

2023年度 卒業論文

オセロにおける
実力差に応じた適切なハンディキャップに関する研究

指導教員：渡辺 大地 教授

メディア学部 ゲームサイエンスプロジェクト

学籍番号 M0A20002

青山 航

2024年2月

2023年度 卒業論文概要

論文題目

オセロにおける
実力差に応じた適切なハンディキャップに関する研究

メディア学部

学籍番号：M0A20002

氏名

青山 航

指導
教員

渡辺 大地 教授

キーワード

ボードゲーム, 完全情報ゲーム, オセロ, ハンディキャップ, ゲーム AI

将棋やチェス、オセロなどの伝統的なボードゲームは古くから多くの人たちに遊ばれてきた。これらのボードゲームは二人零和有限確定完全情報ゲームと呼ばれており、比較的覚えやすいシンプルなルールでありながら運要素がなく勝敗がプレイヤーの実力依存することが多い。

二人零和有限確定完全情報ゲームではハンディキャップが有効とされており、将棋や囲碁ではハンディキャップをつけることで実力差がある場合でも公平に対戦を行うことができる。そのため将棋や囲碁では指導対局などで用いられることが多い。オセロにおいて一般的に設けられているハンディキャップは4隅に石を置くものであるが、そのハンディキャップは異なる実力差に対応できない問題がある。

本研究では既存の4隅のハンディキャップの他に複数のハンディキャップを提案し、それぞれのハンディキャップの強さを検証する。その後複数のオセロ AI プレイヤーと戦わせ検証することで、実力差に応じた適切なハンディキャップを提案する。

実験の結果1隅のハンディキャップを設けた対戦では、ハンディキャップなしの対戦と比べどの対戦でも勝率が五分に近くなり、今回用いた AI プレイヤー間では適切なハンディキャップであることがわかった。そこからハンディキャップを強くしていくにつれ勝率も比例して強くなり、2隅に石を置くハンディキャップを用いての対戦はハンディキャップをつけた方に勝率が偏ってしまい、ハンディキャップとしては強すぎる結果になった。今回の研究で1隅に石を置くハンディキャップでも十分な効力を発揮し、既存の4隅に石を置くハンディキャップでは強すぎるということが分かった。

目次

第1章	はじめに	1
1.1	研究背景と目的	1
1.2	論文構成	4
第2章	実験手法	5
2.1	実験概要	5
	2.1.1 実験1	5
	2.1.2 実験2	6
2.2	AIプレイヤー	6
2.3	総当たり戦	8
2.4	ハンディキャップ	9
2.5	レーティング	10
2.6	ハンディキャップ実装	11
第3章	結果と考察	12
3.1	実験1	12
3.2	実験2	12
	3.2.1 総当たり戦	13
	3.2.2 レーティング	13
	3.2.3 ハンディキャップ	14
3.3	考察	15
	3.3.1 実験1	15
	3.3.2 実験2	16
第4章	まとめ	17
	謝辞	18

目次

1.1	リバーシの初期盤面 (クロス)	2
1.2	リバーシの初期盤面 (平行)	2
1.3	リバーシの初期盤面 (オリジナル)	2
1.4	将棋連盟から発表されている手合い割表	3
2.1	Minimax 法	7
2.2	マスごとの評価値	8
2.3	1 隅	10
2.4	2 隅 (平行)	10
2.5	2 隅 (対角)	10
2.6	3 隅	10
2.7	4 隅	10
2.8	1 列	10
2.9	3 隅 +1 列	10
2.10	4 隅 +1 列	10
2.11	3 隅 +2 列	10
2.12	4 隅 +2 列	10

表 目 次

2.1	みんなのオセロとの対戦結果	8
3.1	ランダム AI の勝敗数と勝率	12
3.2	総当たり戦の結果	13
3.3	AI プレイヤーのレーティング	14
3.4	1 隅ハンディキャップを付けた総当たり戦の結果	14
3.5	2 隅ハンディキャップを付けた総当たり戦の結果	15

第 1 章

はじめに

1.1 研究背景と目的

将棋や囲碁、チェスなどの伝統的なボードゲームは古くから多くの人たちに遊ばれてきた。オセロは 8×8 の正方形の盤と、表裏を黒と白に塗り分けた平たい円盤状の石を使用するボードゲームである。それぞれ黒と白を担当する 2 人のプレイヤーが交互に盤面へ石を置いていき、相手の石を自分の石で挟んだときは、相手の石を裏返すことで、自分の石にする。最終的に盤上の石が多かったほうが勝ちとなる。初期配置やパスなどいくつかのルールを知るだけで、すぐにオセロをプレイでき、老若男女問わず全世界で多くの人に遊ばれている。

日本オセロ連盟 [1] によると、オセロの起源は長谷川五郎であり、長谷川五郎は 1945 年 9 月に囲碁の石を使ったゲームである挟み碁を考案、これがオセロの原型と言われている。その後 1973 年にオセロはツクダから発売、同年日本オセロ連盟主催により第 1 回全日本オセロ選手権大会が帝国ホテルで行われた。オセロは発売 1 年で 100 万台売り上げたと言われている。1976 年、第 4 回日本選手権王者の藤田二三夫氏と当時の全英チェスチャンピオントニー・マイルズ氏の対局が英国の TV 放送局 BBC で放送されたことがきっかけに世界中で遊ばれるようになった。翌年には世界選手権が行われて以来、毎年世界大会が行われている。

