

# モンテカルロ木探索におけるプレイヤーの強さが異なるプレイアウトの提案

1200322 新開 皇紀 【ゲーム情報学研究室】

## 1 はじめに

ゲーム情報学で注目されているアルゴリズムにモンテカルロ木探索（以下、MCTS）がある。MCTSは囲碁 AI の AlphaGo に用いられ、人工知能分野にも注目されている [1]。MCTS は 2006 年に発表されてから様々な研究が行われており、その中で MCTS の特徴・問題点が明らかになっている。問題点の一つとして「優勢な局面で最善手を選びにくい」というものがある [2]。本研究では、この問題点を解決するために「非対称プレイアウト」を提案し、リバーシを用いてその有効性の調査を行う。

## 2 提案手法

MCTS は、優勢な局面では、どの手を指そうと勝ちやすいため最善手を選ばれにくい。そこで、プレイアウト中の自分の手番で弱い手を、相手の手番で強い手を指すことで、優勢な局面でもプレイアウトが勝ちにくくなる。自分を弱いプレイヤーに見立てても勝率が高い手は最も勝ちやすい手だと期待できる。

本稿では、プレイアウト内で、自分が弱く相手が強いものを weak、自分が強く相手が弱いものを strong と呼ぶ。また、両者とも強いものを both と呼ぶ。

## 3 実験

### 3.1 実験方法

本研究では問題の改善の指標として、優勢な局面からの勝率と、リバーシ AI の zebra との次の指し手一致率の 2 つを用いる。勝率比較ではリーグ戦を行う。

実験設定として、リーグ戦を行うプレイヤーのプレイアウト回数は 10,000 回に揃える。プレイアウトの指し手選択には、評価の特徴 5 つ、評価の特徴 1 つ、ランダム の 3 つの強さを用意した。both と非対称プレイアウトの強い指し手選択には評価値 5 つを、弱い指し手選択には評価値 1 つとランダムどちらかを用いる。

リーグ戦は優勢な局面と互角な局面の 2 つから行う。また、これらリーグ戦の次の一手を zebra に解析させ、一致率を調べる。

### 3.2 実験結果

実験結果の表には、弱い指し手選択がランダムなもののみを載せる。リーグ戦の勝率を表 1, 2 に示す。勝率は左プレイヤーのものである。zebra との次の指し手一致率を表 3 に示す。

weak は、互角局面では strong よりも勝率が 5% 近く低い。優勢局面では同等の勝率となっている。また、指し手一致率では、優勢局面の場合、MCTS は減少、strong は変化なしだが、weak は 4% ほど上昇している。

weak は、勝率・一致率のどちらとも both より劣るが、計算資源が同じ strong よりも勝っている。このことから優勢な局面で weak が有効であると考えられる。

また、weak の both に対する勝率は他と比べ高いが、これは別の要因が考えられる。その要因として相手モデルが挙げられる。相手モデルとは相手の指し手を予測することであり、min-max 探索で相手モデルを用いると強くなるが、MCTS のプレイアウトに相手モデルを適用した研究は行われていない。本研究の結果はプレイアウトに相手モデルを用いる有効性を示唆していると考えられる。

表 1 互角局面 1000 試合の勝率結果

	MCTS	weak	strong	both
MCTS	50.8%	39.0%	29.4%	11.4%
weak	61.0%	47.8%	46.5%	21.0%
strong	70.6%	53.5%	49.3%	16.8%
both	88.6%	79.0%	83.2%	50.0%

表 2 優勢局面 1000 試合の勝率結果

	MCTS	weak	strong	both
MCTS	63.6%	56.4%	52.1%	37.4%
weak	78.7%	73.7%	73.9%	57.5%
strong	79.5%	75.3%	69.3%	49.9%
both	92.3%	89.5%	91.6%	81.3%

表 3 zebra との次の指し手一致率

	互角局面	優勢局面
MCTS	16.9%	15.2%
weak	21.7%	25.8%
strong	19.6%	19.8%
both	28.3%	33.0%

## 4 まとめ

本研究では、MCTS の「優勢な局面で最善手を選びにくい」問題点を解決する手法として「非対称プレイアウト」を提案した。その有効性を優勢な局面の勝率、zebra との指し手一致率から調査した。結果として、weak は優勢な局面において有効であることが明らかとなった。また、MCTS のプレイアウトでも相手モデルを用いることの有効性が確認できた。

## 参考文献

- [1] 大槻知史, 三宅陽一郎. 最強囲碁 AI アルファ碁解体新書: 深層学習、モンテカルロ木探索、強化学習から見たその仕組み. 翔泳社, 2017.
- [2] 今川孝久. モンテカルロ木探索の改善に関する研究. 博士論文, 東京大学, 2018.