

ガイスター AI におけるブラフ戦略の提案

岸野 圭汰^{1,a)} 川上 直人^{2,b)} 橋本 剛^{1,c)}

概要: ガイスターはチェスや将棋と同様のターン制で複数の駒を格子状の盤面で動かす不完全情報ゲームであり、毎年 AI の大会が開催されて近年盛んに研究が行われている。強豪プログラムの Murasaking は AI 大会では高い勝率を誇っているが、アルゴリズムのくせを見抜かれると簡単に負けてしまうため、人間と対戦するとすぐに勝てなくなり、アンチ AI にも勝てないことが示された。一方、人間がプレイするときは、相手に駒の正体を見抜かれないようにあえて自分に不利な手を打つなどの「ブラフ」を用いることが有効な戦略になることがある。そこで、本稿ではブラフを用いてくせを見抜かれにくい AI を提案し、実験によってその性能を検証する。

Proposal of Bluff Tactics for Geister AI

KISHINO KEITA^{1,a)} KAWAKAMI NAOTO^{2,b)} HASHIMOTO TSUYOSHI^{1,c)}

1. はじめに

近年、将棋、囲碁 [1][2] など完全情報ゲームでは、トッププレイヤーに勝る AI が実現されるなど大きな成果を挙げている。また、不完全情報ゲームにおいても、ポーカーなどについてはトッププレイヤー相当の AI が研究されている [3]。しかし、チェスや将棋とルールが似ている不完全情報ゲームでは、ポーカーほど研究は進んでおらず、トッププレイヤー相当の実力を持つ AI がまだ実現されていない。

そこで、チェスや将棋と似たルールの不完全情報ゲームの一つである「ガイスター」を研究の対象とする。ガイスターを選んだ理由は、ルールが単純で AI の性能が評価しやすく、また近年では大会なども開かれているからである。

近年大会が開かれていることからガイスターを題材とした研究はいくつか報告されている [4][5][6]。ルールベース AI [4] では敵の駒の色に対する「青らしさ」を評価する手法が使用されている。また、深層強化学習を用いた AI [5] も存在する。紫駒 AI [6] では、MinMax 探索を行っており、

GPW 杯 2018 や、GAT2019 の多対戦部門で優勝している。しかし、GPW 杯 2019 にて紫駒 AI [6] はルールベース AI [4] に負けている。これは、紫駒 AI [6] が敵の駒の色に対する「青らしさ」の評価によって赤駒が見破られたことが敗因となっている。また、紫駒 AI [6] は、対人戦を行った際赤駒が前に攻めてきやすく、青駒は終盤まであまり動かないという駒ごとの動きの違いがあるため、駒の色が簡単にわかってしまい、弱いという欠点がある。

AI に対して人間は、常に駒ごとの動きに規則性を持たせるのではなく、相手に赤駒だと思われる動きを青駒でするなど、相手に本来とは異なる色と思込ませる「ブラフ」を用いるなどして相手に自分の駒を見破られないようにする。そこで本研究では紫駒 AI [6] について、ブラフを使用することで、駒の色が見破られないようにする。ブラフを使用することで、敵の駒の色を評価する AI に対する勝ち数が上がった。また対人戦においても駒の色がわかりにくくなったのでそれらの結果を報告する。

2 章ではガイスターについて述べる。3 章ではガイスター AI における先行研究について述べる。4 章では本研究を進めるにあたって行った予備実験について述べる。5 章では作成したブラフをかける AI について述べる。6 章では AI 同士での対戦実験とその考察について述べる。7 章では対戦相手の AI を知らない複数名との対人実験とその考察に

