

# デジタルカーリングにおけるゲーム木枝刈りの有効性検証

加藤 修<sup>1,a)</sup> 飯塚 博幸<sup>1</sup> 山本 雅人<sup>1</sup>

**概要:** カーリングには、最適な投球方法の選択において高い戦略性が存在する。近年、カーリングの戦略をコンピュータで解析するために、デジタルカーリングというコンピュータゲームが開発された。本論文ではまずデジタルカーリングにボードゲームの探索手法を適用し、盤面状態を局面、投球の初速度と回転方向を候補手としたゲーム木の作成手法を提案する。さらに、探索の各深さにおいて候補手の評価値に基づいた枝刈りを行い、その有効性を明らかにした。

## Game Tree Pruning in Digital Curling

KATO SHU<sup>1,a)</sup> IIZUKA HIROYUKI<sup>1</sup> YAMAMOTO MASAHIITO<sup>1</sup>

**Abstract:** The curling has a high level strategy in deciding how to deliver a stone. In recent years, in order to analyze the strategy of curling with a computer, digital curling have been developed. In this study, we propose a generation method of game tree by applying the search method used in board games to digital curling, where how to deliver (initial velocity and direction of rotation of throwing a stone) and a game state (positions of stones, number of delivery, etc.) are regarded as a move and a node, respectively. Furthermore, we perform pruning in the game tree search based on the evaluation value of the candidate move at each depth of the search, and discuss the effectiveness of pruning.

### 1. はじめに

カーリングは冬季オリンピックの正式種目の一つであり、世界的に注目を集めているスポーツである。その戦略性は非常に高く、氷上のチェスと称されている。近年、このカーリングを科学的に解析しようというプロジェクトが発足され、カーリングの戦術支援システムの構築や、実際にストーンを投球するカーリングマシンの開発など [1]、あらゆる方面からカーリングの学術的な研究が行われている。また、これまで経験的に決定していたカーリングの戦略をコンピュータによって解析するために、デジタルカーリングというカーリングコンピュータゲームの開発が行われた [2], [3]。デジタルカーリングにはカーリングの物理シミュレータが搭載されており、ストーンを投球する初速度ベクトルと回転方向の入力に対し、物理シミュレーションにより投球後の状況を入力する。これにより、試合状況ご

とに最適な投球の仕方をコンピュータにより解析することが可能である、

スポーツに対するコンピュータによるデータ解析自体は以前から盛んに行われており、試合における様々な情報をデータとして記録することでチームの戦略構築などに利用されている。例えば、野球では古くから選手の実力を数値的に評価し、試合での起用に反映させてきた。また、サッカーの J リーグでは 2015 年のシーズンからトラッキングシステムが導入された。このシステムは軍事技術であるミサイルの追尾機能を応用したもので、試合における各選手やボールの動きをすべて追尾し記録することが可能である。記録されたデータは J リーグの公式ホームページ [4] においても公開されており、これにより試合における勝敗に関わる要因の解析や、戦略の改善が可能となる。

このように、これまでのスポーツへの科学的アプローチは実際の試合のログデータ解析が中心であった。一方デジタルカーリングは、コンピュータ内のシミュレーションにより試合状況ごとの適切な戦略を求めるという、スポーツであるカーリングに対する新しいアプローチである。ま

<sup>1</sup> 北海道大学大学院情報科学研究科  
Graduate School of Information Science and Technology  
<sup>a)</sup> shu.kato@complex.ist.hokudai.ac.jp

た、より強いカーリング AI を開発することで、より高度な支援が可能となる。

このような背景から、著者らはこれまでに囲碁や将棋などの一般的なボードゲームに用いられている探索手法であるゲーム木探索を用いたカーリング AI 「じりつくん」を開発した [5]。じりつくんでは、盤面のストーン配置や現在までの投球数を局面、投球の初速度ベクトルと回転方向を候補手としてゲーム木を作成し、局面評価関数の評価値を最大にする戦略（手）を求める。ここで、一般的なボードゲームとデジタルカーリングで大きく異なる点は二つある。一つは手の実行結果に不確実性が含まれ、結果が一意に定まらない点、もう一つは初速度ベクトルが実数値で定義されているため候補手が無数に存在する点である。じりつくんでは、これらを考慮したゲーム木の探索を可能とした。また、2015 年 3 月に行われたデジタルカーリングの公式大会である第 1 回 UEC 杯においては、6 チーム中 2 位の結果であった。

