

戦略の不確実性を考慮したカーリング AI の開発

Development of Curling AI Program Considering the Probabilistic Features of the Strategy

加藤 修^{1*} 飯塚 博幸² 山本 雅人²
Shu Kato¹ Hiroyuki Iizuka² Masahito Yamamoto²

¹ 北海道大学工学部情報エレクトロニクス学科

¹ Department of Electronics and Information Engineering, School of Engineering,
Hokkaido University

² 北海道大学大学院情報科学研究科

² Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University

Abstract: Curling is a sport in which players slide stones on a sheet of ice towards a target area which is segmented into four concentric circles. Digital Curling can simulate the trajectory of the stones and calculate the resultant states after the delivery, so it can be used for supporting the tactics of curling. Different from the conventional testbed for artificial intelligence (AI), the game of Digital Curling require the software to consider the stochastic consequences. In this paper we propose the method to provide better fitness estimation with less number of internal physical simulations for a player. The proposed estimation method to find the next move, is embedded to the AI program. By using the several simulation results, the effectiveness of the proposed method is discussed.

1 はじめに

近年は「スポーツ科学」という名のもと、スポーツを科学的に捉え、様々な学問を総合して戦術の分析や改善を行うことを目的とした取り組みがなされている。例えば、バレーボールなどでは、サーブ、レシーブ、アタックなどプレイの状況を対戦中にリアルタイム入力しながら解析し、以降の作戦に反映させる Data Volley というシステムが開発されており、世界のトップチームが使用する状況となっている [1]。また、野球では、古くからピッチャーの球種、球速や打者の打球方向などのデータを入力して分析することで作戦を立てるための補助をしている。しかし、これらのスポーツは瞬時に判断してプレイをする必要があることから、データ分析が中心の支援システムとなっており、戦術の立案・決定を支援するには至っていない。

本論文では、より戦術の重要性が大きいカーリングを対象として、戦術そのものの立案・決定を支援するシステムの構築を目指したカーリング AI の開発を目的とする。カーリングは、近年の冬季オリンピックでの日本女子代表チームの活躍などにより注目を浴びるよ

うになり、その戦略の奥深さから「氷上のチェス」と称される。勝利のためには、技術と戦略のバランスが非常に重要なスポーツであることが知られている。

しかしながら、カーリングにおいては、対戦履歴の保存形式が難しいなどの理由から、戦術改善につながるデータ分析が行われてこなかった。近年、カーリングの試合データの蓄積を試みるための入力支援システムの開発が行われているが、やはり戦術立案については人手に頼るものとなってい [2]。

一方、カーリングの戦術支援を目標として、カーリングをコンピュータ上にシミュレートするデジタルカーリングの開発が行われている [3]。デジタルカーリングは、ストーンの投球に応じたストーンの軌跡をコンピュータにおける物理シミュレーションによって求め、投球によって生じる結果の状況を求めることが可能である。シミュレーションの精度が向上すれば、デジタルカーリングを用いた戦術支援が可能になると考えられる。

このような背景から、本論文では、カーリングの戦術を人工知能 (AI) 的な観点から支援するために、ゲーム木探索の手法を適用し、局面表関数と評価値を最大にする戦略 (プレイ) を求める手法を提案する。ただし、カーリングは候補となる戦略が無限に存在すること、および、ある戦略を取った結果が一意に定まらない不確

*連絡先：北海道大学工学部情報エレクトロニクス学科
〒060-0814 札幌市北区北14条西9丁目
E-mail: shu.kato@complex.ist.hokudai.ac.jp

実性がある，といった性質をもつため，通常のゲーム木探索の手法を適用することはできない．本論文では，不確実性をの結果を評価するための手法と探索する戦略の数を削減する手法をを提案し，その有効性を実験によって検証する．

2 カーリング

カーリングは，氷上で行うスポーツで冬季オリンピックの公式種目にも採用されるなど日本でも徐々に注目されるようになってきている．しかし，カーリング専用のシートが必要であることと，また，試合をするためには4名で構成される2チームが必要であること，などの理由から一般に普及しているとはいえず，北海道や長野県などのいくつかの地域で盛んであるのみである．そのため，競技人口も数千人にとどまり，オリンピック代表チームでさえも世界で戦えるための強化システムが整備されているとはいいがたい．スポーツ科学の立場からカーリング選手たちの技術向上を目指す取り組みについても世界に遅れをとっているといえる．本節では，カーリングのルールとデジタルカーリングについて簡単に説明する．