¹ 松江工業高等専門学校
National Institute of Technology, Matsue College

² 北陸先端科学技術大学院大学
Japan Advanced Institute of Science and Technology

a) peposhi.keita@gmail.com

b) s1910071@jaist.ac.jp

c) hashimoto@matsue-ct.jp

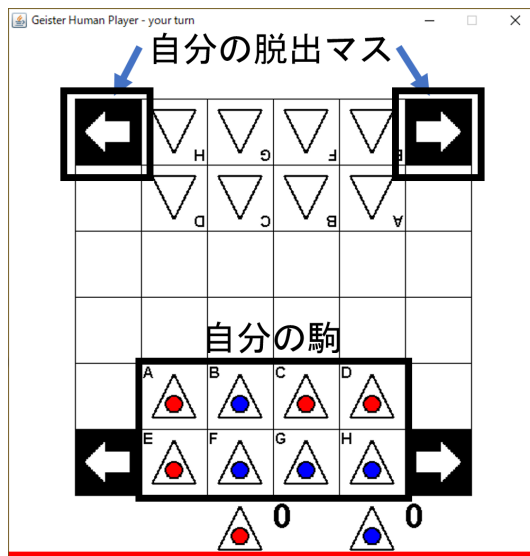


図 1 ガイスター
 Fig. 1 Geister.

ついて述べる。8章では対戦相手のAIを知っている1名に対する複数回の対人実験とその考察について述べる。9章に本研究のまとめを記す。10章で今後の展望について述べる。

2. ガイスター

ガイスター (Geister) は2人対戦の不完全情報ゲームである。図1にガイスターの盤面を示す。ガイスターには背面に赤い印のついた駒と青い印のついた駒の2種類があり、これらの駒を縦6マス横6マスの36マスからなる盤面で動かすチェスゲームである。以降赤い印がついた駒と、青い印がついた駒をそれぞれ赤駒、青駒と呼ぶ。各プレイヤーは自分から見て手前2段の中心4マスずつの計8マスに赤駒青駒4個ずつを相手に印が見えないように好きなように並べて始める。各手番、プレイヤーは自分の駒一つを選び縦横の隣接するマスに移動させる。この際駒を動かさないことや、自分の駒が存在する位置や盤外へ移動することはできず、相手の駒のいるマスに移動した場合、相手の駒を取ることで、盤から除外しその色を確認することができる。例外として、自分の青駒が前のターンに自分から見て奥側の矢印の描いてあるマスに到達していた場合、その駒を盤外に移動させることができる。この行為を脱出と呼び、この時の矢印の描いてあるマスを自分の脱出マスと呼ぶ。ガイスターの勝利条件は3つあり、相手の青駒を4つ取る、自分の赤駒を4つ取らせる、自分の青駒を1つ脱出させるのいずれかである。ガイスターでは、相手の駒の色が相手のみわかる非公開情報となるため、駒の色をわからせない戦略が要求される。

3. 先行研究

ガイスターのAIの研究はいくつかあるが、本研究では

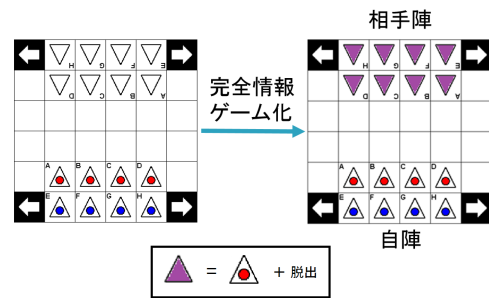


図 2 紫駒のアイデア
 Fig. 2 Idea of purple piece.

3.1節で述べる紫駒AI[6]を主に扱う。以降、紫駒AI[6]をMurasakiと呼ぶ。

3.1 Murasaki

Murasakiは相手の駒を取ったら赤駒として加算されてかつ青駒として脱出できる紫駒として扱った完全情報ゲームとしてMinMax探索を行うAIである。紫駒は実際のゲームでは図2のように考える。

Murasakiは、中盤から終盤にかけて強く、GPW杯2018やGAT2019の多対戦大会で優勝している。しかしこのAIは、赤駒と青駒の動きに違いがあり、赤駒が前に攻めてきやすかったり青駒が後退をしやすかったりするため、動きが簡単に見破られてしまう。そのためGPW杯2019ではルールベースAI[4]に駒の色を見破られて敗北している。

3.2 その他の先行研究

他のガイスターに関する先行研究に、駒の色の推定を行うものがある[4]。このAIは敵の駒の動きについて、自分の駒との隣接の有無や駒の接近や後退の情報から推測するAIである。例えば敵の駒が前進してその駒に隣接する自分の駒がなくなった場合、その敵の駒は青であるといった評価方法である。このAIはGPW杯2019やGAT2018などで優勝しているが、GAT2019の多対戦大会で20戦中5勝で3位となっており多対戦では成績があまりよくない。