一般的なボードゲームにおいては探索の深さを深くし、先読みを行うことでより適切な手の選択が可能となることが広く知られている。しかし、デジタルカーリングにおいて先読みを行うには、無数に存在する候補手と、候補手を実行した結果に含まれる不確実性を適切に考慮する必要がある。著者らはデジタルカーリングにおいて探索の深さを深くすることで得点獲得力が向上することを示し、提案手法により適切な先読みが可能であることを明らかにした [6]。しかし、提案手法では初速度ベクトルを一定間隔で離散化することで候補手を生成しているため数が非常に多く、デジタルカーリングの公式大会において試合時間内に深く探索するには、候補手の枝刈りが不可欠となる。本論文では、深さ 1 の段階での各候補手の評価値に基づき、深さ 2 の探索における候補手の枝刈りを行う。枝刈りを行う際の候補手の評価値に基づく順位の閾値は、公式大会における制限時間内に探索が終了できる値に設定し、枝刈りを行った場合の探索において適切な手を選択できているか実際の対戦を行うことで検証する。また、複数の局面において深さ 2 の探索による最良手の深さ 1 時点での評価値の分布を生成し、決定した閾値での枝刈りにより最良手がどれくらい残るのか確認する。

## 2. カーリング

### 2.1 カーリングのルール

カーリングは 2 チームが交互にストーンを氷上で滑らせ、ハウスと呼ばれる円状領域の中心に近い場所を確保し合うことで得点を競うスポーツである。プレイヤーはハックと呼ばれる位置から踏み出し、ハックに近い側のホッグラインまでに手を放すことでデリバリー（投球）を行う（図 1）。デリバリー後、ストーンが滑っている間にブラシを使いスウィーピング（氷面をこすること）を行うことによりス

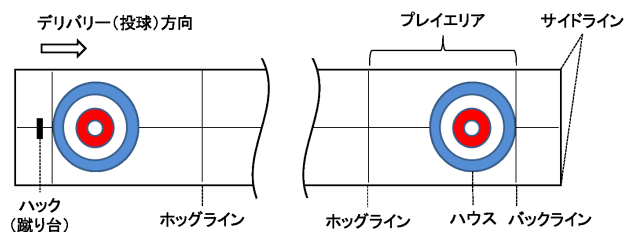


図 1 カーリングリンク

Fig. 1 Curling rink.



図 2 後攻 8 投目終了後の得点計算時の局面の例

Fig. 2 Example of the final board state.

トーンの方向や速度の調整が可能である。停止後のストーンがプレイエリア（ハックから遠い側のホッグライン、サイドライン、バックラインで囲まれた領域）の外に出た場合、そのストーンは取り除かれる。

試合全体の流れとしては、双方 8 個ずつのストーンを交互に投球し、計 16 個のストーンの投球後にハウスの中心に最も近いストーンを保有しているチームが点を得る。得点の大きさは、相手チームのストーンの中で最もハウス中央に近いストーンより内側にある自チームのストーンの個数である。また、相手チームは必ず 0 点となる。図 2 の例では、黄チームが 2 点、赤チームが 0 点となる。ただし、ハウスの外にあるストーンは得点計算の対象外となり、ハウス内にストーンが 1 つも存在しない場合には両チーム共に 0 点となる。一般には、得点計算の直前に投球することのできる後攻チームが有利となる。これを 1 エンドと呼び、通常の大会では 10 エンド終了後の総得点によって勝敗を競う。2 エンド目以降は前エンドで得点したチームが先攻となる。前エンドが両チーム 0 点である場合は先攻後攻を交代せずに次のエンドを行う。そのため、状況によっては意図的に相手に 1 点を取らせる、またはハウス内のストーンをすべてはじき出し両チーム 0 点とすることで次のエンドでの後攻権を得るといった戦略も存在する。