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（図1の赤や黄色の丸で示されている）を氷上で滑らせ，ハウス（図1の青色の外側の線から内側の円領域）と呼ばれる領域の中心に近い場所を確保し合いながら得点を競うスポーツである．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があるチームに得点の権利が与えられ，相手チームのストーンまでの間にあるストーンの数だけ得点が入る．この場合，相手チームは必ず0点となる．例えば，図1が最後の投球後であれば，赤チームが最もハウスの中心に近いので点数の権利があり，二番目に近いのは黄色のため，赤チームに1点が入る．これを1エンドと呼び，通常の大会では10エンド終了後の得点によって勝敗を競うのが一般的である．一般にはエンドの最後に投球するチームが有利であるため後攻側が有利となる．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ルールがあるため，10エンドを通して先攻・後攻がある程度分散される．

ストーンが滑っている間に，ブラシを使ってスウィーピング（氷面をこすること）により，ストーンの方向や速度の調整を行うことができ，この要素がゲームをより一層奥深いものとしている．

カーリングにおいては，通常スキップと呼ばれる4番目に投球するプレイヤーが自信の経験や各プレイヤー

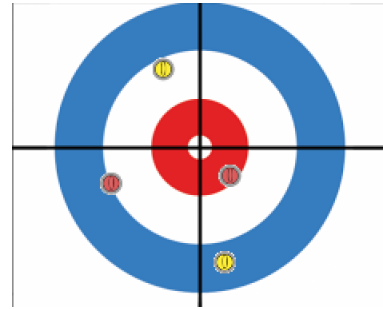


図1: 得点計算

の技術などを考慮し，全体の戦術を決定してゲームを進める．

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カーリングシミュレータである「デジタルカーリング」を使用する [3][4]．

2.2.1 デジタルカーリングの概要

デジタルカーリングは二人用のカーリングをシミュレートするコンピュータゲームであり，スポーツにおけるカーリングについて戦術のみを切り出して議論するための場を提供することを目的として開発された．本シミュレータの現段階では，単純化のためスウィーピングについては考慮しない．また，氷の摩擦係数は一定としている．シミュレーションには二次元空間用の物理エンジンであるBOX2Dを使用している．図2にデジタルカーリングの画面のスナップショットを示す．これまでの得点経緯の他，現在の状況（局面）や残りストーン数などがわかるようになっている．

2.2.2 ゲームの進行

本シミュレータは内部に局面情報（各ストーン的位置など）を構造体で保持している．プレイヤーから投球情報を入力として受け取り，内部でシミュレーションを行い次の局面情報を生成し，それを出力としてプレイヤーに返す．この過程を繰り返すことでゲームは進行する．

2.2.3 入力情報

シミュレータへの入力情報は投球時にストーンに与える初速度ベクトルとストーンの回転方向である．回転は方向のみで，回転速度は固定となっている．回転

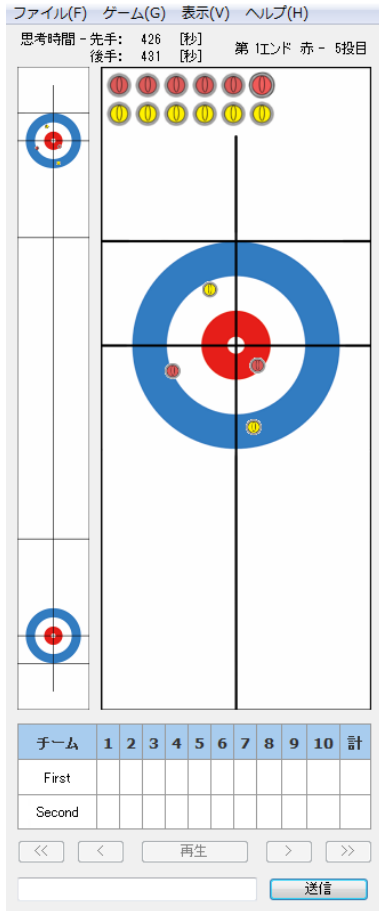


図 2: デジタルカーリングの画面

の方向が時計回りのときは右に曲がり、反時計回りのときは左へ曲がる。なお、入力の仕方はプレイヤーが人の場合とコンピュータの場合で若干異なる。プレイヤーが人の場合、ストーンを停止させる座標を指定することで、内部で自動的に初速度ベクトルに変換される。プレイヤーがコンピュータの場合は直接初速度ベクトルをシミュレータに入力する。また初速度ベクトルの生成用に、いくつかの関数が提供されているがここでは省略する ([3][4] を参照)。