リバーシはオセロの発売以前から存在するほぼ同様のゲームである。オセロとの大きな違いとして初期盤面が自由であり、日本オセロ連盟 [2] によると、クロス、パラレル、オリジナルという 3 種類の初期盤面が存在していた。図 1.1 はクロスの初期盤面、図 1.2 はパラレルの初期盤面、図 1.3 はオリジナルの初期盤面である。オセロはその中からクロスを初期盤面に採用したものである。またオセロという名はツクダから商品化されて際に商標登録されたため、リバーシという名でオセロと同ルールのボードゲームが販売されるようになった。

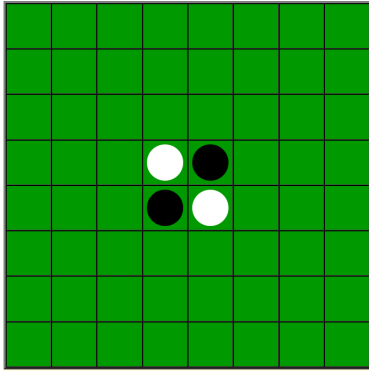


図 1.1 リバーシの初期盤面
(クロス)

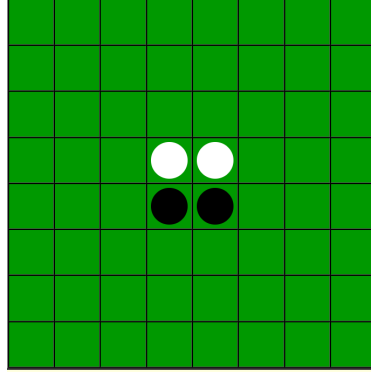


図 1.2 リバーシの初期盤面
(パラレル)

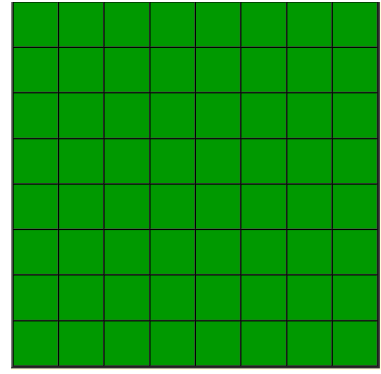


図 1.3 リバーシの初期盤面
(オリジナル)

オセロは将棋や囲碁などと同じく二人零和有限確定完全情報ゲームと呼ばれており、比較的覚えやすいシンプルルールでありながら勝敗がプレイヤーの実力依存することが多い。この二人零和有限確定完全情報ゲームは古くからゲーム理論の研究の対象として多くの研究が行われてきた。近年は人工知能 (AI) の発達により戦略面の研究が進められ、人間を超える強さを持つ AI プレイヤーが登場している。その中でも WZebra[3] は強力なオセロ AI として多くのオセロプレイヤーが研究などの用途に利用している。佐原ら [4] はモンテカルロ木探索において評価関数のノイズが AI プレイヤーにどの程度の影響をもたらすかをオセロソフトを用いて検証を行った。

オセロ AI の研究としてはただ強いオセロ AI を作るだけでなく、プレイヤーの強さに合わせて適切な強さに調整するオセロ AI の研究なども行われている。鍋谷ら [5] は AlphaZero を用いて相手によって動的に難易度を調整することでどの相手でも勝率が 5 割になるエージェントを考案した。高木ら [6] は、オセロにおいて手加減をする際にも自然な形でプレイヤーと同程度の実力に棋力を調整する AI の研究を行った。上田 [7] らは遺伝的アルゴリズムを用い、初期中級者プレイヤーと同等の強さをもつ多様さを兼ねたライバル AI 群を構成する手法を提案しオセロに適用した。またオセロにおいて双方のプレイヤーが最善を尽くした場合、必ず引き分けになるということ言われている [8]。

この二人零和有限確定完全情報ゲームには実力差を埋めるためにハンディキャップをつけることがある。ハンディキャップをつけることで実力差がある場合でも公平に対戦を行うことができるため、将棋では指導対局などで用いられることが多い。また、将棋や囲碁には公式からハンディキャップをつけた対戦の基準が発表されている。図 1.4 は日本将棋連盟 [9] から公式に発表されて

いるハンディキャップの基準である。自分と相手の段位がわかっていることが条件だが、この手合い割表を利用すれば、適切なハンディキャップを用いて対戦を行うことが可能である。オセロには初期盤面の4隅に石を置いて試合を始めることで実力差を埋めるハンディキャップが存在するが、実力差に応じたハンディキャップの基準が存在せず、どの程度の実力差で何個の石を置けばよいのかわからないのが現状である。

級段位差	手合い
1段(級)差	下位者先手
2段(級)差	香落ち
3段(級)差	角落ち
4段(級)差	飛車落ち
5段(級)差	飛車香落ち
6-7段(級)差	二枚(飛車角)落ち

図 1.4 将棋連盟から発表されている手合い割表

そこで本研究では将棋と同様にどの程度の実力差で何個の石をどのように置くことで互角に戦うことができるかを明確にすることにより、実力差がついた対戦でも公平な対戦を実現することを目的とする。

オセロ AI 以外のオセロに関する研究として濱野 [10] らは、棋譜解析によってオセロプレイヤーのレーティングを推定する研究を行った。華山 [11] らは、オセロゲームの棋譜データの統計解析結果に基づき、先手と後手の優勢、劣勢を未経験者や初心者が見ても分かりやすく表す方法を提案した。ボードゲームのハンディキャップに関する研究は現在あまり存在していないが、山下 [12] は将棋のハンディキャップ戦である駒落ち戦を学習した AI を作ることに成功した。橋本ら [13] の研究では初心者を模した AI プレイヤーと世界チャンピオンレベルの AI プレイヤーが互角に戦うことができるハンディキャップを提案した。しかしこの橋本らの研究で提案されたのはハンディキャップ初心者を模した AI プレイヤーと世界チャンピオンレベルの AI プレイヤーの

