

# 対戦テトリスにおける評価値を利用した動的難易度調整

土居海里<sup>1,a)</sup> 竹内聖悟<sup>2</sup>

**概要:** 対戦ゲームを楽しむために自分と同程度の相手は必要不可欠である。これまで行われてきた動的難易度調整の多くは将棋などの共通の盤面を持つボードゲームで行われてきた。本研究では共通の盤面を持たない対戦ゲームにおいて、形勢が偏らないように強さの調整を行う手法として評価値を揃える手法と順位を揃える手法の2つとゲームのリアルタイム性における影響を少なくする手法として直近10手の評価値を利用する手法について提案した。それらの提案手法を対戦テトリスのAIのzetrissに実装し、既存のテトリスAIとの対戦実験を行いその勝率と対戦時間、形勢評価値を用いて評価を行った。本稿では提案手法の評価値を揃える手法と直近10手の平均値を組み合わせることで既存のAIに対して効果的に強さの調整ができることを示した。

## Dynamic difficulty adjustment using evaluation values in competitive Tetris

DOI KAIRI<sup>1,a)</sup> TAKEUCHI SHOGO<sup>2</sup>

**Abstract:** An opponent comparable to oneself is essential for the enjoyment of a competitive game. Previous dynamic difficulty adjustment studies have focused on board games with a common board, such as Shogi. In this study, we proposed two methods for adjusting the strength of the players in a competitive game without a common board: one is to align the evaluation values and the other is to align the rankings. We implemented those proposed methods in zetriss, a competitive Tetris AI, and conducted experiments against existing Tetris AIs and evaluated them using their win rate, playing time, and formative evaluation values. This study shows that the proposed method can be implemented by combining the method for aligning the evaluation values and the average of the last ten moves of the proposed method to effectively adjust the strength against existing AI.

### 1. はじめに

テレビゲームなどのゲームコンテンツ市場は年々増加の傾向があり2020年には前年と比べ約131%も伸びており、ゲームに触れるプレイヤーは増加していると考えられる[1]。しかし、今まであまりゲームに触れて来なかった人とゲームをプレイしてきた人ではプレイスキルに差があることは明白であり、その差によって既存のゲームAIでは強さのバランスを取ることが難しくなっている。特に対戦ゲームなどでは初心者と経験者が何度も対戦することで、圧倒的な差があると感じてしまうと初心者がゲームを

辞めるきっかけにもなりかねない。そこで初心者やゲームが得意でない人でも楽しめるような対戦環境を用意することが求められると考えられる。

また現在対戦ゲームにおいて広く導入されているマッチングシステムはランダムマッチングやランクマッチングなどがある。ランダムマッチングでは、ランダムに対戦相手とマッチングする為、自分と同程度の強さの相手とマッチングすることが難しい。またランクマッチングでは一見同程度の強さの相手とマッチングする様に見えるが悪意を持ったプレイヤーが自分のランクを偽ってプレイする場合や、チートなどの存在があり実際に同程度の相手とマッチングすることは難しいことがある。そこで初心者やゲームが下手な人が楽しく遊べるようにAIの強さを調整することが必要であると考えられる。

<sup>1</sup> 高知工科大学大学院 工学研究科

<sup>2</sup> 高知工科大学 情報学群

<sup>a)</sup> 265108n@gs.kochi-tech.ac.jp

今回は、動的難易度調整を行うゲームとして対戦テトリスを用いる。これまで、動的難易度調整の研究では、主にボードゲームが用いられており、完全情報ゲームが主に研究されていた。しかし近年、需要の増加傾向にあるテレビゲームでは完全情報ゲームは少なく、シューティングゲームやパズルゲームなどの人気のあるジャンルのゲームの多くは不完全情報ゲームである。つまり、動的難易度調整の手法についても不完全情報ゲームで研究することが需要に合致していると考えられる。しかし、ここで既存の研究されてきたゲームと大きくゲーム性の異なるゲームを選択するとそのゲーム性の違いの数だけ結果について考察する必要があり、難易度調整がうまく出来なかった際の原因の特定が困難になると考えられる。そこで今回は将棋などのボードゲームと同じように盤面情報を配列で考えることのできる不完全情報ゲームのジャンルとしてパズルゲームが適切であると考えた。盤面情報を配列などで簡単に取り扱えるため、形勢判断などが今回例に示したシューティングゲームや、格闘ゲームよりしやすくなると考えた為である。パズルゲームとして有名なタイトルとして、テトリスとぶよぶよがあるが、ぶよぶよでは次に操作するぶよがランダムで与えられるのに対して、対戦テトリスでは異なる7種類のブロックが全て出現するまで1度出現したブロックは出現しないという特徴がある。そこで今回は運の影響が比較的少ない対戦テトリスをゲームとして利用する。