### 2.2 デジタルカーリング

本論文では、電気通信大学の伊藤らのグループが開発した二人用のカーリングコンピュータゲームである「デジタルカーリング」を使用する [2], [3]。デジタルカーリングは、スポーツであるカーリングについて戦略のみを切り出し議論するための場を提供することを目的に開発された。プレ

イヤは投球の初速度ベクトルおよび回転方向(手)を決定する。デジタルカーリングはプレイヤーが決定した手の結果として生じる局面を計算し、プレイヤーに返すことでゲームが進行する。ただし現段階では、単純化のためスウィーピングについては考慮されておらず、また氷の摩擦係数は一定である。デジタルカーリングは、物理シミュレータおよび乱数生成器から構成される。物理シミュレータは投球の初速度ベクトル、回転方向を入力とし、投球後のストーンの運動および衝突に関する物理演算を行い、次の局面を生成する。初速度ベクトルは実数値、回転方向は時計回り、反時計回りの2値、回転の強さは一定値をとる。また、物理シミュレータは関数としてプレイヤーに提供されており、プレイヤーの手の決定において利用可能である。また、乱数生成器は、現実世界のカーリングにおける手ブレなどの不確実な要素を再現するため、プレイヤーが決定した手の初速度ベクトルに加算される乱数を発生する。この際、回転方向に対しては誤差を加えない。初速度ベクトルへの乱数の加算は  $x, y$  方向成分各々独立に行い、乱数は正規分布に従う。以降、この乱数を誤差乱数と呼ぶ。これにより、同一の手から異なる結果が生じうる。誤差乱数の従う正規分布の標準偏差  $\sigma$  は、公式大会においては事前に公開されており、既知の情報として利用可能である。

### 3. 一般的なボードゲームにおけるゲーム木探索

ゲーム木探索とは、一般的なボードゲーム AI の分野では広く使われている最良手の探索手法である。局面をノード、そこから候補手により遷移可能な局面を子ノードとしてゲーム木を作成する。ゲームの将来の展開を木構造で表現することで、もっとも有望な局面を生成する候補手を最良手として選択する。また、ゲーム木探索における主流な手法として、モンテカルロ法やミニマックス法がある。モンテカルロ法とはコンピュータ内で発生させた乱数に従いランダムに候補手を選択して終局まで進めるといった試行を繰り返すことで各候補手の勝率を求め、最良手を探索する手法である。ミニマックス法とは自分と相手が互いに評価関数の値が最大、最小となる手を選択するという仮定のもとで最良手を探索する手法である。また一般的なボードゲームにおけるゲーム木探索では先の手を読むほど、すなわち探索の深さを深くするほど、より適切な候補手の探索が可能であることが知られている。しかし、ゲーム木を読む深さに対し、ノードの数は指数的に増えてしまう。そこで、ゲーム木を深く読み、かつ探索するノードの数を減らすための手法として、明らかに自分にとって不利な候補手を探索の序盤に候補から除外し探索空間を狭める枝刈りと呼ばれる手法が存在する。

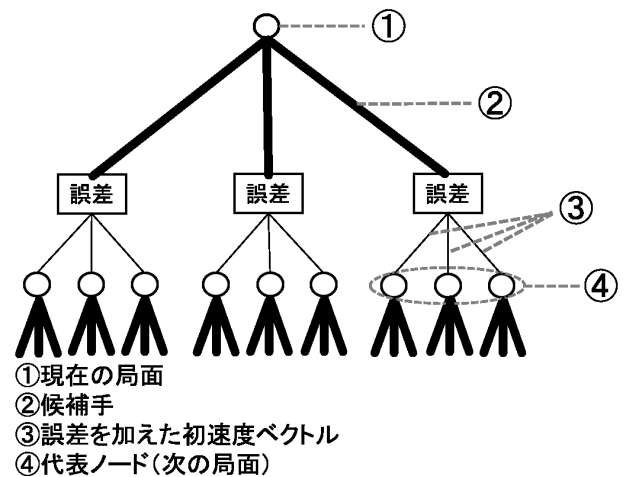


図 3 代表ノードを用いたゲーム木

Fig. 3 Schematic view of the game tree with representative nodes.