実力差だけであり、初心者プレイヤーと中級者プレイヤーなど異なる実力差に応じた最適なハンディキャップが明らかになっていないというのが現状である。

また、ハンディキャップに関する研究に近いものとしてボードゲームにおいて初期盤面が一定ではないことを考慮した場合の期待勝率を求める研究が行われている。森田ら [14] は、初期手札にランダム性があるカードゲームである大貧民での、初期手札の優劣がある場合に期待勝率を補正しレーティングに反映する研究を行った。さらに高尾ら [15] はオセロの途中盤面から期待勝率を計算し、森田らの考案したレーティング手法に適応する研究を行った。

本研究では既存の 4 隅に石を置くハンディキャップを含めた計 10 個のハンディキャップを提案し 4 種類のオセロ AI プレイヤー間の実力差で最適なハンディキャップを提案する。実験 1 にて今回用いる最大の実力差がある AI プレイヤーで対戦を行い、ハンディキャップの強さを検証を行った。この実験 1 では 1 隅のハンディキャップを設けると勝率が五分に近くなり、そこからハンディキャップを強くしていくにつれ勝率も比例して強くなるということが分かった。実験 2 では 1 隅と 2 隅のハンディキャップを対象として、今回用意した 4 つの AI プレイヤー間でどの程度効力があるのかをハンディキャップを用いた総当たり戦を行い調査した。その結果 1 隅のハンディキャップでは勝率が五分に近づき、適切なハンディキャップであると感じられた。2 隅のハンディキャップを用いた対戦ではハンディキャップをつけた方のプレイヤーに勝率が傾いてしまいハンディキャップとしては強すぎる結果になった。今回の研究で 1 隅に石を置くハンディキャップでも今回の研究で 1 隅に石を置くハンディキャップでも十分な効力を発揮し、既存の 4 隅に石を置くハンディキャップでは強すぎるということが分かった。

1.2 論文構成

本論文は全 4 章で構成する。第 2 章では実験手法について述べる。第 3 章では実験の結果と考察を述べる。第 4 章では本研究のまとめを述べる。

第 2 章

実験手法

2.1 実験概要

実験はハンディキャップの強さを調査する実験 1 と実力差に応じて適切なハンディキャップを実装する実験 2 の 2 つの実験を行う。この研究の中で適切なハンディキャップとは勝率が 50 ± 5% に収束するようなハンディキャップを指すこととする。

2.1.1 実験 1

まず実験 1 にて余分なハンディキャップを除外するためにハンディキャップの強さを調査する実験を行う。自作 AI プレイヤーの中で最も強い 3 手読みと最も弱いランダム AI プレイヤーをハンディキャップをつけて戦わせ、ハンディキャップの強さを検証する。実験で使用する AI プレイヤーについては節 2.2 で、ハンディキャップについては節 2.4 にて詳しく説明する。

実験 1 では今回実験で使用する AI プレイヤーの中で一番弱い AI プレイヤーであるランダム AI と一番強い AI プレイヤーである 3 手読み AI をハンディキャップをつけた状態で対戦させる。使用するハンディキャップは今回提案した 10 個のハンディキャップ全てを利用する。対戦回数は先手後手 500 回計 1000 回対戦を行う。

2 隅に関しては対角と平行に配置することによって勝率が変わるか未検証であるため検証が必要である。これを実験 1 で勝率が変わるか検証する。また実験 1 の時点で不必要だと感じたハンディキャップは除外して実験 2 を行う。例えば 2 隅の平行置きと対角置きの勝率が同じだった場合どちらかを消して実験 2 を行う。

2.1.2 実験 2

実験 2 ではまずハンディキャップを適応しない平手打ちで 4 つの AI プレイヤーで総当たり戦を行う。その結果からイロレーティングを用いて計算を行うことで 4 つの AI プレイヤーの実力を数値化する。レーティングに関しては節 2.2 で詳しく説明する。ここで求められた数値を AI プレイヤーの実力の指標として実験を行う。

次に実験 1 にて除外したハンディキャップを除くハンディキャップを用いて総当たりの対戦を行い、ハンディキャップの効果を検証する。また見つけ出したハンディキャップはレーティング差が同じ場合、別の対戦でも適応できるとして扱う。例えばレーティングが 1400 の AI プレイヤーと 1700 の AI プレイヤーで対戦する場合適切なハンディキャップが 4 隅に駒を置くハンディキャップであった場合、4 隅のハンディキャップは 300 のレーティング差で有効であると判断する。そのため 4 隅のハンディキャップはレーティング 1300 のプレイヤーと 1600 のプレイヤーの対戦でも有効であること考える。

実験 2 の全体的な流れは以下の通りである。

1. 平手打ちで総当たり戦を行う。
2. イロレーティングを用いてレーティング（実力）を決める。
3. ハンディキャップを用いて総当たりの対戦を行う。

2.2 AI プレイヤー

AI プレイヤーとして MinMax 法を用いて 1,2,3 手読み AI プレイヤーをゲームエンジンである Unity[16] を用いて実装した。

Minimax 法とは想定される最大の損害が最小になるように決断を行う戦略のことである。読む盤面が相手の番の場合はその局面の次に出現するすべての局面のうち最も悪い、つまり相手にとって最も有利な（評価値が最小）手を相手は打ってくると仮定して次に出現するすべての局面の評価値の最小値を局面の評価値にする。読む盤面が自分の番の場合はその局面の次に出現するすべての局面のうち最も良い評価（評価値が最大）の手を打つことが最善であるため、次に出現する