そのほかのガイスターの先行研究に、深層強化学習を用いたものがある[5]。このAIはすべての駒が互いに公開されている状態で行われる完全情報ガイスターを使い、合法手のみを選び学習させるものである。このAIはGPW杯2019で出場した4組の中でも学習を用いたAIであったが4位とあまり良い成績ではなかった。

4. 予備実験

4.1 目的

本研究における、駒の色を推定するAIに対するMurasakiの評価基準の設定と、Murasakiに対して強い、駒の色を推定するAIを定めるために予備実験を行う。

表 1 Murasaki の対戦結果
Table 1 Result of Murasaki vs AI.

対戦相手	勝ち	負け	分け
Sumire	5	72	23
Murasaki	30	33	37

4.2 Sumire の仕様

Murasaki が対戦する AI は川上が作成した Murasaki に赤駒の色を推定する機能を追加した AI である。以降この AI を Sumire と呼ぶ。赤駒推定前は Murasaki と同じ動きをし、赤駒を推定した後は推定した赤駒以外は取っても良いとした完全情報ゲームとしてゲームを進行するものである。なお赤駒の推定基準は Murasaki の行動をもとにしたものである。以下に赤駒推定のアルゴリズムを示す。

- (1) 最初に自分の駒の 4 近傍のマスに入った相手の駒を赤駒とする。
- (2) 1 で赤駒とした駒以外を青駒とした完全情報ゲームとしてゲームを進める。

4.3 実験方法

Murasaki を Sumire, Murasaki と先手後手入れ替えで 50 戦ずつの対戦を行った。なお、200 手で両者引き分けとした。また Murasaki および Sumire の探索深さは 5 とした。

4.4 実験結果

表 1 に Murasaki が対戦を行った結果を示す

4.5 考察

結果より Murasaki は Sumire に対して勝つことが難しいことがわかる。これにより Sumire は Murasaki に対して有効な駒の色の推定 AI と言え、Murasaki の弱点である駒の色を見破られやすい点是对 AI でも確認できる。そのため、Murasaki において駒の色を見破られにくくする対策をすることは必要であるため、表 1 の結果を基準として駒の色を見破られにくい Murasaki を作成する。

5. ブラフをかける AI

Murasaki をもとにしたブラフをかける AI を提案する。人間同士でガイスターの対戦をする場合は、できるだけ駒の色が見破られないように、青駒で赤駒のような動きをするなど、ブラフを戦略として用いる。こうしたブラフを AI でも実現する。ここでいうブラフは、赤駒のうちのいくつかを青駒のように、青駒のうちいくつかを赤駒のように動かすといった戦略のことを言う。

5.1 Bluff

以降、本節で述べるブラフをかける AI を Bluff と呼ぶ。この AI は各駒に対して 50% の確率で駒の色を赤青入れ替

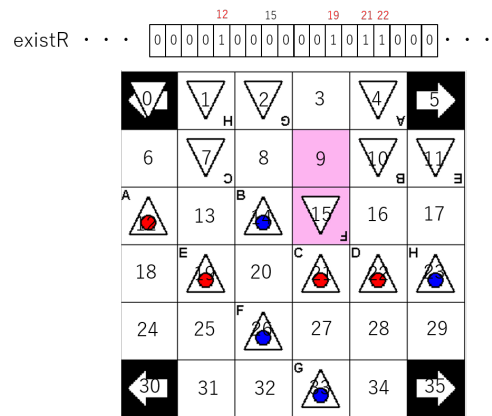


図 3 existR
Fig. 3 existR.

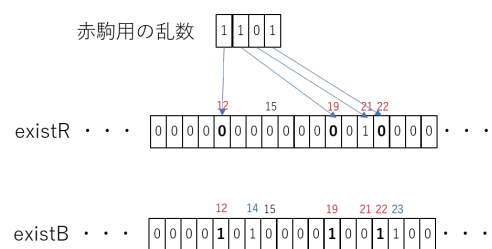


図 4 赤駒と青駒の入れ替え
Fig. 4 Replacing Red pieces and Blue pieces.