## 4. じりつくんにおけるゲーム木探索

本論文では、デジタルカーリングにボードゲーム AI の探索手法であるゲーム木探索を適用する。その際、プレイヤーがデジタルカーリングに与える初速度ベクトルと回転方向を候補手、盤面状態を局面とする。しかし、チェスや将棋などの一般的なボードゲームとは異なり、デジタルカーリングでは候補手の初速度ベクトルが実数値のため無限に存在する。また、候補手の初速度ベクトルには誤差乱数が加えられるため、投球の結果には不確実性が存在する。そのため候補手を1つに定めても投球の結果生成される局面は無限に存在し、単純にゲーム木を作成することはできない。提案手法では、候補手や生成される局面を有限個で代表させ、候補手の評価にはその候補手から生成される代表局面の評価値に対する期待値を近似的に求めることで、ミニマックス法によるゲーム木探索を行う。また著者らのアルゴリズムでは回転方向ごとに別なゲーム木を作成するため、一つのゲーム木における候補手の回転方向は一定であり、候補手は投球の初速度ベクトルのみで定義される。

### 4.1 候補手の生成

デジタルカーリングにおいて無限に存在する候補手を有限個に絞るための手法としては、例えばハウス中央に最も近い対戦相手のストーンをはじき出すなどといった抽象的なルールに基づいて候補手を生成する手法も考えられるが、本論文では、初速度ベクトルを  $x, y$  方向成分ともに間隔  $\sigma$  で離散化し生成することで候補手の多様性を確保する。

### 4.2 代表ノードを用いたゲーム木の生成

本論文の探索におけるノードとは、ある候補手による投

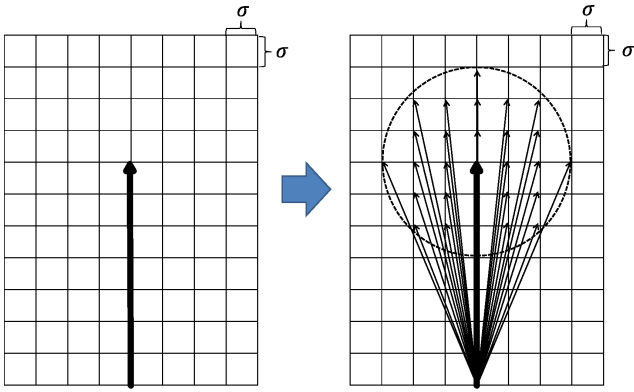


図 4 誤差を加えた初速度ベクトルの生成

Fig. 4 Discretizing possible board states generated by a single move and errors.

球シミュレーションを実行した結果生じる局面であるが、候補手には誤差乱数が加えられるため1つの候補手から生成されうる局面は無限に存在する。そのため候補手をエッジ、局面をノードとしたゲーム木を作成するためには、1つの候補手から生成されうるノードを有限個のノードで代表させる必要がある(図3)。本論文ではそのようなノードのことを代表ノードと呼ぶ。代表ノードは、候補手の初速度ベクトルに誤差を加えられた結果生成されうる局面を離散化することで生成される。実際にゲームでは、標準偏差 $\sigma$ で誤差が初速度ベクトルの $x, y$ 方向独立に加えられるので、ここでは生成される可能性のある局面は初速度ベクトルに対して $\pm 3\sigma$ 以内の範囲(99.7%)とする。この範囲内において、 $x, y$ 方向に対して距離 $\sigma$ 毎に離散化した(図4)。デジタルカーリングでは誤差乱数の従う確率分布が既知であるため、各代表ノードの生起確率を近似的に求めることが可能である。また各候補手の代表ノードは互いに重複しているため、再利用することで計算時間を大幅に削減することが可能である。