対戦ゲーム AI の動的難易度調整の研究では将棋や囲碁などの二人零和完全情報ゲームで盛んに研究が行われている。特に将棋では、盤面の局面評価値が0になる手を選択することにより、動的難易度調整を行う手法があった [2]。しかしこの手法をそのまま対戦テトリスに用いることはできない。この主な理由として対戦テトリスがターン制のゲームではないこと、1つの盤面ではなく、お互いに異なる盤面情報を持ち対戦を行うなどのゲーム性の違いがある。特に対戦テトリスでは、将棋のように1つの盤面で対戦を行っていないため、自分盤面と相手盤面で異なる局面評価値が得られるため、将棋の手法をそのまま使うことはできない。そこで本稿では2盤面性の対戦ゲームでも形勢が偏らない様に強さを調整する手法を提案する。また、今回動的難易度調整を行う対戦テトリスはリアルタイム性のゲームであり、自手の探索の最中などに相手が複数手を進める事が考えられる。そこで、対戦中の試合の流れから相手の手を評価する手法として直近10手の平均値を利用する手法を提案する。またこれらの提案手法について対戦テトリス AI の zetris に実装し、他のゲーム AI と対戦実験を行い、その勝率と対戦時間を比較し、その効果を評価する。

## 2. 関連研究

### 2.1 動的難易度調整

近年、強さの調整というテーマで様々なゲーム AI の研究が行われている。囲碁のゲームでは池田らの研究により盤面の形勢に合わせて選択する手を変化させる AI が研究されていた [3]。これは形勢が良い時は弱い手を選び、形勢が悪い場合に強い手を選択するという手法である。この研究の実験では手加減の度合いを高める程、強いプレイヤーは勝ちやすく、弱いプレイヤーはほどほどの勝率となる結果となった。この結果を踏まえた仲道らの研究では候補手集合の中で局面評価値が0に最も近づく手を選択することで形勢の均衡を保つ手法を提案した [2]。この実験では初心者プレイヤーに対しては同程度の相手という評価を得られたが、経験者プレイヤーに対しては弱いという評価を受けることになった。杉本らの研究では、様々な種類の対戦 AI を用意し、対戦中の数ステップ毎に用意された AI の中から提案された AI 決定アルゴリズムにより選ばれた AI の評価で行動決定し、ゲーム内での戦略に絶対的強さの序列が存在しないようなゲームであっても調整する手法を提案した [5]。この研究結果では対戦時間は伸ばすことができたが、ランダムに選択する AI と勝率の差があまり変わらなかった。

格闘ゲームの分野でも動的難易度調整は行われている。伊藤らの研究では、格闘ゲームのヒットポイント (HP) について対戦相手と自身で比較を行い、AI が優勢の場合に調整したダメージの少ない手、AI が劣勢の場合には相手に大きなダメージを与えるアクション選択するという手法と、遺伝的アルゴリズムを用いた計算効率の向上させる手法を組み合わせ、強さの調整を行った [6]。この実験の結果では一部の他の AI に勝ちすぎているという傾向があったが、他の AI に対しては提案手法を実装する前に比べ勝率や対戦後の平均 HP の差などが減っており、強さの調整ができたと考えられる。

### 2.2 テトリスを対象とした研究

テトリスゲーム AI ではこれまで最適化手法の比較のため平均消去ライン数を最大にするテトリス AI の研究が行われていた。竹内らの研究ではミツバチの群れからヒントを得た最適化アルゴリズムの一つである Artificial Bee Colony アルゴリズムを改良したアルゴリズムを用いてテトリス AI の開発を行なった [4]。実験の結果から既存のニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムを用いて最適化を行なった手法よりも平均消去ライン数が上回る事となった。