すべての局面の評価値の最大値を局面の評価値にする。例えば1手読みの場合与えられた局面から考える合法手それぞれを全部打ってみて、一番良い手を選ぶということになる [17]。図 2.1 は3手読みの MinimaxAI の探索経路を図式化したものである。

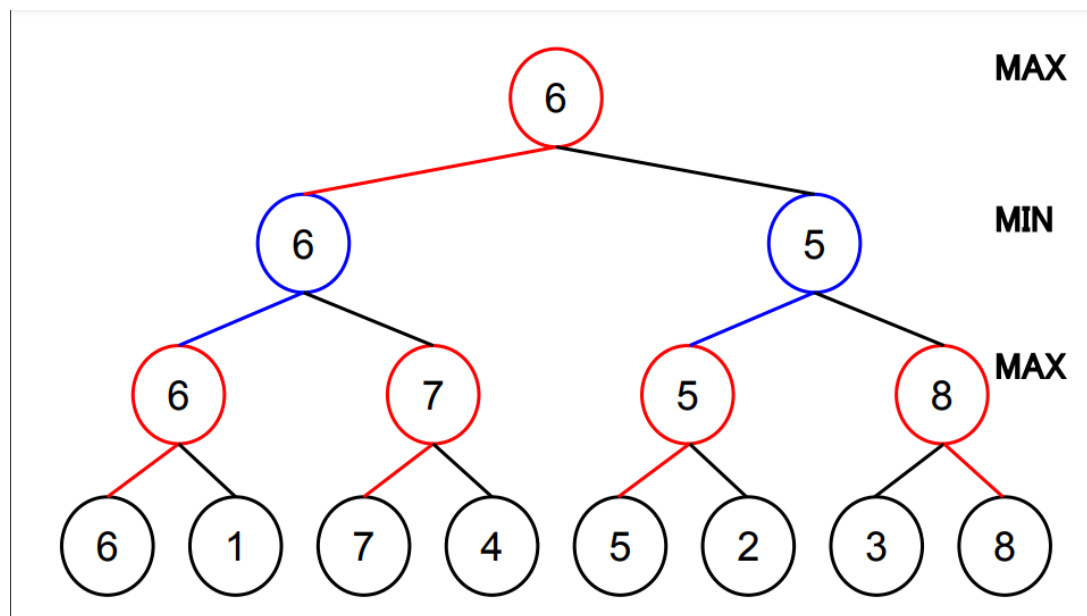


図 2.1 Minimax 法

また、AI プレイヤーが常に最善の行動を取ってしまうと毎回同じ盤面になってしまうため、上位3個の手をランダムに打つように設定した。上位3個の中でも評価値に大きく差がついている場合は評価値が高い手を優先して打つように設定した。これに打てる手からランダムな手を選び打つランダム AI を加えた以下の4プレイヤーを用いる。

- ランダム AI
- 1手読み
- 2手読み
- 3手読み

盤面評価にはマス一つ一つに重みをつけて盤面を評価する手法を利用した [18]。図 2.2 は各マスの評価値である。(手番プレイヤーの石が置かれているところのマスの重みの合計) - (相手プレイヤーの石が置かれているところのマスの重みの合計) を評価値とし計算を行った。評価値が高

いほどその手番が有利と判断する。オセロは基本的に隅を取ると有利になるので、評価関数 2.2 では隅が最も点数が高く、隅に石を置かれやすくなるその周りの点数が低い。また中央の方が評価点が高くなるようになっており、基本的に評価点がマイナスである。この理由として石をあまり多く取らないというオセロの定石に沿った動きを AI プレイヤーに行わせるためである。

30	-12	0	-1	-1	0	-12	30
-12	-15	-3	-3	-3	-3	-15	-12
0	-3	0	-1	-1	0	-3	0
-1	-3	-1	-1	-1	-1	-3	-1
-1	-3	-1	-1	-1	-1	-3	-1
0	-3	0	-1	-1	0	-3	0
-12	-15	-3	-3	-3	-3	-15	-12
30	-12	0	-1	-1	0	-12	30

図 2.2 マスごとの評価値

AI プレイヤーの実力の指標として株式会社 UNBALANCE からリリースされているみんなのオセロ [19] のレベル 10 と対戦した結果を表 2.1 に表す。

表 2.1 みんなのオセロとの対戦結果

	ランダム AI	3 手読み AI
みんなのオセロレベル 10	3 勝 6 敗 1 分	7 勝 1 敗 2 分

2.3 総当たり戦

レーティングを決めるためにランダム,1 手読み,2 手読み,3 手読みの 4 つの AI プレイヤーで総当たり戦を行う。対戦回数は先手後手 500 回数ずつ計 1000 回行った。1000 回対戦を終えた後、対戦成績に基づいてレーティングを一括で更新する。

2.4 ハンディキャップ

実験で使用するオセロのハンディキャップは初期盤面に石を追加で置いた状態からゲームを始めるものを使う。

オセロには前半相手に多くの石を置かせて、後半に多くの石をひっくり返す必勝法が存在する。そのため適当な位置に石を置いてしまうと初期盤面が相手に有利な盤面になってしまうため、今回の研究で提案するハンディキャップはゲーム終了まで色が変わらない確定石の位置に石を置くハンディキャップを考案した。