#### 4.3 局面評価関数 $E_v(x)$

後攻8投目投球後の局面は勝敗が確定するため得点を正確に算出することが可能であるが、その他の局面ではその後に獲得可能な得点の期待値を正確に推定することが困難である。そのため、以下の局面 $x$ を引数とする局面評価関数 $E_v(x)$ を局面の良し悪しを表す指標として用いる。

$E_v(x)$ は式(1)で表される。 $\pi(x)$ は局面 $x$ が後攻8投目投球後であると仮定したときの得点を計算する関数である。 $x_k$ は局面 $x$ から、自チームのストーンをハウス中央からの距離が小さい順に $k$ 個取り除いて生成した局面であり、 $L$ はこれらの局面の得点 $\pi(x_k)$ に減衰係数 $\delta^k$ を掛けて足し合わせることで算出する(式(2))。これにより、ある局面における失点時のリスクを評価する。 $I_i$ は $i$ 番目のストーンの評価値であり、得点への結びつきやすさ $S_i$ とはじき出されにくさ $R_i$ の積からなる(式(3))。 $S_i$ はハ

ウス中央からの順位の評価指標 $N_i$ および盤上の絶対座標の評価指標 $P_i$ (式(4))、 $R_i$ は周囲のストーンとの位置関係に起因するはじき出されにくさの評価指標 $G_i$ およびストーン自身の狙われやすさに関する評価指標 $B_i$ からなる(式(5))。

$$E_v = \alpha\pi(x)^2 + \beta L(x) + \gamma \sum_i I_i \quad (1)$$

$$L(x) = \sum_{k=1}^8 \delta^k \pi(x_k) \quad (2)$$

$$I_i = S_i \times R_i \quad (3)$$

$$S_i = w_1 N_i + w_2 P_i \quad (4)$$

$$R_i = w_3 G_i + w_4 B_i \quad (5)$$

式中の $\alpha, \beta, \gamma, w_1, w_2, w_3, w_4$ は結合の重みである。ここで、探索の深さを1に設定したじりつくんと第一回UEC杯の優勝AI「歩」で対戦を行った結果から、先攻投球後の局面を評価する場合と後攻投球後の局面を評価する場合にはパラメータを変えた方が勝率が高くなることが分かっている。これは、カーリングの得点計算が必ず後攻投球後に行われ、先攻投球後の局面と後攻投球後の局面で状況が大きく異なるためである。例えば、図5の局面では黄ストーンがハウス中央に最も近い。仮にこの状況で得点を計算すれば、黄チームが1点、赤チームが0点である。しかし、黄チームが先攻である場合、この後必ず赤チームが投球を行う。ここで、もし図5のように中央の黄ストーンがはじき出されれば、黄チームにとって非常に不利な局面となる。この場合の得点は黄チームが0点、赤チームが5点である。このように、先攻チームは最終的に自チームのストーンがはじき出される可能性が非常に高いため、ハウス内に相手チームのストーンが多く、自チームのストーンが少しか存在しない場合に大量の点を失う可能性が高い。そのため、先攻投球後の局面の評価には、先攻チームのストーンがはじき出される可能性を考慮して行う必要がある。よって先攻投球後の局面を評価するときのパラメータは、後攻投球後の局面を評価するときと比べ、失点時のリスクに関する評価指標 $L$ の重みを高めに設定している。

#### 4.4 じりつくんにおけるゲーム木探索および枝刈り

じりつくんではゲーム木探索の手法としてミニマックス法を採用する。一般的なミニマックス法では、作成したゲーム木の末端ノードに対し局面評価関数により評価値を与え、相手の手番であれば評価値の最低値を、自分の手番であれば評価値の最良値を親ノードへ返すという操作を繰り返すことで、各候補手の評価値を求める。しかしデジタルカーリングにおけるゲーム木探索では、候補手に対する子ノードが一意に定まらないため、代表ノードの評価値に