えて探索するというものである。

以下に Bluff のアルゴリズムを示す。なお、このアルゴリズムは探索において、正規の色での必勝探索を終えたのち、必勝手がなかった場合に行うものである。また、各対戦の最初にブラフをかける駒を示す 4bit の乱数を赤駒用、青駒用の 2 つを生成する。生成された乱数は 1 対局の終了時まで保持される。

- (1) 自分の赤駒の位置をビットフィールドで表す変数 existR を定義する。existR には図 3 のように、赤駒が存在するマスを 1、そうでないマスを 0 として格納する。同様に、青駒の位置を示す変数 existB も定義する。
- (2) ここで、赤駒青駒の入れ替えを行う。赤駒用の乱数と、existR の赤駒のある部分を同時に先頭から比較し、両方が 1 になる駒に対して、その駒を existR から消し、existB に加える処理を行う。図 4 にその例を示す。
- (3) 同様の手順を青駒にも行う。
- (4) 以上の処理をした existR, existB で探索の評価を行う。

また、この手法はある駒に一定のブラフをかけるのではなく、先頭から数えた順番によってブラフをかけている。そのため、対局中にブラフをかける駒が変化する可能性がある。

5.2 Bluff_const

脱出マスや相手の駒に近い前方の駒にブラフをかけることで効果的なブラフを適用できると考え、Bluff_const を作

表 2 Bluff の AI との対戦結果

Table 2 Result of Bluff vs AI.

対戦相手	勝ち	負け	分け
Sumire	21	59	20
Murasaki	5	58	37

表 3 Bluff.const の AI との対戦結果

Table 3 Result of Bluff.const vs AI.

対戦相手	勝ち	負け	分け
Sumire	100	0	0
Murasaki	1	46	53

成した。Bluff.const では、Bluff においてブラフをかける駒を、赤青それぞれ前方の 2 個にした。すなわち、Bluff における赤駒用の乱数と青駒用の乱数をそれぞれ「1100」にしたものである。Bluff.const を用いて、Bluff でランダムに決定される駒の色の入れ替えのうちのある一つの状態を固定した場合の対戦結果を調べる。

6. 対 AI での実験

6.1 実験方法

Murasaki と Sumire に対して、Bluff と Bluff.const を戦わせた。対戦回数は先手後手入れ替えで 50 戦ずつで行い、200 手で引き分けとした。また、全 AI の探索深さは 5 とした。

6.2 実験結果

表 2 に Bluff の、表 3 に Bluff.const の対戦結果をそれぞれ示す。

6.3 考察

表 2 より、Bluff は Sumire、Murasaki とともに半分以上負けていることがわかる。しかし、表 1 と比較すると、Sumire に対しての勝ち数が増えていることがわかる。このことから Sumire の駒色推測に対して Bluff で用いたブラフ戦略は有効であったといえる。

表 3 より Bluff.const は Murasaki との対戦結果は Bluff に似た結果になったが、Sumire に対しては全勝したことがわかる。したがって、Bluff.const は Bluff よりも Sumire の駒色推測に対して特に有効なブラフを行っていたといえる。

Bluff と Bluff.const では主に対 Sumire について異なる結果を出した。これより、Bluff でランダムに決定される駒の色の入れ替え方によって、有利な対戦相手や不利な対戦相手が変わると考えられる。

7. 相手 AI を知らない場合の対戦実験

本章では、相手 AI を知らない複数の対戦者が対戦実験を行い、動きによって敵駒の色が把握できたか、どの AI

表 4 AI と対戦を行う被験者のガイスター経験

Table 4 Gesiter experience of AI's opponents.

ガイスター経験	人数
ルールを知らない	3
ルールを知っている（プレイ歴なし）	1
1 年未満	4

表 5 相手 AI を知らない場合の対人戦結果

Table 5 Result of AI vs Human when human do not know the opponents.

対戦相手	勝ち	負け	分け
Murasaki	8	8	0
Bluff	13	3	0
Bluff.const	10	6	0

表 6 対人戦を行ったことによる感想

Table 6 Impression by playing against AI.