### 3. 対戦テトリス

#### 3.1 ルール

今回用いた対戦テトリスとは従来の広く知られているテトリスと同様にミノと呼ばれる様々な形をしたブロックを積み上げていき、“行”（以下ラインと言う）を揃えて消していくゲームである。従来のテトリスと異なる点は自分の盤面で消去したラインの数に応じて相手の盤面にお邪魔ミノと呼ばれるラインを下から追加していくことである。この時送られてくるお邪魔ミノのラインはランダムな場所に1つだけ穴を持っており、送られた対戦相手はこの穴はミノを用いて埋めることでお邪魔ミノを消す。以下に対戦テトリスにおける消したライン数と相手に送るお邪魔ミノの関係を表1として以下に示す。

表 1 対戦テトリスの基本的な消したミノとお邪魔ミノの関係

消したライン数	お邪魔ミノのライン数	BTB
2ライン	1ライン	無し
3ライン	2ライン	無し
4ライン	4ライン	1ライン

上記の表のBTBは同じライン数を連続して消した際にボーナスとして相手に送るお邪魔ミノのラインである。また対戦テトリス固有の消し方も存在し、その方法で消した際にはその種類に応じた追加のお邪魔ミノを相手に送ることができる。勝利条件は相手のミノの出現位置を他のミノで埋めることである。

以下に対戦テトリスの実際の画面を図1として示す。



図 1 対戦テトリス

### 4. 提案手法

今回は対戦テトリスでも形勢が偏らないように強さを調整する手法を提案する。

#### 4.1 評価値を使った調整

1つ目に提案する手法は対戦中に対戦相手の選んだ手の強さの評価値を取得し、それに合わせた手を返すという調整方法である。対戦テトリスではお邪魔ミノと呼ばれるブロックを送り合い勝敗を決める。しかしこの送られるお邪

魔ミノは相手の消したライン分自分も消すことで対消滅し、お互いの盤面にお邪魔ミノが発生しなくなるというゲームの特性がある。これを利用し、相手と同程度の強さの手を返し続ける事ができればお互いの盤面にお邪魔ミノが発生せずに、形勢が偏らなくなるため、動的な難易度調整につながると考えられる。

この手法については以下の手順で実行する。

- (1) 相手の盤面を取得しミノを設置したか判定する
- (2) ミノを設置していた場合、相手の置いた手を AI の評価関数で評価する。設置していない場合には (1) に戻る
- (3) 提案 AI の盤面について、AI の探索から得られた合法手集合の手と (2) で取得した相手の手の評価値の絶対値の差を計算する
- (4) (3) で得られた中から差が 0 に近い手を AI の次の手として選択し (1) に戻る

#### 4.2 順位を使った調整

上述した評価値を揃える手法では、対戦相手の選んだ手の強さしか得ることができない。そのためもし対戦相手が悪手の中から最善手を選んだ場合などにも、その悪手の評価値と同じ手を返す可能性があり勝率などに影響する可能性がある。そこで別の調整手法として相手選択できる候補手集合の中から選ばれた手の順位を判定し、その順位の手と同じ手を返す調整方法についても実験を行う。

この提案手法は以下の手順で実行する。

- (1) 相手の盤面を取得しミノを設置したか判定する
- (2) ミノを設置していた場合、相手の置いた手を AI の評価関数で評価する。設置していない場合には (1) に戻る
- (3) 相手の盤面を探索して得られた候補手を昇順ソートし、実際に相手の置いた手の評価値と一致する手の順位を取得する
- (4) 自分の盤面を探索し得られた候補手について昇順ソートを行う
- (5) (3) で得られた順位と同じ順位の手を選択し (1) に戻る

#### 4.3 直近 10 手の平均値を使った調整

対戦テトリスはリアルタイム性を有しており、提案 AI の操作中に相手が数手操作を進めることも考えられる。そのため、今回の提案手法のままでは相手の手の評価を取得できず対戦が進行する可能性があり、それにより勝敗や対戦時間に影響を及ぼすことが考えられる。そこで今回は相手の盤面の評価値が取得できなかった場合において直近の 10 手の平均値の手を返す手法を提案する。これによりそれまでの対戦の流れに沿った評価値の手を取得することができ、リアルタイム性の影響を減らしつつ強さの調整ができることが考えられる。