実験で実装するハンディキャップは以下の 10 個である。これらのハンディキャップを実験 1 にて使用してハンディキャップの強さを検証する。

- 1 隅 (図 2.3)
- 2 隅 (対角)(図 2.4)
- 2 隅 (平行)(図 2.5)
- 3 隅 (図 2.6)
- 4 隅 (図 2.7)
- 1 列 (図 2.8)
- 3 隅 +1 列 (図 2.9)
- 4 隅 +1 列 (図 2.10)
- 3 隅 +2 列 (図 2.11)
- 4 隅 +2 列 (図 2.12)

図 2.3 は 1 隅のハンディキャップを用いた初期盤面である。図 2.4 は 2 隅 (平行) のハンディキャップを用いた初期盤面である。図 2.5 は 2 隅 (対角) のハンディキャップを用いた初期盤面である。図 2.6 は 3 隅のハンディキャップを用いた初期盤面である。図 2.7 は 4 隅のハンディキャップを用いた初期盤面である。図 2.8 は 1 列のハンディキャップを用いた初期盤面である。図 2.9 は 3 隅 +1 列のハンディキャップを用いた初期盤面である。図 2.10 は 4 隅 +1 列のハンディキャップを用いた初期盤面である。図 2.11 は 3 隅 +2 列のハンディキャップを用いた初期盤

面である。図 2.12 は 4 隅 + 2 列のハンディキャップを用いた初期盤面である。

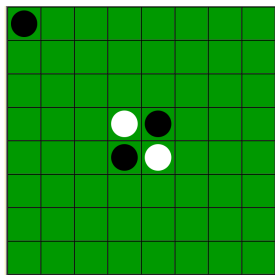


図 2.3 1 隅

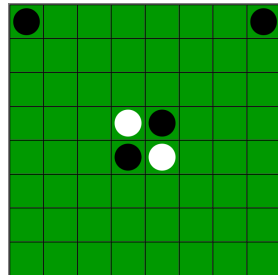


図 2.4 2 隅 (平行)

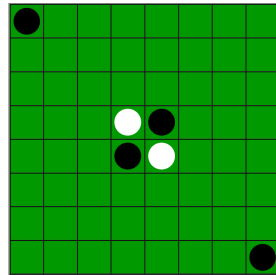


図 2.5 2 隅 (対角)

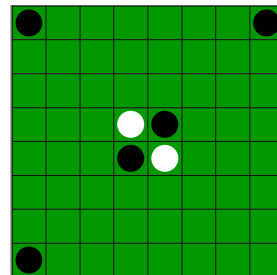


図 2.6 3 隅

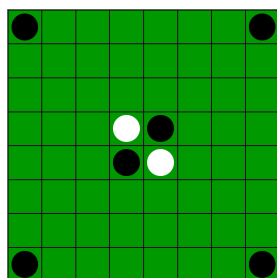


図 2.7 4 隅

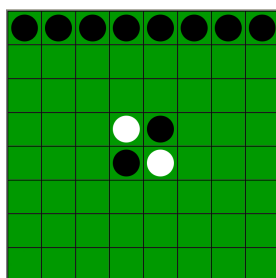


図 2.8 1 列

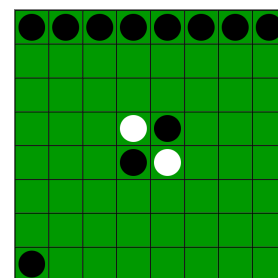


図 2.9 3 隅 + 1 列

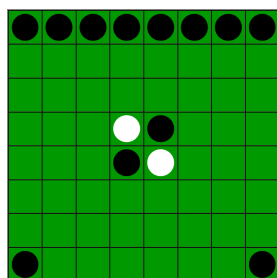


図 2.10 4 隅 + 1 列

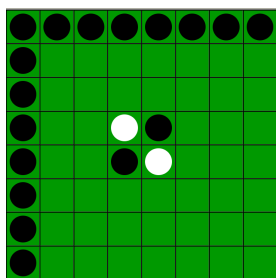


図 2.11 3 隅 + 2 列

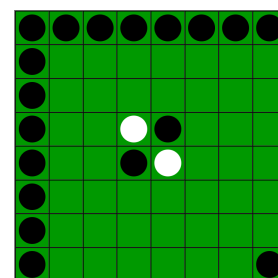


図 2.12 4 隅 + 2 列

4 隅 + 2 列のハンディキャップを最大値にした理由としては橋本ら [13] の研究でランダム AI と世界最強クラスの AI の最適解が 4 隅 + 2 列であったためである。

2.5 レーティング

節 2.3 での総当たり戦の対戦結果をもとに AI の実力を相対的に求める。AI の実力を求めるためのレーティングシステムとしてイロレーティングを用いる。イロレーティング [20] とは相対評

価で用いられるレーティングシステムでもっとも有名なものであり、実際に国際チェス連盟や日本アマチュア将棋連盟でも用いられている。イロレーティングとは対戦型の競技（2人のプレイヤーまたは2つのチームが対戦して勝敗を決めるタイプの競技）において、相対評価で実力を表すために使われる指標の一つである。イロレーティングでは対戦前のレーティングをもとに期待勝率を設定する。自身の期待勝率が低いほど勝利時に得られるレーティングが多くなり、期待勝率が高いほど勝利時に得られるレーティングが少なくなる。レーティングが同じ場合は上がるレーティングと下がるレーティングは同じである。

