

人間にとって手強さを感じさせるガイスターAI の提案

伊藤篤志¹ 伊藤毅志¹

概要: 不完全情報ゲームであるガイスターの AI の研究は行われているが、現在のところ最強と言われている AI でも人間と対戦して十分に勝ち越すレベルのものは出来ていない。これは、何回か対戦すると、AI の癖が容易に見破られてしまうことが原因であると思われる。本研究では、この問題を解決するために、ベイズ推定を用いた相手の駒の推定を行い、相手も同様に駒推定を行うことを利用して木探索を行う AI を提案した。この提案 AI と過去の AI 大会で優秀な成績を収めている 2 つの AI を実際に人間と対戦させることで、AI と対戦したときに人間が感じる手強さや面白さについて評価させる実験を行った。その結果、提案 AI は従来の AI の一つよりは手強く、面白く感じさせることが出来たが、もう一つの AI とは同等の手強さと面白さであることが示された。対戦した AI に対する感想から、提案 AI の有効性が示せたプレイヤーも多数いたが、一部のプレイヤーには見破られてしまった。より見破られにくくするために、探索に用いる評価関数の設計をより工夫した方が良い点が示唆された。

キーワード: ガイスター、手強いプレイ、ベイズ推定、木探索

A Geister AI that is tough against Human Players

ATSUSHI ITO^{†1} TAKESHI ITO^{†1}

Abstract: In recent years, there has been a lot of research on AI for the imperfect information game Geister, but even the strongest AI has yet to be able to play against a human and win. This is probably due to the fact that the habits of the AI can be easily detected after a few rounds of play. In order to solve this problem, we proposed a tree search AI that uses Bayesian estimation of the opponent's pieces and the self piece estimation as well. The proposed AI and two other AIs that had achieved excellent results in past AI competitions were tested against human players to evaluate the strength and fun of the AI against human players. The results showed that the proposed AI was sufficiently tougher and more interesting than one of the conventional AIs, but was equally tough and interesting as the other AI. Many players were able to demonstrate the effectiveness of the proposed AI, but some players were able to see through it. In order to make it more difficult to be detected, it was shown that the design of the evaluation function used in the search needs to be improved.

Keywords: Geister, formidable play, Bayesian estimation, tree search

1. はじめに

近年、Alpha Zero の登場により、二人完全情報確定ゲームに分類されるゲームでは、人間のトッププレイヤーよりも強い AI が開発され、研究の関心はプレイヤーの観測できる状態に制限のある不完全情報ゲームなどの分野へと広がりを見せている。

本研究で取り扱うガイスターは不完全情報ゲームの一種であり、近年 AI 大会が開催されるなど研究対象として注目されているが、大会で優秀な成績を収めている AI であっても、人間との対戦では勝ち越すことができていない。その原因として用いられている戦略が単調で、駒の推定が容易であることなどが挙げられる。その結果、対戦しても楽しむことができないことも示唆されている[1]。

本研究ではこれらの問題を解決し、人間に手強く感じさせるガイスターAI の提案を試みる。

2. ガイスターについて

2.1 概要

ガイスターとは、アレックス・ランドルフによって 1982 年に考案された不完全情報ゲームである。

互いに自身の持つ駒を動かしていき、相手の駒を取り合うチェスライクゲームであるが、相手の駒の種類が不明であるため、予測や騙しによる局面の読み合いが重要となる。

同ゲームは 2017 年より AI の強さを競う大会が定期的に行われるようになり、ゲーム AI の研究対象としても注目を集めている。

2.2 ルール

各プレイヤーは、青駒（良い駒）と赤駒（悪い駒）という 2 種類の駒をそれぞれ 4 個ずつ所持し、6×6 の盤の自陣に自由に配置する。

盤上の相手の駒の種類はわからないが、相手の駒を取ることでその駒の種類を知ることができる。

ゲームの勝利条件は、以下の 3 つである。

¹ 電気通信大学
The University of Electro-Communications

- a. 自身の青駒を相手陣地側の出口から脱出させる
- b. 相手の青駒をすべて取る
- c. 自分の赤駒を相手にすべて取らせる

3. 関連研究

柄川ら[2]は、ガイスターにおける駒推定が強さに及ぼす影響について調査している。具体的には、モンテカルロ法をベースとしたプレイヤ同士で、一方のプレイヤのみに駒色情報を与えた状態で対戦させ勝率を比較している。与える駒色情報の条件を、駒の数や色の内訳、情報の精度を変更して比較しており、推定駒数が高いほど勝率が高く、精度は60%程度であっても勝率向上が見られたことが報告されている。この結果から、ガイスターの強さに駒色の推定は強く関係していることが示唆される。

