

# 引き分けを目指すオセロプレイヤーの研究

1250293 大下 温斗

【 ゲーム情報学研究室 】

## 1 はじめに

近年、ゲーム AI の研究は人間より圧倒的に強い AI の開発にとどまらず、「対戦の楽しさ」を追求する方向への広がりを見せている。対戦していて楽しい AI とは、試合が拮抗し引き分けに至る可能性が高い AI であると考えられる。これは、勝敗が一方的に決まらない試合が、プレイヤーの再戦への意欲を起し、対戦相手としての楽しさを提供するからである。本研究では、オセロにおける引き分けを目指すプレイヤーの作成手法について提案し、実験から性能を確認した。

## 2 関連研究

坪田ら [1] は、モンテカルロ木探索のプレイヤーをベースに、プレイアウト終了時の石の数の差が少いほど報酬を多くするように変更することで引き分けを狙うオセロプレイヤーを提案した。結果、動的な難易度調整の改善には成功したが、引き分けが増えたかどうかは示されていない。

## 3 提案手法

モンテカルロ木探索を行う際の UCB1 値の計算式  $UCB1 = \frac{w_i}{n_i} + \sqrt{\frac{\ln N}{n_i}}$  において、相手の手番では報酬  $w_i$  を「相手の勝利数」とし、自分の手番では「引き分けた回数」とすることで、相手の手番では相手にとって有利な手を、自分の手番では引き分けに至る可能性が高い手を優先的に探索するプレイヤーを作成する。さらに、お互いに勝利を目指した結果引き分けに至った棋譜を学習データとして用い、ポリシーネットワークを構築したプレイヤーを作成する。最後に、これら2つの手法を組み合わせたプレイヤーを作成する。

## 4 実験

引き分けを目指すプレイヤーの性能を測定するため、対戦実験により引き分けの数を測定する。

1000 試合の結果引き分けた数を表 1 に示す。MCTS は通常の勝利を目指すモンテカルロ木探索プレイヤー、MCTSD は本研究で提案する引き分けを目指すモンテカルロ木探索プレイヤーを表し、後ろの数字はそれぞれのプレイアウト回数を示している。モデルの学習には、ゲームサーバー GGS とフランスのオセロ連盟のデータベース WTHOR の棋譜約 180 万を用いた。全てのデータで学習したモデルを All Model、引き分けの棋譜（約 3 万棋譜）のみで学習したモデルを Draw Model と呼ぶ。

図 1 は前半をそれぞれのモデルが打ち後半を MCTSD が打つプレイヤーと、MCTS1000 の対戦結果である。

表 1 の結果から、MCTSD は MCTS よりも引き分け数が多くプレイアウト回数が増えるほど引き分け数も

増加することが確認できた。一方、Draw Model 単体の引き分け数は MCTSD より少なく、All Model と比較しても明確な引き分け数の増加は見られなかった。また図 1 のプレイヤーを組み合わせた場合の結果からは、前半に棋譜を学習したモデルを使用することで大幅に、引き分ける確率を高めることが確認された。

そして、これらの引き分け数における差を検定するため、対応のある t 検定を実施した結果、p 値が 0.05 未満であったため、前半に Draw Model が打つ場合と All Model が打つ場合の引き分け数には統計的に有意な差が存在することが示された ( $t(29) = -3.18, p = 0.0035$ )。この結果は、Draw Model を前半で使用することで、引き分け数が有意に増加することを示している。

| 先手 \ 後手    | MCTS100 | MCTS500 | MCTS1000 |
|------------|---------|---------|----------|
| MCTS1000   | 14      | 8       | 9        |
| MCTSD100   | 48      | 21      | 9        |
| MCTSD500   | 126     | 51      | 41       |
| MCTSD1000  | 157     | 82      | 66       |
| All Model  | 20      | 21      | 20       |
| Draw Model | 26      | 23      | 20       |

表 1 提案モデルの引き分け数 (1000 試合)

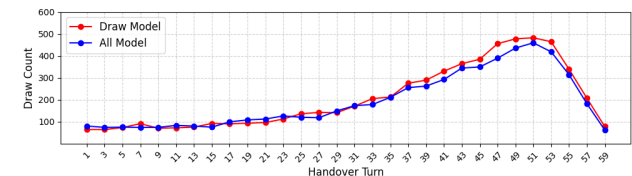


図 1 提案モデルを組み合わせたプレイヤーの引き分け数 (1000 試合)

## 5 まとめ

本研究では、引き分けを狙うオセロプレイヤーの作成手法について実験し性能を確認した。実験の結果、提案手法が有効であり、さらに提案したプレイヤーを組み合わせることで、より多くの引き分けを達成できることが示された。これは、モンテカルロ木探索が試合序盤において到達可能な盤面の多さから、引き分けを狙うという目標に対して十分に効果的でないことが考えられる。

また、All Model よりも Draw Model のほうが引き分けが多い理由として、オセロには引き分けに至りやすい局面や手のパターンが存在し、それらを優先的に選択したためであると考えた。

## 参考文献

- [1] 坪田, 山下, “モンテカルロ木探索に基づく引き分けを狙う AI について”, 人工知能学会全国大会論文集 JSAI2023, 2023.