## 5. 実験方法

今回、提案手法を実装するのは zetris と呼ばれる対戦テトリス AI の一つである。zetris は対戦テトリスの全国大会で 4 連覇を成し遂げたプレイヤーに勝利した実績があり、将来的に人間プレイヤーに対して動的難易度調整することを考慮しても十分な実力と言える。

対戦テトリスの環境として利用するゲームは SEGA 開発の steam 版よぶよテトリスである。ゲーム内の「みんなでプレイ」モードの「VS」ルールを利用して提案手法を実装した AI と各 AI との対戦実験を行う。対戦相手として用意する AI は coldclear\*1、tetras\*2、wataame\*3 の 3 つである。

提案手法の効果については対戦実験から得られた勝率と対戦時間の 2 つの値と対戦中の評価値の差の推移を用いて評価を行う。これまで行われてきた動的難易度調整の手法ではその多くが勝率が 5 割になる程高く評価していた。しかし、今回の提案手法では形勢が偏らないように調整する手法のため、勝率が 5 割近くでも対戦時間があまりにも少ない場合、一方的な形勢が続いており提案手法の目的と合致しないと考えられる。そこで今回は勝率以外の評価軸として対戦時間も評価項目に加え、より長い時間試合を続けることを目的に提案手法の評価を行う。

今回利用した zetris で用いられている探索手法とその評価関数について以下のような仕様になっている。

### 5.1 探索手法

zetris では使用できるミノについてそれぞれ探索を行っており、コード内で管理されている盤面上でミノを落下させ、もともとフィールド上にあるミノにぶつかった地点をゴール地点としてそのミノの移動可能な位置を全探索している。またそのゴール地点までの操作をゲームに反映させるため、ダイクストラ法を用いて最初にミノが出現する初期地点から各ゴール地点への最短ルートを計算し、得られた動きの手順を返す。

### 5.2 評価関数

zetris の評価関数では手の動きに点数をつけており、上述した探索手法から得られた動きを盤面上に反映させ、どの程度の点数が得られるか評価を行い、その評価に応じて減点する。この評価値が小さいほど良い手と判断される。特に 4 ライン消しなどの相手に多くラインを送れる手が良い評価を得やすくなっている。しかし、盤面上に反映

\*1 <https://github.com/mat1jaczyy/Zetris/tree/zetris-36-compilable>

\*2 <https://onedrive.live.com/?authkey=%21A0yL2VB8kC4Ew1Q&id=82F1E3DC82A757AF%216588&cid=82F1E3DC82A757AF>

\*3 <https://github.com/MinusKelvin/cold-clear>

させた結果、一番上にあるミノが半分より高い位置になっていた場合などは敗北しやすい状況であると評価し、送られたお邪魔ミノを優先して消すようにな手を相手にお邪魔ミノを送る手よりも高く評価しやすくなる。このように自分盤面のミノの高さを負けやすさとして評価関数に組み込んでいるため、zetris では選ぶ手の負けやすさについてある程度評価ができるが、自分の盤面のみを評価しているため、勝ちやすさについてはあまり正確に評価できない。

## 6. 実験結果と考察

提案手法を実装した AI との対戦実験に入る前に、今回提案手法を実装する AI の zetris と他の AI との対戦実験を行い、この結果を元にどの程度の調整ができたかについて考察を行う。

提案手法実装前に行なった各種 AI との対戦実験の結果は以下の表 2 に示す。

AI の名前	対戦数	zetris の勝利数	対戦時間
coldclear	200 戦	198 勝	9 時間
wataame	200 戦	178 勝	13 時間
tetras	200 戦	132 勝	8 時間

この表 2 の対戦実験結果から用意した各 AI よりも zetris の方が強く、勝ち越している事がわかる。また、この提案手法実装前に行なった対戦実験の対戦中の形勢評価値の推移を表した一例を図 2 として以下に示す。