岸野ら[1]は、特定の自分の駒の色に対する認識を取って反転させた状態でゲーム木探索を行うことでブラフのようなプレイを行う手法を提案している。人間相手の対戦実験で、ブラフを用いないAIは駒の色が容易に見破れてしまい、対戦が簡単でつまらなくなるのに対し、このブラフ手法によって駒色の推定に駆け引きが生じ、対戦が面白くなるという感想が得られており、駒の色を推定されにくくすることで手強さや面白さを向上させることが期待される。

4. 予備実験

4.1 目的

人間に手強く感じさせることを目的としたガイスターAIの開発にあたり、具体的にどのようなことを考慮すればよいのかを明らかにする必要がある。そこで、実際に人間同士でガイスターをプレイさせ、プレイ中の思考を発話させることで、着手の決定や相手の行動に対する反応を調査した。

4.2 手法

実験は電気通信大学の男子学生3名を参加者として、各組合せ先後1局ずつ、持ち時間は無制限で行った。また、対戦にはAI大会でも用いられているサーバとクライアントを使用した。

4.3 結果

実際に得られた発話データの一部を表1から表3に示す。思考の流れに強くかかわると考えられる箇所を太字で示してある。

4.4 考察

発話データ1においては、被験者はまずAFCの3つの駒を使って攻めていこうという作戦を立てており、また相手の行動について2通りの予測を行っている。そして、相手の行動が予測通りだったことで、事前に考えていた作戦を実行しようとしている。

表 1 発話データ 1

AFCの3駒で、ちょっと取っていいかなと思います。Aを前に出してきただけことは、一応青である確率がちょっとだけあるということで。どう攻めてくるか。横に動かしてゴールに近づけていくか、Dの前において、ブラフをかけていくかのどちらか。その可能性が的中したと。この場合Dは取られてもいいんで、AFCで攻めて行きます。こっちの作戦は、GとHを取ってゴールに進めていきたいんで、最悪の手として考えるのは、AとGとHが全部赤ってということなんですけど。確率は低い気がするんで、FでG攻めて行こうと思います。

表 2 発話データ 2

露骨に攻めてくるのが赤って相手は考えてるんだったら。多分考えてる。だからBを取らない。と僕は思います。だからさっきからB取ってないわけであって。もしこっちも露骨に駒を動かしたら、前に動かしたらこれも赤って信じてくれるんじゃないか。もしAをこのターンスルーしたなら結構勝ちが、見えてくるんじゃないでしょうか。だめみたいです。じゃあもう一段階ブラフを仕掛けていきましょう。

表 3 発話データ 3

Bを出して、赤がある方向に誘導します。取られても赤に近くなるので、いいということで。最初に赤取っちゃったんで相手は、ちょっとやりにくいんじゃないかな。どっちも取られると、だいぶ辛いことになる。駒数的にだいぶ不利になってしまうんで。どっちも取っちゃった。どうしよう。これBに蹂躪されて終了。あのBどうすればいいんだ。そういう戦法に対しとらなきゃいけない決断は、なんだ。A、Eとってくれること期待して。DとH前に出して。

発話データ2においては、相手の駒推定に関する予測を行っており、その裏付けとして過去の行動について言及している。そして、そこから相手の行動を予測してブラフを実行している。しかし、実際の相手の行動は予測していたものと異なるために、さらにブラフをかけるという作戦を新しく立てている。