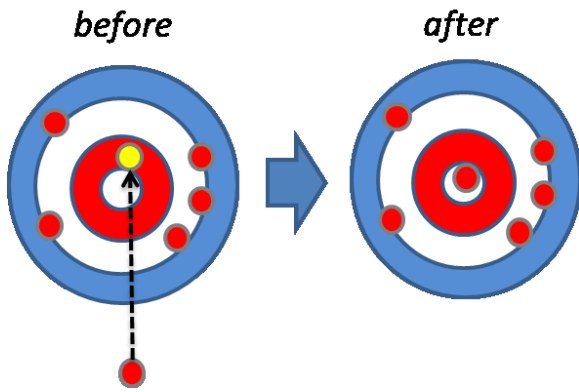


図 5 黄チームに不利な局面の例

Fig. 5 Unfavorable game state to yellow team.

対する期待値の最小値もしくは最大値を親ノードに返すことで探索を行う。

またミニマックス法では、探索の深さを増やすほど末端ノードに対する局面評価関数の値が正確なものとなり、より適切な候補手を探索することが可能である。しかし、じりつくんが生成する候補手の数は非常に多いため、深く探索するには膨大な時間が必要となってしまう。よって本論文では、各候補手の深さ 1 時点での評価値に基づき深さ 2 の探索の枝刈りを行う。

## 5. 実験

深さ 2 の探索における最良手の深さ 1 時点での評価値による枝刈りに関する実験を行う。枝刈りを行う際の各候補手における深さ 1 時点での評価値の順位に関する閾値は探索時間が公式大会の試合時間である 1 試合 (10 エンド) 438 秒内で収まるように設定し、その閾値で枝刈りを行った場合に適切な手の選択が可能であるかを対戦における勝率により検証する。また、深さ 2 における最良手の深さ 1 時点での評価値の順位の分布を複数の局面で生成し、設定した閾値による枝刈りの際に、深さ 2 での最良手の探索をカットしていないかについて確認する。

### 5.1 対戦の実験設定

事前の実験から、深さ 1 時点での評価値の順位の上位 10% 以下を枝刈りした場合に探索が試合時間内に収まる事が分かっている。このことから、本実験におけるじりつくんの全候補手数は 2672 個であるため、その中の上位 10% の順位である 267 を閾値とする。この場合、上位 267 個の候補手のみ深さ 2 の探索を行うことになる。対戦の相手は、第一回 UEC 杯の優勝 AI 「歩」、深さ 1 の探索を行うじりつくんとし、第一エンドが先攻の場合、後攻の場合で各々 10 試合ずつ行う。

### 5.2 対戦の結果・考察

表 1 は各 10 回対戦における勝敗を「勝-負 (引き分け)」

の形で表している。この表から、深さ 2 の探索の方が深さ 1 の探索に比べ、全体の勝率が高いため、上位 10% 以下の枝刈りによる探索では、探索時間の削減と適切な候補手の探索が両立できていることが分かる。また、深さ 1 と深さ 2 の勝率は、各々が歩と対戦したときの勝率の差より、直接対戦したときの結果の差の方が大きい。これは、二つの AI が深さ以外すべて同一であるため、深さ 2 の探索の先読みにより相手の意図を完全に把握できるためであると考えられる。また全体的に 1 エンド目が後手であるときの勝率が高いが、これはカーリングでは各エンドにおいて後攻側が非常に有利であり、1 エンド目が後攻であるチームの方が 1 エンド目が先攻であるチームに比べ、1 試合 10 エンドのうち後攻となる回数が増える可能性が高いためであると考えられる。