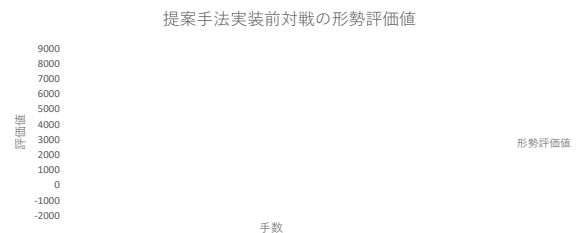


図 2 提案手法実装前の対戦実験の形勢評価値の推移の一例

この形勢評価値は評価値を揃える手法である評価値の差を示しておりこの形勢評価値が 0 付近に近いほど提案 AI は調整した手を選択していることを示す。提案 AI が優勢の場合、この形勢評価値は 0 以上の値となり、逆に提案 AI が不利の場合、形勢評価値の値は 0 以下となる。この対戦実験の結果と形勢評価グラフを基に、今回の提案手法の効果について比較し考察する。

## 6.1 評価値を使った調整

評価値を揃える手法を実装した後に行った各種 AI との対戦実験の結果を以下の表 3 に示す。また評価値を揃える手法を実装後に行った coldclear との対戦実験中の形勢評価値の推移の一例を以下の図 3 として示す

表 3 評価値を使った手法実装後の zetriss との対戦実験

AI の名前	対戦数	zetriss の勝利数	対戦時間
coldclear	200 戦	172 勝	13 時間
wataame	200 戦	58 勝	13 時間
tetras	200 戦	69 勝	12 時間

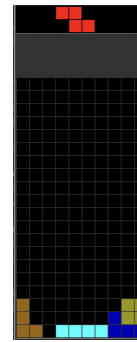


図 4 zetriss の保持している盤面

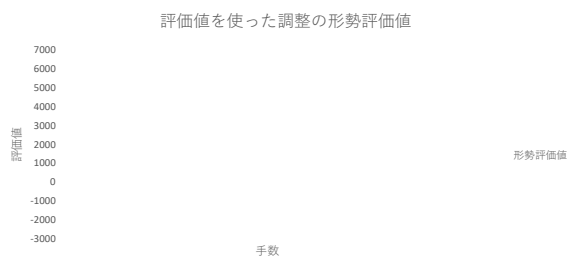


図 3 評価値を揃える手法実装後の coldclear との対戦の形勢評価値の推移の一例

coldclear との対戦実験では評価値を揃える手法の実装前と比較し勝率を抑制し、対戦時間を延ばすことができ、一定の効果があつたとわかる。形勢評価値の推移を確認すると 0 付近の値を多く取得しており評価値を揃える手法により提案 AI が調整した手を選択していることがわかる。しかし、wataame と tetras との対戦実験では評価値を揃える手法の実装前に行なった結果と比べると大きく負けている。この原因について考察するために、相手盤面の評価を行う評価関数の返り値のログを取得した所、リアルタイムで全ての手の評価を取得するはずが一部の手について評価が取得できずに数手前の評価値を利用して対戦をしていることがわかった。そこで評価値の取得できなかったタイミングでの取得した盤面のログを取得し、再現した所以下の図 4 のような盤面から図 5 のような 2 手進んだ盤面を再現する手を探索している事がわかった。今回の提案手法では相手がミノを設置した際の盤面とその 1 手前に相手がミノを設置した際の盤面の差から相手の選んだ手を探索しているためこのように 2 手進んだ場合、相手の手を評価できない。



図 5 現在の相手盤面

このリアルタイム性の問題によって試合の勝敗や対戦時間に影響が出ていると考えられるため、提案手法 3 つ目の直近 10 手の平均値を返す手法を用いてこのリアルタイム性の影響を少なくする。直近 10 手の平均評価を用いる手法を実装した対戦実験の結果を以下の表 4 に示す。

表 4 平均評価値実装後の zetriss との対戦実験

AI の名前	対戦数	zetriss の勝利数	対戦時間
coldclear	200 戦	121 勝	32 時間
wataame	200 戦	100 勝	23 時間
tetras	200 戦	52 勝	9 時間