発話データ3においては、相手の行動を誘導するための手を指しているが、相手は駒を取ることをためらい、その誘導には相手は乗らないだろうという行動の予測を立てて

おり、予測が外れたことにより動揺している様子が見られる。その後、改めて相手の行動に期待して作戦を立て直すようにしている。

これらを含めた発話内容から、ガイスターをプレイしている人間の思考過程は、「相手の戦略を推定し、それに基づいて駒の色や相手の行動を予想する」、「予想と実際の相手の指し手と比較し相手の戦略推定を更新する」、「推定した相手の戦略に応じて自分の戦略も更新する」、「自分の戦略に基づいて着手を決定する」という段階で構成されているのではないかと考えられる。

この仮説に基づく、相手の戦略の推定の難しさは自分の戦略決定の難しさに関係すると考えられる。また、自分の戦略決定の難しさは手強さにも関係すると予想される。すなわち、相手の戦略を推定しにくくすることが手強さに関連していることが示唆される。

5. 提案システム

5.1 概要

先行研究である栃川らの研究から、相手の駒の色を正確に推定すること、岸野らの研究から、駒色を見破られにくくすることが手強さを感じさせるためには必要であると考えられる。また、予備実験の結果より、手強さを感じさせるためには、AI が自身の戦略を見破られにくくすることも必要であると考えられる。そこで本研究では、手強さを感じさせるための要素を「相手駒色の正確な推定」、「自駒色の推定されにくさ」、「戦略の見破られにくさ」と考え、以下の3つの実現を目指す。

5.1.1 バイズ推定を用いた駒色推定

相手駒色の正確な推定の実現のために、駒色推定手法にはバイズ推定を採用する。具体的には、ある駒色パターンにおける着手の選択確率を尤度と考え、駒色パターンの確率を推定する。

5.1.2 自己の着手に対する駒色推定

自駒色の推定されにくさの実現には、自己の合法手それぞれを指したと仮定して駒色推定を行い、その手を指した場合に相手がこちらの駒色をどう推定するかを考慮したうえで、ゲーム木探索を実行する。

5.1.3 重み付け乱択による着手決定

探索の結果得られた評価値に基づいて、最大の評価値-0.2 以上の評価値を取る手を候補手として、評価値が高い手ほど選択されやすくする重み付け乱択によって着手を決定することで、同一局面に対する着手にばらつきを持たせ、戦略を見破られにくくする。

5.2 評価関数

探索先の局面を評価するための評価関数は、勝ち=1、負け=-1 として、有利であるほど1に近く、不利であるほど-1に近い値をとることで表現することにする。

ここで、局面の良し悪しに影響を与える要素として、互

いの取った駒の色と数と、それぞれの駒がどのような位置に居るのが重要であると考え、これを数値化することで表現する。

5.3 アルゴリズム

着手決定の流れを図1に示す。

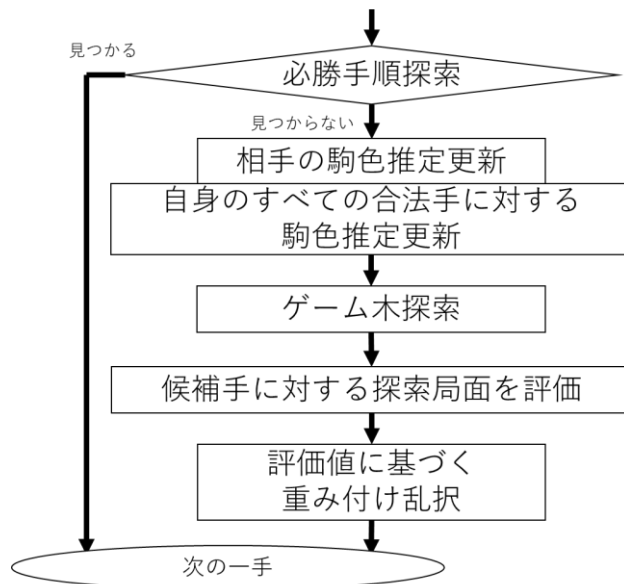


図1 着手決定手順

まず、必勝手順がないか探索で調べ、見つかったらその手を選択される。見つからなければ、相手の指し手に応じて、相手の駒色の推定が毎回更新され、同時に自身のすべての合法手を指した場合の自身の駒色推定を更新する。その駒色推定に基づいて一定時間ゲーム木探索（反復深化）を行い、すべての合法手に対する評価値を得る。その評価値が高い手ほど確率的に高く選択されるように重みづけ乱択を行い、次の一手を決定する。

