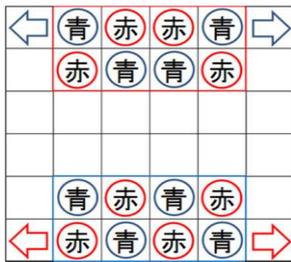


図1 ガイスターの初期配置例

2.2 勝利条件

ガイスターでは以下の3種類の勝利条件の中からどれか一つを満たすことでゲームに勝利することができる。

- 相手の青駒をすべて取る。
- 自分の赤駒をすべて相手に取らせる。
- 青駒一つを敵陣の矢印からゴールさせる。

3 関連研究

上田らはプレイヤーの対戦した棋譜から同等の強さを持つオセロ AI を生成する手法を提案している。[1] 手法の概要は以下の通りである。

1. 対象とするプレイヤーの棋譜およびそのプレイヤーより強い評価用 AI を用意する。
2. 各局面の評価用 AI による最善手とプレイヤーによる着手との評価値の差を求め,プレイヤーの誤謬度を求める。
3. 評価用 AI と同様の評価関数を利用してプレイヤーと同程度の誤謬度を持った着手を選択する対戦用 AI を生成する。

ガイスターでは駒の色によって着手の評価が大きく変わる。そのため正しい駒の色を知っていなければ正確な評価を得ることができない。

したがってこの手法をガイスターに適用することは難しい。

4 着手評価比較手法

本研究ではプレイヤーと同等の実力を持つガイスター AI の着手決定手法として着手評価比較手法を提案する。

4.1 手順

以下に着手評価比較手法の手順を簡単に紹介する。

1. 相手着手の評価から目標評価値を求める。目標評価値とは,相手の着手がどの程度優れたものであるかを示す指標である。
2. 現在の局面から指すことのできる各着手の中から,目標評価値と同程度の評価値を持った着手を選択する。

4.2 局面評価手法

着手評価比較手法では,ガイスターの局面を評価する必要がある。これは,相手の着手および現在局面から指すことのできる各着手の評価を着手直後の局面を評価することで求めるためである。

本研究ではガイスターにおいて有用であるとされているモンテカルロ法[3]を局面評価手法として利用する。

5 実験

5.1 実験1 提案手法の評価

提案手法の有用性を確認するために対局実験を行った。比較対象は,目標勝率を100%としたモンテカルロ法に

AI for Difficulty Balancing Using a Monte Carlo Method in the Game of Geister

[†]Manita Ryo, Suzuki Tetsuya Shibaura Institute of Technology

もとづくゲーム AI と提案手法にもとづくゲーム AI である。

それらを次の3つのゲーム AI と対戦させ勝率を測定した。一つ目はモンテカルロ AI のプレイアウト回数を減らした弱モンテカルロ AI, 二つ目は自分と対戦相手の駒数の差のみを評価値とした駒取り AI, 三つ目は駒全体のゴールへの距離を評価値とした前進 AI である。

これらを以下の条件で対局させた。

- 先攻, 後攻 250 回の合計 500 試合行った
- 駒の初期配置はランダムに設定した
- 駒色推定にはアルゴリズム UPP[2]を用いた

表 1 対戦結果 (勝率)

対戦相手	弱モンテ カルロ	駒取り	前進
モンテカルロの勝率	71.0% (21.0%)	88.2% (38.2%)	77.2% (27.2%)
提案手法の勝率	22.6% (27.4%)	44.6% (5.4%)	51.0% (1.0%)

対局結果を表 1 に示す。表中の括弧内の数値は勝率と 50%との差の絶対値である。勝率が 50%に近いほど提案手法が有効に機能していることを示している。

モンテカルロ AI の勝率から提案手法の勝率への変化を対戦相手ごとに確認する。

- 弱モンテカルロ AI との対戦の場合, 勝率 50%との差の絶対値は 21.0%から 27.4%へと増加している。
- 駒取り AI との対戦の場合, それは 38.2%から 5.4%に減少している。
- 前進 AI との場合, それは 27.2%から 1.0%に減少している。

この結果から提案手法は弱モンテカルロ AI には有効に働かなかったが, 駒取り AI と前進 AI には有効に働いたといえる。

弱モンテカルロ AI との対戦で提案手法はゲーム終盤に悪手で負けることが多かった。その原因はゲーム終盤では一手による勝率の変化が大きく, 特に終局直前では一つの着手のみが有効である場面が多く局面の評価がうまくいっていないと考えられる。

駒取り AI と前進 AI に対して提案手法が有効だったのはそれらの AI は着手の決定に単純な評価関数を用いており, ゲーム終盤でも着手の傾向が変わらないためだと考えられる。

5.2 実験 2 目標勝率の切り替え機能の評価

提案手法 AI の目標勝率をゲーム終盤では 100%とすることで問題の解決を図った。ゲーム終盤を判定する基準を

2つ設定した。その一つは局面に存在する駒が6個より少なくなった場合である。もう一つは自陣ゴールから最も近い相手の駒がそのゴールから最も近い自分の駒と同じ距離にある場合である。

これを実験 1 と同様に 3 種類のガイスター AI と対局させ, 評価を行った。表 2 にその結果を示す。

表 2 対戦結果 (勝率)

対戦相手	弱モンテ カルロ	駒取り	前進
目標勝率切り 替えの勝率	52.2% (2.2%)	67.4% (17.4%)	68.0% (18.0%)

実験 1 の提案手法から実験 2 への勝率の変化を対戦相手ごとに確認する。

- 弱モンテカルロ AI との対戦の場合, 勝率 50%との差の絶対値は, 27.4%から 2.2%へと減少した。
- 駒取り AI との対戦の場合, それは 5.4%から 17.4%へと増加した。
- 前進 AI との対戦の場合, それは 1.0%から 18.0%へと増加した。

この結果から目標勝率切り替え機能によって弱モンテカルロ AI への働きは実験 1 と比較して改善したといえる。

一方で, 駒取り AI および前進 AI への働きは実験 1 と比較して悪化している。これは前述した理由により駒取り AI および前進 AI はゲーム終盤であっても着手の傾向が変わらないためである。

6 まとめ

本研究では, モンテカルロ AI を用いて対戦相手と同程度の評価の着手を指すことで, 対戦相手と同程度の実力を持ったガイスター AI を実現する手法を提案した。

実験により提案手法は, 着手に単純な評価関数を用いる相手には有効であることを確認した。

今後の課題は, ゲーム終盤での着手傾向の変化に対応することである。

参考文献

- [1] 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應する多様なオセロ AI の生成 情報処理学会研究報告 Vol.2012-GI-27 No.5, 2012.
- [2] 三塩 武徳, 小谷 善行. ゲームの不完全情報指定アルゴリズム UPP とそのガイスターへの応用 情報処理学会研究報告 Vol.2014-GI-31 No.4, 2014.
- [3] 佐々木 晴也. 不完全情報ゲームガイスターの開始局面による優劣のモンテカルロ法を利用した調査 芝浦工業大学学士論文 2016 年度.