評価	Murasaki	Bluff	Bluff.const
色を意識しなかった	1	3	1
色がわからなかった	2	2	0
色が少しわかった	2	2	1
色がわかった	3	1	6
強さ	23	17	12

が強く感じたかを調べる。複数名の対戦者が対戦を行うことで AI の性能を評価する。

7.1 実験方法

Murasaki、Bluff、Bluff.const と先手後手入れ替えで 1 戦ずつの対戦者 8 名との対人戦を行った。なお 200 手で引き分けとし全 AI の探索深さは 5 とした。対戦者のガイスター経験は表 4 の通りである。なお、被験者は AI に関する情報を一切知らない。対戦順は先手の対 Murasaki、対 Bluff、対 Bluff.const の 3 戦を無作為の順序で行った後、後手の対 Murasaki、対 Bluff、対 Bluff.const の 3 戦を無作為の順序で行った。

対戦終了後に、対戦者に色がわかったかどうかを「意識しなかった」、「わからなかった」、「少しわかった」、「わかった」の 4 種類で評価してもらった。また同様に強かったかどうかを強いほど大きい数字として 1、2、3 の 3 段階で評価してもらった。また、自由回答としてその他の感想を述べてもらった。

7.2 実験結果

表 5 に対戦結果を示す。なお対戦結果は人間から見たものとする。また表 6 に対戦者からの感想を示す。なお、強さの項目に関しては強さの段階を示す 1、2、3 の数字の合計値を示し、それ以外は回答した人数を示す。

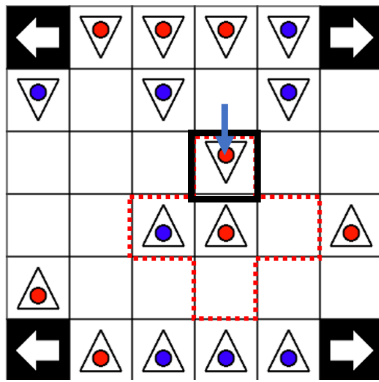


図 5 Murasaki における赤駒の特徴的な動き

Fig. 5 Characteristic movement of Red piece in Murasaki.

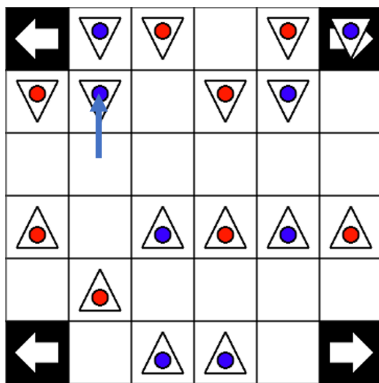


図 6 Murasaki における青駒の特徴的な動き

Fig. 6 Characteristic movement of Blue piece in Murasaki.

7.3 対人戦の考察

表 5, 表 6 より, Murasaki が最も強く, AI から見た対戦結果が良いことがわかる. これは, 人間が取れる駒を取る戦略をとったり, 脱出マスにきた駒を取ったりすることで, Murasaki の赤駒を図 5 のように自分の駒の近くに前進させやすく, 青駒を図 6 のように前進させない傾向により, 赤駒を取らせやすくしたことが原因として考えられる. 駒の色を意識しなかったという意見が Murasaki に少ないことは赤駒を取られやすいことが原因と考えられる. また, 対戦した感想として, 駒を取らざるを得ない場面が多いという意見が見られた上, Murasaki に対して色がわかった・色が少しわかったという意見が過半数あることから, 赤駒であることを察してはいるが青駒である場合を懸念して赤駒を取ってしまうパターンが多いといえる.