6. 評価実験

6.1 目的

本実験では、提案手法を導入したAI（以下、提案AI）と既存のAIを人間と対戦させて、手強さや面白さの感じ方についての評価を行い、提案手法の有効性を検証した。

6.2 手法

被験者はガイスターの経験を問わず、成人している電気通信大学の学生8名とした。

対戦するAIには、提案AIに加え比較対象として、過去のAI大会で複数回優勝しており、既存AIの中で最強クラスの川上AI[3]と立木AI[4]を用いた。

対戦回数は各AIと10戦、計30戦とし、対戦させる順序は、被験者ごとにランダムに変更した。

各AIの評価は手強さと面白さの5段階評価と自由記述によるアンケートによって行った。

6.3 結果

まず、被験者ごとの各 AI に対する勝率を表 4 に示す。勝率の平均は立木 AI、提案 AI、川上 AI の順に高かった。

アンケートによって得られた各 AI の評価を表 5 に示す。提案 AI の評価の平均は、手強さ面白さともに川上 AI より高い評価を得た一方、立木 AI とはほぼ同等の評価であることがわかった。また、提案 AI に対する評価に着目すると、手強さ、面白さともに 4 点以上の高評価のグループ (A,B,D,E,G) と 3 点以下の低評価のグループ (C,F,H) に明確に分かれた。

6.4 考察

手強さの評価が低くなった原因としてまず考えられるのは、AI に対する勝率である。実際に提案 AI を低く評価した 3 名はいずれも提案 AI に対する勝率が 8 割を超えており、大きく勝ち越していたといえる。

しかし、被験者 A は提案 AI に対して 8 割の勝率を収めているにもかかわらず、手強さの評価は 5 となっている。また、被験者 F は立木 AI に対する勝率が最も高いにもかかわらず、アンケートでは立木を最も手ごわかったと評価している。といった例から、手強さ＝勝率とは言えないと考えられる。そこで、低評価の被験者と提案 AI の対戦内容について分析を行った。

表 4 被験者ごとの各 AI に対する勝率

	提案 AI	川上 AI	立木 AI
A	0.8	0.8	0.8
B	0.5	0.7	0.4
C	1.0	0.7	0.7
D	0.6	0.8	0.8
E	0.7	0.7	0.9
F	0.8	0.8	0.9
G	0.6	0.8	0.8
H	0.9	0.5	0.7
平均	0.7375	0.725	0.75

表 5 事後アンケートによる各 AI の評価

	手強さ			面白さ		
	提案 AI	川上 AI	立木 AI	提案 AI	川上 AI	立木 AI
A	5	3	2	4	5	3
B	4	1	5	5	1	2
C	2	4	4	2	5	4
D	4	2	4	4	1	4
E	5	4	3	5	4	5
F	2	1	4	3	1	4
G	4	1	2	5	1	4
H	1	5	3	2	5	4
平均	3.375	2.625	3.375	3.75	2.875	3.75

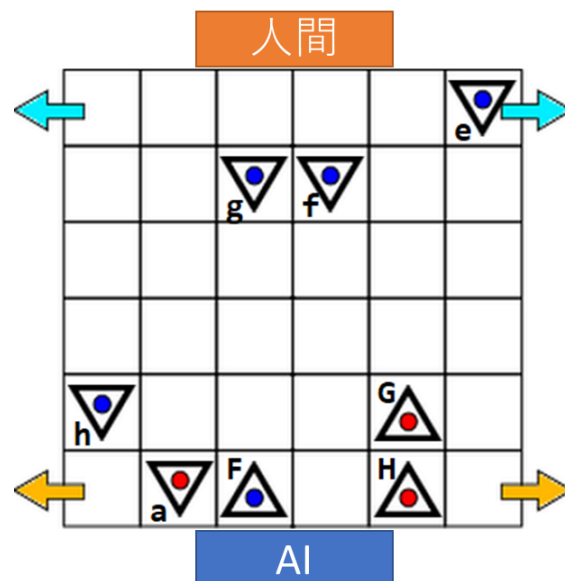


図 2 不利局面の典型例

評価の低かった被験者のうち C と F は、提案 AI が積極的に駒を取る戦略であると考え、赤駒を隣接させることで赤駒を 3 つ取らせ、残り一つの赤駒で守りながら青駒を脱出させるという戦略を取っていた。また、提案 AI は青駒と赤駒を同様の頻度で相手の駒に隣接させる傾向があり、その結果、青駒を次々と取られて不利になる対戦が見られた。