### 5.3 評価値分布

深さ 2 の探索における最良手の深さ 1 時点での評価値の分布生成に使用する局面は、過去のじりつくんと歩の対戦ログから 100 局面用意した。

図 6 は 100 局面における深さ 2 の探索の最良手の深さ 1 時点での評価値の順位の分布をヒストグラムで表したものであり、縦軸は頻度、横軸は候補手の評価値による順位を 0 から 1 で正規化した値である。これらの表から、候補手の深さ 1 時点での評価値の上位 10% 以内に深さ 2 の探索における最良手の多く (実際には 100 局面中 86 局面) が含まれていることがわかる。

また、ヒストグラムの横軸 0.7~0.8 には、数個の外れ値が存在した。図 7 の局面における深さ 2 の最良手はそのうちのひとつである。赤プレイヤーがこの局面に対し深さ 1 で探索した場合、最良手は図 8 の左図の手となる。しかし、その後黄プレイヤーは図 8 の右図のように自身のストーンをはじきハウスの中央へと運ぶため、赤プレイヤーはハウス中央の位置を奪われてしまう。それに対し、赤プレイヤーが深さ 2 の探索を行った場合、次の黄プレイヤーの手を先読みし、図 9 の左図のように黄ストーンをはじくことができないようにガードストーンを配置する。これによりその次の黄プレイヤーはハウス中央を奪うことが非常に困難となる。このような局面における最良手は、深さ 2 の探索による先読みなしに発見することは非常に難しく、深さ 1 の時点での評価値は低くなってしまふ。これらの局面において最良手を逃さないようにするには、候補手の評価値以外の指標も考慮して順位づけを行う、もしくは外れ値となる局面と候補手の条件を特定し、条件に一致する候補手は枝刈りを行わないといった例外を設けるなどの工夫が必要である。

## 6. おわりに

本論文では、デジタルカーリング公式大会における試合時間内に探索を終了することを前提とし、深さ 2 の探索に

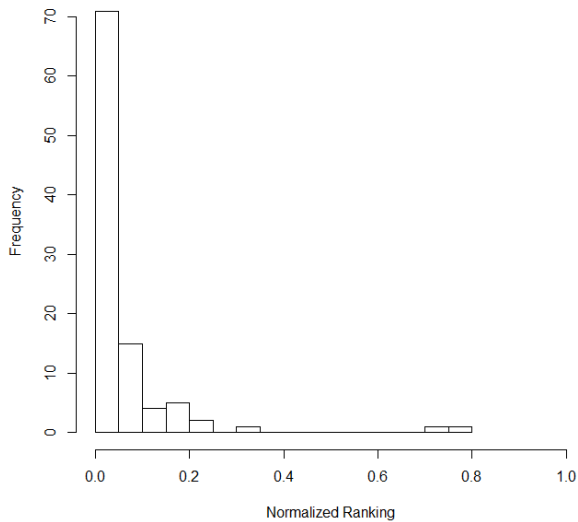


図 6 最良手の深さ 1 時点での評価値分布のヒストグラム

Fig. 6 Distribution of the ranks of the best move by the depth-two search, at the depth-one evaluation.

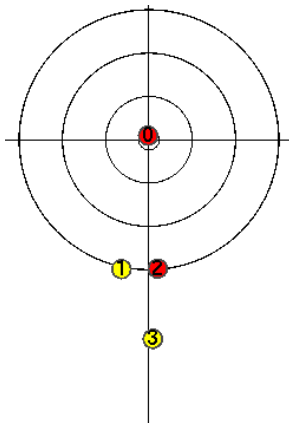
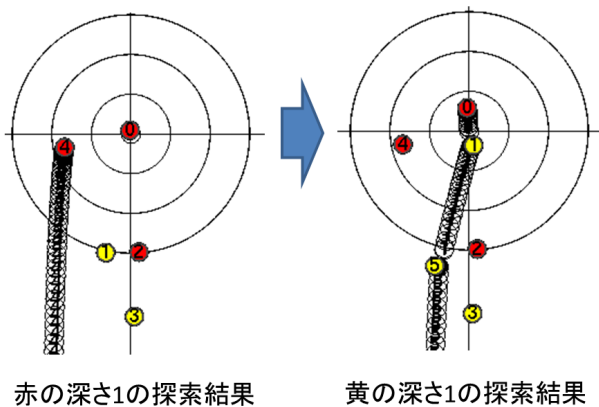


図 7 最良手の深さ 1 時点での順位が全 2672 個中 1900 位の局面 (赤手番)

Fig. 7 Example of the board state whose ranks of depth-one and depth-two are the 1900th and the best in the 2672 moves (Red player's turn).