また直近 10 手の平均値を用いる手法を実装した対戦実験中の形勢評価値の推移の一例を以下の図 6 として示す。

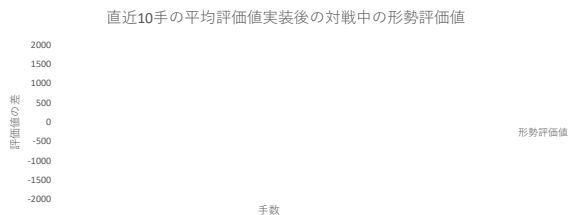


図 6 直近 10 手の平均値を用いる手法実装後の coldclear との対戦の形勢評価値の推移の一例

この実験結果から coldclear と wataame は直近 10 手の平均を用いる手法の実装前と比べ、勝率を 5 割前後に抑制し、対戦時間を大幅に伸ばす事ができ、評価値を揃える手法は coldclear と wataame に対して効果的に難易度調整ができた事がわかる。また、直近 10 手の平均値の手を利用することで、リアルタイム性のゲームの影響を少なくすることができたと考えられる。対戦中の形勢評価値の推移を確認すると直近 10 手の平均を用いる手法の実装前と比較し、形勢評価の値は 0 に近い値で推移を続けており、互角の対戦が出来ていることがわかる。しかし、評価値を揃える手法実装前では 200 戦 69 勝だった tetras に対してはうまく調整ができなかった。対戦テトリスでは連続してラインを消していくことによりボーナスとして通常より多く相手にラインを送ることができる。このゲームのルールを利用し、7 連続以上消していくと 4 ライン消しと同じライン数を 1 ライン消すことに相手に送る事ができ、10 連続以上ラインを消すと対戦テトリスの盤面を埋め尽くす量のお邪魔ミノを相手に送る事ができ、そのまま試合を決めることもできる。しかし、意図的に連続して消せる盤面を作るためには、その前に両端にだけミノを積むなどの悪手を多く取る必要がある。tetras ではこれを利用した攻撃を通常の AI よりも多く行っており、これが原因で提案手法の勝率が下がっていると考えられる。提案手法では全ての相手の手を評価できないため、このような急激な形勢の変化を起こす相手の手に対して強さの調整が行えず、勝率が下がったと考えられる。

## 6.2 順位を使った調整

順位を揃える手法を実装した後に行った各種 AI との対戦実験の結果を以下の表 5 に示す。また順位を揃える手法を実装した後に行った coldclear との対戦実験中の形勢評価値の推移の一例を以下の図 7 として示す

表 5 順位を揃える提案手法実装後の zetris との対戦実験

AI の名前	対戦数	zetris の勝利数	対戦時間
coldclear	200 戦	52 勝	12 時間
wataame	200 戦	40 勝	10 時間
tetras	200 戦	16 勝	7 時間

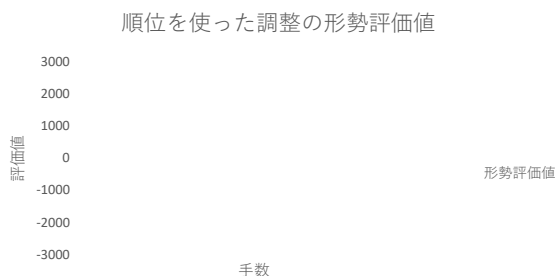


図 7 順位を揃える手法実装後の coldclear との対戦の形勢評価値の推移の一例

この実験結果についても評価値を揃える手法と同様にリアルタイム性が勝敗に影響している可能性があるため、提案手法 3 つ目の直近 10 手の平均値を返す手法を用いてこのリアルタイム性の影響を少なくし、その結果について考察する。

直近 10 手の平均評価を用いる手法を実装した対戦実験の結果を以下の表 6 に示す。また直近 10 手の平均評価を用いる手法を実装した後に行った coldclear との対戦実験中の形勢評価値の推移の一例を以下の図 8 として示す

表 6 平均順位実装後の zetris との対戦実験

AI の名前	対戦数	zetris の勝利数	対戦時間
coldclear	200 戦	74 勝	15 時間
wataame	200 戦	53 勝	10 時間
tetras	200 戦	22 勝	8 時間