これらの特徴が同時に表れている、典型的な不利局面を図 2 に示す。これは直前に人間プレイヤー側が駒 a を前進させた局面である。この局面において、人間の残り駒数は青 4 つ赤 1 つとなっており、残り一つの赤駒である a で相手の駒を防ぐことで青駒 h を脱出させようとしている。また、AI 側の残り駒数は青 1 つ赤 2 つとなっており、駒の総数が少ないうえに、青をすでに 3 つ取られており、非常に不利な状況であるといえる。

問題の原因は、提案 AI の探索において局面を評価している評価関数の設計にあると考えられる。提案 AI の評価関数では、2 つ目、3 つ目の赤駒を取る場合の評価関数の評価値の減少幅が同等であった。ガイスターの対戦において赤駒を 3 つ取る状態は、駒を取ることで即負けにつながる非常にリスクの高い状態であり、このような点の考慮が不足していた。また、ガイスターでは、一度取られた駒が盤上に戻ることはなく、駒の総数が多いほど取りうる戦略が多い。しかし、駒の総数が多いほど評価が高くなるような設計も不足していた。このように評価関数の設計に関して、より正確に局面の有利不利を計算するための工夫が必要であることが示唆された。

7. AI 同士の対戦実験

7.1 概要

提案 AI を評価実験で比較に用いた 2 つの AI と対戦さ

せ、それらとの直接的な強さの関係を調査する。

表 6 AI との対戦結果

対戦相手	川上 AI	立木 AI
勝利	32	38
敗北	67	62
引分	1	0

7.2 結果

対戦の勝敗を表 6 に示す。既存の AI 二つに対する提案 AI の勝率は、いずれの AI に対しても 3 割から 4 割程度と負け越すことが分かった。

7.3 考察

提案 AI は既存の AI には負け越していたが、人間を相手にした評価では、同等以上の手強さを実現することができていた。このことから、コンピュータ同士の手強さと人間が感じる手強さの質が違ふことが推察される。

8. おわりに

本研究では、人間と対戦して手強さを感じさせるガイスターAI の構築を目的として、「ベイズ推定による相手駒推定」、「自己の着手に対する推定と互いの推定値を用いた木探索」、「重み付き乱択による着手決定」を導入した AI を提案した。提案手法を実装した AI を人と対戦させて感じる手強さと楽しさを評価させたところ、既存の有力な AI のうち木探索を用いた AI よりはよい評価となったものの、ルールベースを用いた AI とは同等の評価となった。

今後の課題としては、評価関数の改良が挙げられる。さらに、対戦相手の着手を教師データとした機械学習を行うことで、特定の相手に適応した評価関数の設計も行っていきたい。

謝辞

評価実験での使用に際し、AI を快くお貸しいただいた国立情報学研究所の末續様、AI をオープンソースで公開してくださっている北陸先端科学技術大学院大学の川上様、両名に感謝申し上げます。

参考文献

- [1] 岸野 圭汰, 川上 直人, 橋本 剛, ガイスターAI におけるブラフ戦略の提案, 情報処理学会研究報告, Vol.2020-GI-43 No.18, 2020
- [2] 栃川 純平, 竹内 聖悟, ガイスターの初期盤面における相手駒推定の有効性, ゲームプログラミングワークショップ 2020 論文集, pp.10-15, 2020
- [3] 川上 直人, 橋本 剛, 完全情報ゲームの探索を用いたガイスターAI の研究, ゲームプログラミングワークショップ 論文集 vol2018, pp.35-42, 2018
- [4] 末續 鴻輝, 織田 祐輔, 機械学習を用いないガイスター

の行動アルゴリズム開発, GAT2018 論文集, 2018, pp.13-16, 2018