Bluff の対戦結果に関しては人間側の勝ち数が最も多かった. これは図 7 のように敵の駒があまり前進しなかったため, 駒の色よりも全体的に自分の駒から自分の脱出マスまでの距離が相手の駒から相手の脱出マスまでの距離が近いことが人間が有利となる原因であると考えられる. そのため, Bluff において色を意識しなかったという感想が多かった. Bluff に関する色がわかったという意見は最も少ないが以上のように駒の色が気にならないという意見が多かったため, 駒の色をわからなくて良かったかどうかという評価に

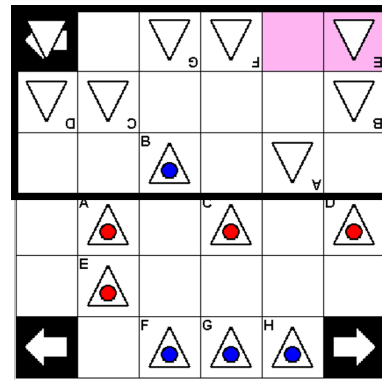


図 7 Bluff における駒が攻めない動き

Fig. 7 Not invading movement to pieces in Bluff.

ついては, 駒を意識しなければならない程度に駒が前進しなければわからないといえる.

Bluff.const は, 人間に最も色を把握されてしまった. そのため, 強さの評価も最も弱くなった. Bluff.const は, 序盤は Murasaki とは逆に赤駒が図 6 のように, 青駒が図 5 のように動くために, 青駒が前進する. したがって, 人間が Murasaki と対戦した時と同様に, 取れる駒を取るなど駒を取る戦略をとったり, 脱出マスにきた駒を取ったりすることで, 前進する青駒を多く取ったといえる. また, 序盤に青駒を取れると, デメリットなく相手の駒数が減らせるため弱く感じると考えられる.

本章で行った実験では, 多くの対戦者の対戦結果より評価の傾向を得ることができた. しかし, 相手の AI を知らない, 対戦回数が少ないという条件から駒の動きによって AI の癖の把握に至るには不十分であった. そこで 8 章では, 相手の AI を知っている状態で複数回の対戦を行う実験を対戦者 1 名に対して行った.

8. 相手 AI を知っている場合の対戦実験

本章では, 相手 AI をあらかじめ知っている対戦者 1 名が複数回の対戦実験を行い, 動きによって敵駒の色が把握できたかを調べる.

8.1 実験方法

Murasaki, Bluff, Bluff.const と先手後手入れ替えで 10 戦ずつの対戦者 1 名との対人戦を行った. 200 手で引き分けとし全 AI の探索深さは 5 とした. なお, 戦する人間は対戦相手の AI をあらかじめ知っている. 対戦順は対 Murasaki の先手 10 戦, 対 Bluff の先手 10 戦, 対 Bluff.const の先手 10 戦, 対 Murasaki の後手 10 戦, 対 Bluff の後手 10 戦, 対 Bluff.const の後手 10 戦で行った.

8.2 実験結果

表 7 に対戦結果を示す. なお対戦結果は人間から見たものとする.

表 7 相手 AI を知っている場合の対人戦結果

Table 7 Result of AI vs Human when human know the opponents.

対戦相手	勝ち	負け	分け
Murasaki	16	4	0
Bluff	15	5	0
Bluff.const	17	3	0

8.3 考察

表 7 より、3 つの AI に対する対戦結果はほとんど変わらないことがわかる。この結果は対人戦を行う上ではまだ強い戦略ではなく単純であるからと考えられる。以下では、対人戦を行った被験者の感想を述べる。

8.3.1 対 Murasaki

3 章で述べたように、駒の色による動きの違いが確認できた。図 5 のように赤駒は自分の駒に隣接するように動き、青駒は図 6 のように自分の駒が近づいてきたら離れるように動くことが確認できた。そのため、4 章で述べた、Sumire のように、一番最初に自分の駒に隣接してくる駒を赤駒と決めつけて、その駒を無視してゲームを進行すれば簡単に勝つことができた。しかし、相手の赤駒が見えた状態でプレイするような戦略のため、ガイスターの色がわからない不完全情報ゲームの要素が損なわれ、面白くないゲームであるという感想を得た。

8.3.2 対 Bluff

ブラフのかかっている駒が赤 3 個、青 0 個などの偏りがある場合、ほとんどの駒が攻めてこないなど、駒ごとの動きの違いが少なく動きが読めないことがあった (図 7)。また、5 章で述べたように、ブラフのかかっている駒が変わることがあったため、ブラフをかけていた駒がわかることがあった。これは逃げていた駒が突然追いかけてきた動きなどをされることで確認できた。しかし単純に動きが変化しただけでは駒の色を判別することはできないため対人戦をするうえで問題はなかった。Bluff は Murasaki と違い、動きから駒の色の判別はできないため、色がわからない状態で駒を取るかけ引き要素があって面白いゲームになったという感想を得た。