図 8 平均順位実装後の coldclear との対戦の形勢評価値の推移の一例

この実験結果から順位を揃える手法実装前の実験より勝率を下げる事ができたことがわかる。しかし対戦時間については coldclear 以外の AI に対して少なくなっており、評価値を揃える手法と比べ勝率、対戦時間ともに悪い結果となった。対戦中の形勢評価値について確認すると順位を使った手法と平均順位を使った手法どちらも提案 AI が優位に対戦を進めており、形勢が偏っていることがわかる。この原因について調べるために対戦中の提案 AI の挙動を確認すると対戦中、明らかに不自然な手を選択する場合があります、その悪手により提案 AI が動的難易度調整が出来ない事が考えられる。この不自然な手とは 4 ライン一度に消せる穴を塞ぐ手などである。この悪手が発生する理由としては主に 2 つの理由が考えられる。1 つ目は zetriss で用いられている探索手法である。zetriss では現在の操作中のミノとその時の盤面から現在操作中のミノが設置可能な位置の全探索を行う。今回の順位を用いた手法では探索により得られた候補手を順位の総数としてそのまま利用している。この総数は現在の盤面の形や操作中のミノの種類によって変化する。今回提案した手法では、2 盤面の地形の差や操作ミノの種類を考慮していないため、異なる総数から得られた順位で手を揃えており、その影響により悪手が発生している可能性がある。2 つ目の理由としては、zetriss で用いられている評価関数である。zetriss では盤面の形勢によってもその評価値が変化する。例えば、優勢の場合全体的に点数が良くなり、劣勢の場合全体的に点数が悪くなる。この為、評価値を揃える手法では相手と異なる評価関数を持っていてもある程度相手の手に合わせて形勢の評価ができていた。しかし、順位を揃える手法では評価値を用いていないため、評価値ではわかる形勢の変化に対して動的に強さの調整ができなかったと考えられる。これら 2 つの理由から順位を揃える手法は評価値を揃える手法と比較して効果が薄かったと考えられる。

## 7. おわりに

本稿では 2 盤面性の対戦ゲームにおいて試合の形勢を偏らせずに調整する手法として評価値を揃える手法と順位を揃える手法の 2 通りの手法を提案した。またリアルタイム性ゲームにおける影響を少なくする手法として直近 10 手の平均値を利用する手法を提案した。またこれらの提案手法を実装した AI と既存の AI との対戦実験を行い、提案手法により形勢を一方に偏らせずに勝率を抑制する事ができることを示した。しかし、現在行なっている対戦実験では AI の操作速度が速すぎるなどの理由により、一般のプレイヤーに対して効果的な手法であるかは確認できておらず、その効果は不明である。そのため今後の課題としては操作速度を抑制する手法について調査、実装することが必要であると考えられる。また、今回の提案 AI では急激な形勢の変化を起こす戦略を用いられた場合に、勝率の調整が困難になるという課題がある。この課題については今回のような相手の 1 手に合わせた手を返す手法では対処できない為、相手の手の流れから相手の取っている戦略を推定する手法が必要であると考えられる。今後の研究としては操作速度を抑制しつつ一般のプレイヤーに対して強さの調整が可能かについて対戦実験などを通して調査を行いたいと考える。

## 参考文献

- [1] KADOKAWA, “ゲーム業界データ年鑑『ファミ通ゲーム白書 2021』を 7 月 15 日に発刊、国内外のゲーム市場を、最新調査による豊富なデータで分析”, PRTIMES, 2021-7-15, [https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000008865.000007006.html](https://prt看imes.jp/main/html/rd/p/000008865.000007006.html),(参照 2022-2-7).
- [2] 仲道隆史, 伊藤毅志, “プレイヤの技能に動的に合わせるシステムの提案と評価”, 情報処理学会論文誌, Vol. 57, No. 11, p.2426–p2435, (2016)
- [3] 池田心, ViennotSimon, “モンテカルロ碁における多様な戦略の演出と形勢の制御~接待碁 AI に向けて”, ゲームプログラミングワークショップ 2012 論文集, Vol. 2012, No. 6, p.47–p54, (2012)
- [4] 竹内広樹, 天野祐樹, 荒川正幹, “ニューラルネットワークと artificial bee colony algorithm を用いたテトリスコントローラの開発”, 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol. 12, No. 2, p.381–p382, (2013)
- [5] 杉本直樹, 鶴岡慶雅, “戦略の動的推定による 2 人対戦ゲーム接待 AI の提案”, ゲームプログラミングワークショップ 2018 論文集, Vol. 2018, p.114–p119, 2018.
- [6] 邓士达, 伊藤毅志, “動的な難易度調整により対戦して楽しい格闘ゲーム AI”, ゲームプログラミングワークショップ 2020 論文集, Vol. 2018, p.58–p61, 2020.