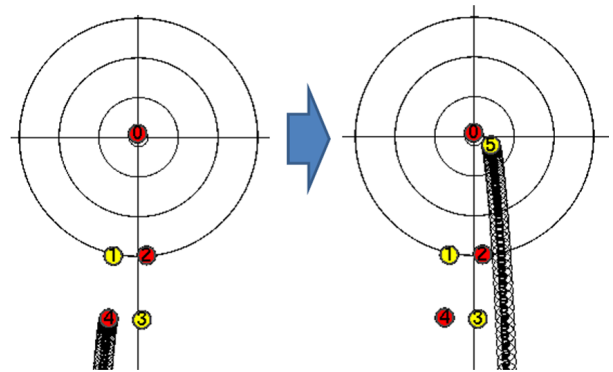


赤の深さ1の探索結果

黄の深さ1の探索結果

図 8 図 7 の局面における最良手 (深さ 1 の探索) の実行結果

Fig. 8 The best move in Fig.7 (The search depth is one).



赤の深さ2の探索結果

黄の深さ1の探索結果

図 9 図 7 の局面における最良手 (深さ 2 の探索) の実行結果

Fig. 9 The best move in Fig.7 (The search depth is two).

表 1 各カーリング AI の勝率

Table 1 Winning percentage of each curling AI (win-lose(draw))

|          | 深さ 2 (後) | 深さ 1 (後) | 歩 (後)  |
|----------|----------|----------|--------|
| 深さ 2 (先) | —        | 7-3(0)   | 3-4(3) |
| 深さ 1 (先) | 1-8(1)   | —        | 3-6(1) |
| 歩 (先)    | 2-3(5)   | 6-2(2)   | —      |

において深さ 1 時点の各候補手の評価値に基づく枝刈りを行った。実験の結果から、今回採用した枝刈りの閾値は、探索時間の削減と適切な候補手の探索の両立が可能であることが示された。ただし、枝刈りした候補手の中には、先読みしなければ発見の困難な最良手も存在した。今後の研究では、枝刈りの効率を落とさずに深さ 2 の探索で最良手となる候補手を可能な限り刈らないようにするために、候補手の評価値以外の指標による順位づけや、枝刈りに例外を設けるなどといった工夫を行う必要がある。

#### 参考文献

- [1] 川村良介, 河村隆, 谷川雄太, 田中翔太, 玉置康人: 人間と対戦可能なカーリングロボットに関する研究: ロボットによる投球実験 (カーリング) スポーツアンドヒューマンダイナミクス講演論文集, 2012, 210-213, 2012-11-14
- [2] 北清勇磨, 岡田雷太, 伊藤毅志: デジタルカーリングサーバーの提案と紹介, 情報処理学会研究報告, Vol. 2014-GI-31, No. 2, pp.1-5 (2014)
- [3] デジタルカーリング公式サイト: 入手先 <<http://minerva.cs.uec.ac.jp/curling/wiki.cgi>>
- [4] Jリーグ公式サイト: 入手先 <<http://www.jleague.jp/>>
- [5] 加藤修, 飯塚博幸, 山本雅人: 戦略の不確実性を考慮したカーリング AI の開発, 人工知能学会研究会資料-知識ベースシステム研究会 (第 104 回), pp. 7-12 (2015)
- [6] 加藤修, 飯塚博幸, 山本雅人: 不確実性を含むカーリングにおける先読み手法の提案と有効性検証, FIT 科学技術フォーラム