8.3.3 対 Bluff.const

Murasaki とは逆に序盤、前に攻めてくる駒の 2~3 個は青駒であった。すなわち序盤での赤駒の動きは図 6 に、青駒の動きは図 5 に似た動きである。そのため、前に攻めてくる駒を取ることで、有利にゲームを進行することができた。Bluff.const は、前に攻めてくるという特徴的な動きをする駒はあくまで青駒であるため、Murasaki のように一つの駒を無視すればほとんど勝てるというわけではなかった。そのため Murasaki ほど不完全情報ゲームの要素が損なわれることはなかった。しかし、青駒が 2~3 個程度見えているような状態であるということはその駒を取るこ

で相手の脱出勝ちの手数を減らすことができるため、AI 側がハンデを与える形になっていた。

9. まとめ

本研究では、将棋やチェスに似たルールの不完全情報ゲームであるガイスターにおいて、ブラフを用いた AI の研究を行った。その結果、AI と対戦した場合は、負け数は多いものの、ブラフによる駒をだます効果はあるといえる。また Bluff と Bluff.const の結果が大きく変わったことから、ブラフをかける駒によって対戦結果が大きく変わる可能性があると考えられる。

対人戦を相手の AI を知らない複数名の人間で行った場合、Murasaki が最も強くなった。また、Bluff は駒ごとの動きの差はないものの、この性質は駒が前進してきにくいことにつながり、人間が駒の色を意識しなくなる要因となっていた。対人戦を相手の AI を知っている人間 1 名で行った場合、ブラフを用いることで、Murasaki と対戦結果はほとんど変わらなかったが、駒の動きの違いを減らすなど動きを読みにくくすることができた。そのため、ガイスター本来の色がわからないことによるかけ引き要素を出すことができた。また、人間は Murasaki より Bluff, Bluff.const が面白いと感じる可能性があることが示された。

10. 今後の展望

今後は対 AI によって現れた、ブラフをかける駒によって対戦結果が変わる理由を調査し、より有効なブラフをかけられる AI の作成をしたい。

対戦相手の AI を知らない複数名の人間との対人戦において、Bluff が前進しないことにより駒の色を意識する必要がなくなる問題について、Bluff を駒の色を意識しなければならない程度に前進する AI に改良する必要がある。今後は対人戦を複数名に対して、8 章のように複数戦行っていくうちに駒の癖がわかるようになるかどうかといった検証を行いたい。また、今回行った対戦相手の AI を知らない場合の対人戦における評価を強さや駒の色だけでなく面白さなどに幅を広げたり、自由回答によって足りなかった項目を補ったりして評価項目を見直すことで、対人戦におけるより細かい評価を得られるようにしたい。

対戦相手の AI を知っている人間との対人戦においては Murasaki よりも面白さが出たものの、強さは Murasaki とほとんど変わらなかった。しかしブラフをかける駒の数によって駒ごとの動きの違いが判らなくなり、動きが読めないことがあった。これに関して、有効なブラフをかけられる駒の組み合わせについて調査し、より面白さのある AI を作成したい。

参考文献

- [1] 山本 一成ら: 第 27 回コンピュータ将棋選手権 Ponanza Chainer アピール文章, http://www2.computer-shogi.org/wcsc27/appeal/Ponanza_Chainer/Ponanza_Chainer.pdf, 2017
- [2] David Silver, et al.: Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search, *Nature* 529, pp.484-489, 2016
- [3] Noam Brown, Tuomas Sandholm: Superhuman AI for multiplayer poker, *Science* Vol.365, Issue 6456, pp.885-890, 2019
- [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*, pp.13-16, 2018
- [5] 木村 勇太, 伊藤 毅志: 深層強化学習を用いたガイスター AI の構築, *ゲームプログラミングワークショップ 2019 論文集*, pp.130-135, 2019
- [6] 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 2018 論文集*, pp.35-42, 2018