(2.1) の式はプレイヤー A がプレイヤー B と対戦する際の期待勝率を計算する式である。 R_A はプレイヤー A のレーティング、 R_B はプレイヤー B のレーティングを表している。

$$W = \frac{1}{10^{(R_B - R_A)/400} + 1}. \quad (2.1)$$

総試合数が G 、勝利数が I のとき、式 (2.2) はレーティング変動を表す式である。実際の勝利数がレーティングから期待される勝利数を上回れば、レーティングが過小であったと判断してレーティングをプラスに更新し、逆に実際の勝利数がレーティングから期待される勝利数を下回れば、レーティングが過大であったと判断してレーティングをマイナスに更新する K は自由に設定できる定数地であり、 K が大きいほど適正レーティングに収束するのが早くなる一方、収束した後も頻繁に上下する不安定な値となる。

$$R' = R_A + K(I - G \times W). \quad (2.2)$$

レーティングの初期値は全プレイヤーで 1500 とし、 $K=0.2$ で設定した。

2.6 ハンディキャップ実装

実験 1 にて残したハンディキャップを対戦に実装していき勝率が 50% に近づくかを検証する。この研究では適切なハンディキャップの定義として勝率が $50 \pm 5\%$ になるようなハンディキャップを適切なハンディキャップとする。ハンディキャップ実装の対戦は総当たりで行い、ハンディキャップはレーティングの低い AI プレイヤーに適用する。各対戦先手後手 500 戦、計 1000 回対戦を行い評価を行う。

第 3 章

結果と考察

3.1 実験 1

表 3.1 に実験 1 の結果を示す。

表 3.1 ランダム AI の勝敗数と勝率

	勝敗数	勝率
1 隅	505 勝 445 敗 50 分	51%
2 隅 (平行)	763 勝 198 敗 39 分	76%
2 隅 (対角)	755 勝 214 敗 31 分	76%
3 隅	856 勝 120 敗 10 分	87%
4 隅	915 勝 69 敗 16 分	91%
1 列	839 勝 134 敗 27 分	84%
3 隅 1 列	922 勝 67 敗 10 分	92%
4 隅 1 列	962 勝 34 敗 4 分	96%
3 隅 2 列	979 勝 14 敗 7 分	98%
4 隅 2 列	997 勝 3 敗 0 分	99%

この時点で 1 番実力差がある対戦でも 1 隅のハンディキャップで勝率が 5 分になることがわかった。そのため実験 2 では 1 隅と 2 隅のハンディキャップを総当たりで検証する。

また、2 隅 (平行) のハンディキャップに関しても 2 隅 (対角) のハンディキャップと勝率に大きな差がなかったため実験 2 では除外する。

3.2 実験 2

本節では実験 2 の結果を述べる

3.2.1 総当たり戦

表 3.2 に総当たり戦を行った結果を示す。

対戦は先手後手 500 戦計 1000 戦行った。

上段に勝率下段に勝利数、敗北数、引き分け数の順で記載した。

表 3.2 総当たり戦の結果

	ランダム	1 手読み	2 手読み	3 手読み
ランダム AI		21%	25%	24%
		205-756-39	251-692-57	240-709-51
1 手読み	76%		27%	25%
	756-205-39		257-697-15	247-719-34
2 手読み	69%	72%		38%
	692-251-57	697-257-15		380-591-29
3 手読み	71%	72%	59%	
	709-240-51	719-247-34	591-380-29	

ランダム AI に 1 番勝ち越しているのが 1 手読みのプレイヤーであるが、3 手読みが全てのプレイヤーに勝ち越しており、ランダム,1 手読み,2 手読み,3 手読みの順番で強くなっていることが確認できる。

3.2.2 レーティング

節 3.2.1 で行った総当たり戦の結果からイロレーティングを用いてレーティングをつけ、AI プレイヤーの実力の指標を定める。

表 3.3 に最終的なレーティングを示す。

対戦結果の通り、レーティングでもランダム AI が最も弱く 3 手読み AI が最も強い数値になった。また、1 手読みと 2 手読みに 100 程レーティング差があり、2 手読みと 3 手読みには 30 程しかレーティング差がないことから、1 手読みと 2 手読みには大きな実力差があるが、2 手読みと 3 手読みにはあまり実力差がないことがわかる。このレーティングを実力の指標としてハンディキャップを実装していく。

表 3.3 AI プレイヤーのレーティング

	最終的なレーティング
ランダム	1406
1 手読み	1458
2 手読み	1554
3 手読み	1582

3.2.3 ハンディキャップ

表 3.4 に 1 隅のハンディキャップをつけて総当たりの対戦をした結果を示す。

表 3.4 1 隅ハンディキャップを付けた総当たり戦の結果

	ランダム	1 手読み	2 手読み	3 手読み
ランダム AI		39%	56%	51%
		391-554-55	559-390-51	505-445-50
1 手読み	55%		51%	45%
	554-391-55		509-449-45	448-503-49
2 手読み	39%	45%		56%
	390-559-51	449-509-45		563-390-47
3 手読み	45%	50%	39%	
	445-505-50	503-448-49	390-563-47	

ハンディキャップなしの対戦結果と比べてどの対戦も 50% に近い勝率になっている。特に 1 手読みと 2 手読みの対戦や、1 手読みと 3 手読みの対戦ではどちらも勝率が $50 \pm 5\%$ になっており。本研究が目指す五分の対戦ができているといえる。また、ハンディキャップをつけたランダム AI に唯一 1 手読みが勝ち越しているなどレーティング通りの対戦結果にならなかった部分も存在した。

表 3.5 に 2 隅のハンディキャップをつけて総当たりの対戦をした結果を示す。

2 隅のハンディキャップを付けた場合どの対戦においてもハンディキャップをつけた方が大きく勝ち越すといった結果になった。

表 3.5 2 隅ハンディキャップを付けた総当たり戦の結果

	ランダム	1 手読み	2 手読み	3 手読み
ランダム AI		65%	81%	76%
		648-302-50	813-158-50	763-198-39
1 手読み	30%		68%	68%
	302-648-50		683-279-38	684-278-38
2 手読み	16%	28%		74%
	158-648-50	279-683-38		735-220-45
3 手読み	20%	28%	22%	
	198-763-39	278-684-38	220-735-45	

3.3 考察

3.3.1 実験 1

実験 1 ではから 1 隅のハンディキャップを設けるとランダム AI の勝率が 51/% になり、そこからハンディキャップを強くしていくにつれ勝率も高くなり、最大のハンディキャップである 4 隅の 2 列のハンディキャップではランダム AI の勝率が 99% にもなった。この結果から 1 列のハンディキャップを除き、置く石を増やしてハンディキャップを強くすることに比例して、ハンディキャップを設けたプレイヤーの勝率も上がっていることがわかる。また、今回用意した AI プレイヤーの実力差では 2 隅のハンディキャップでランダム AI の勝率が 76% になってしまい、ハンディキャップをつけた方が十分に勝ち越してしまうことがわかった。

2 隅のハンディキャップに関しては平行置きと対角置きではどちらも勝率が 76% になり、勝率に大きな差は出なかった。そこから隅に石を置くハンディキャップにはどの隅に石を置く場合でも同様の効果であると推測できる。

4 隅のハンディキャップの勝率が 91% であり、1 列のハンディキャップの勝率 84% より高くなった。1 列のハンディキャップの方が 4 個石を多く置くハンディキャップであるが、1 列より 4 隅のハンディキャップの方がハンディキャップが勝率が高くなった。このことからハンディキャップとして置く石の数よりも石を置く場所が重要視され、隅に石を置くことはハンディキャッ

ブにおいてとても重要であると推定できる。

3.3.2 実験 2

ハンディキャップなしの対戦では3手読み、2手読み、1手読み、ランダムプレイヤーの順で勝ち越した数が多く、成績も60%~80%で勝ち越しているため明確に実力の差が出たような結果になった。

1 隅のハンディキャップをつけた対戦ではハンディキャップをつけていない対戦と比べて勝率が50%に近いとありハンディキャップとしての効果があるといえる。特に1手読みと2手読みの対戦や、1手読みと3手読みの対戦ではどちらも勝率が $50 \pm 5\%$ になっており、本研究が目指す五分の対戦ができる適切なハンディキャップであるといえる。また全ての組み合わせで引き分け数が45回を超えていたことからある程度AIプレイヤーが互角に戦っていたと推測できる。

2 隅のハンディキャップをつけた対戦では1隅のハンディキャップをつけた対戦より勝率が20%以上上がっており、どの対戦においてもハンディキャップをつけた方が大きく勝ち越す結果になった。そのため今回の実験で用いたAIプレイヤーの実力差では2隅のハンディキャップは大きすぎると考えられる。

ハンディキャップなし、1隅のハンディキャップ、2隅のハンディキャップの結果を比べると、ハンディキャップを1つ増やすことに勝率が20%程上がっておりハンディキャップの効果が実感できる結果となった。また、今回ハンディキャップなしの対戦結果からイロレーティングを用いてAIプレイヤーの実力の指標をレーティングとして数値化したが、ランダムAIに対して1手読みAIが勝率が一番高いことなどから必ずしも勝率とレーティングの関係が一致しているとは限らないという結果になった。

第 4 章

まとめ

本研究ではオセロにおける実力差に応じた適切なハンディキャップを見つけることを目的として、4種類のAIプレイヤーと10種類のハンディキャップを考案。AIプレイヤーの実力を定めるために、AIプレイヤーを総当たりで戦わせ、その結果をもとにイロレーティングを用いてレーティングを出し、これをAIプレイヤーの実力の指標とした。そして4種類のAIプレイヤーと10種類のハンディキャップを用いて実力差に応じた適切なハンディキャップを見つけ出した。

実験を行った結果、今回用意したAIプレイヤーの実力差では2隅のハンディキャップでも十分に勝ち越してしまい、予想していたよりも隅に石を置くハンディキャップは強いことが分かった。また、隅に石を置く場合、どの位置に置いても勝率は変わらないことや、1列に石を置くハンディキャップより4隅に石を置くハンディキャップの方が強いということも分かった。そこから置く石の数よりも場所が重要視されると推定できる。現在オセロで用いられているハンディキャップは4隅に石を置くハンディキャップであるが、1隅に石を置くハンディキャップでも非常に有効であることが今回の研究で分かった。

今後の展望として今回用意したAIプレイヤーよりも強いAIプレイヤーを用いて、より離れた実力差のある対戦を実現させることが必要だと感じた。そして1隅、2隅以外よりも強いハンディキャップを実装して検証を行うことが今後の研究において必要だと考える。

また、今回実験に用いたAIプレイヤーは現実で何級、何段レベルであるかわからないというのが現状である。そのため相対的な強さの証明として人間と実験用AIでの対戦を行うことが課題として考えられる。

謝辞

本研究を執筆するに当たり、様々なご指導、ご僱撻を賜りました、渡辺研究室教授渡辺先生、実験助手阿部先生に深く感謝申し上げます。

渡辺先生には研究の進め方や論文執筆について何度も指導を頂きました。時には研究活動に行き詰ってしまった時もありましたが、励ましのアドバイスをくれたおかげで自信をもって研究を進めることができました。ありがとうございました。

阿部先生には、テーマを決める段階で多くの助言をいただきました。研究について無知だった私に、研究について丁寧に教えてくれたおかげで、研究テーマを決めることができました。

研究室のメンバーも直接かかわることは少なかったものの、様々な意見やアドバイスを頂きました。特に中間発表や文化祭展示の際などで、対面で研究について話し合ったりしたことが研究のモチベーションになりました。

また中間発表や最終発表で意見をくれた先生方や文化祭に来てくださった方々に様々な視点からアドバイス、意見などをいただきました。これらのアドバイスや意見のおかげで、より良い研究をすることが出来ました。本当にありがとうございました。

就活や卒論など忙しい中、息抜きに付き合ってくれたり、様々な話を聞いてくれた友人や両親にも心から感謝申し上げます。特に両親には生活面で大きなサポートをしてくれました。そのおかげで無事に研究を終えることができました。

研究を進めていく中で行き詰ってしまうことが沢山ありましたが、それでも研究をやり遂げる事が出来たのは、多くの方々に助けていただいたおかげです。皆様本当にありがとうございました。

参考文献

- [1] 日本オセロ連盟. <https://www.othello.gr.jp/>. 参照: 2023.12.24.
- [2] オセロ (ボードゲーム). [https://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%82%AA%E3%82%BB%E3%83%AD_\(%E3%83%9C%E3%83%BC%E3%83%89%E3%82%B2%E3%83%BC%E3%83%A0\)](https://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%82%AA%E3%82%BB%E3%83%AD_(%E3%83%9C%E3%83%BC%E3%83%89%E3%82%B2%E3%83%BC%E3%83%A0)). 参照: 2024.1.8.
- [3] WZebra. <http://www.radagast.se/othello/>. 参照: 2023.12.24.
- [4] 佐原和就, 松崎公紀. モンテカルロ木探索における評価関数へのノイズ付加による影響. 情報処理学会 研究報告ゲーム情報学 (GI), Vol. 2020-GI-43, pp. 1-5, 2020.
- [5] 鍋谷優作, 矢吹太郎. Alphazero による難易度自動調整ゲームエージェントの生成. 第 82 回全国大会講演論文集, Vol. 2020-02-20, pp. 89-90.
- [6] 高木騰也, 藤井叙人, 片寄晴弘. コンピュータオセロによる自然な手を選択する棋力調整手法の提案利用. ゲームプログラミングワークショップ 2021 論文集, Vol. 2021-11-06, pp. 9-14.
- [7] 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応する多様なオセロ ai の生成. 情報処理学会 研究報告ゲーム情報学 (GI), Vol. 2012-GI-27, No. 5, pp. 1-8, 2012.
- [8] Othello is Solved. <https://arxiv.org/abs/2310.19387>. 参照: 2024.1.17.
- [9] 日本将棋連盟. https://www.shogi.or.jp/column/2017/05/post_127.html. 参照: 2023.12.24.
- [10] 濱野航汰. 棋譜解析によるプレイヤーのレーティング推定. ゲームプログラミングワークショップ 2018 論文集, Vol. 2018-11-09, pp. 95-100.
- [11] 華山宣胤. オセロゲーム棋譜データの統計解析結果に基づく優勢/劣勢表示方法の提案. 第 80 回全国大会講演論文集, Vol. 2018-03-13, pp. 1-2.
- [12] 山下宏. 将棋の駒落ちの強化学習. ゲームプログラミングワークショップ 2021 論文集, Vol. 2021-11-06, pp. 20-27.
- [13] 今田智大, 橋本剛. オセロのハンディキャップに関する研究. ゲームプログラミングワークショップ, Vol. 2012-11-09, No. 06, pp. 151-154, 2012.

- [14] 森田茂彦, 松崎公紀. 大貧民における初期手札の不均衡性を考慮したレーティングアルゴリズムの提案. 情報処理学会 研究報告ゲーム情報学 (GI), Vol. 2019-01-11, pp. 129–137, 2019.
- [15] 高尾海州, 松崎公紀. 初期局面の有利不利に適応したレーティング手法の検証. 第 60 回プログラミング・シンポジウム予稿集, Vol. 2014-GI-31, No. 14, pp. 1–5, 2014.
- [16] Unity. <https://unity.com/ja>. 参照: 2024.1.14.
- [17] 2.4 MinMax 法と NegaMax 法リバーシプログラムの作り方. http://www.es-cube.net/es-cube/reversi/sample/html/2_4.html. 参照: 2023.12.24.
- [18] オセロ (リバーシ) の作り方 (アルゴリズム) ~石の位置による評価~. <https://uguisu.skr.jp/othello/5-1.html>. 参照: 2024.1.8.
- [19] みんなのオセロオンライン対戦も楽しめるオセロ対戦ゲーム. <https://www.unbalance.co.jp/service/mobile/minnanoothello/>. 参照: 2024.1.10.
- [20] Arpad E. Elo. *The rating of chessplayers, past and present*. Arco Pub, 1978.