2.2.4 出力情報

出力情報は、入力にしたがってシミュレーションを行った結果生じた局面情報である。局面情報は、現在の投球数、現在のエンド数、最終エンド数、現在の手番プレイヤー、盤上のすべてのストーンの座標情報からなる。

以降では、このシミュレータを用いて有効な戦略を選択するための手法について議論する。

2.2.5 初速度ベクトルに加わる乱数

実際のカーリングにおける手ブレなどの要素を再現するため、入力された初速度ベクトルに乱数が加えられる。初速度ベクトルの x 方向成分、 y 方向成分、各々に独立して正規分布に従う乱数が加えられ、標準偏差は投球の強さや場所に関わらず一定である。この効果によって、同じ戦略をとっても生じる結果が異なることになる。

3 ゲーム木探索によるアプローチ

本節では、カーリングに対する戦術支援を行うために、ある状況で取りうる戦略プレイの候補から有望なプレイを選択する問題を、探索する探索問題として捉え、将棋や囲碁などのボードゲームの最善手探索によく用いられるゲーム木探索の手法の適用を行う。すなわち、カーリングのゲーム中に起こる局面の状態の良さを局面評価関数によって評価し、次の手番で起こりうるすべての局面の中から局面評価関数を最大化、または、最小化する手（プレイ）を選ぶ方法である。

ただし、カーリングにおける手の候補は、投球する方向や速度といった連続値で表現されるものであるため、無限通りの可能性がありうる。ゲーム木探索を行うために、これを有限個にサンプリングして適用するのが一般的であるため本論文でも採用する。また、将棋や囲碁などのゲームにおいては、プレイヤーがある手を選択した場合には、その手を指したプレイが各自に行われるが、カーリングにおいてはそれが保証されない。ある場所にストーンを置きたくてプレイしても技術力や氷の状態などの関係から必ずしもその結果になるとは限らない。一般にゲーム木探索においては、数手先の手を評価する先読みをミニマックス探索やアルファベータ法などを用いて行うが、カーリングのこれらの性質から、現段階では1手先の局面を評価する手法について検討を行う [75]。これらを考慮したカーリング AI の開発を行う。

3.1 局面評価関数

将棋や囲碁などのゲームでは、局面の良さを表す局面評価関数は最も重要な要素の一つとされ、その精度がプログラム全体の強さに直結する。カーリングにおいても局面評価関数は重要であるが、現在のエンド数や投数、得点差などによっても評価が異なるためその設計は難しい。本論文では、まず一般的な状況におけるヒューリスティックを取り入れた評価関数を作成し、後にその評価関数が高い手を少ない探索時間で選択することができるかを示すとする。この目的のためには、

現段階で評価関数の精度は問う必要はない。また、エンドの最終投球後の局面を評価するためには、別途、最終的に得られる得点をそのまま評価値とすることが良いであろう。

使用する評価関数は先述の理由からその精度は問わないが、今回用いたものは以下のポリシーによって点数化を行っているが詳細は省略する。

- 全体の評価値は、得点に関する部分とストーンの強さ(守られているか)の合計からなる。
- 得点に関する部分は、よりハウスの中心に近いストーンが高得点となる。また、ハウスの中心から手前にあるストーンがより高得点となる。
- ストーンの強さに関する部分は、自身の手前側(投球方向)にストーンがあるストーンは高得点となる(そのストーンを直接弾き飛ばすことが難しいため)。
- 投球方向から垂直に一定間隔で置かれたストーン同士は互いに高得点となる(1投で同時に弾き飛ばされる可能性が低い)ため。

これらの各評価にはパラメータが多数あり、局面評価関数の精度を向上させるためには、それらのパラメータを調整する必要があるとともに、ゲームの状況に応じて変更する必要がある。

3.2 戦略の不確実性

前節で説明した局面評価関数を用いてある候補手の評価を行うことを考える。将棋や囲碁の場合は、ある候補手を指せば、その手を指した局面についてのみ評価を行えば良い。必ず、その手を指した局面が起こるからである。ただし、カーリングの場合は同じ候補手を選択したとしても、結果が毎回同じ局面となる保証はないし、一般には異なる結果となる。カーリングのシミュレーションにおいても、それが乱数によって実装されているため、同様のことが起こる。ここでは、選択した手(戦略)を実際にプレイした際に起こりうる局面について前節の局面評価関数で評価した値がどれだけばらつくかについて議論する。

図3の局面において、手前の黄色いストーンを弾き飛ばす赤チームの戦略について考える。

手前の黄色いストーンを中心に向けて強く投球する戦略をシミュレーションで実行するごとに局面評価関数で評価して得た値をその回数に応じて平均化したものが図4である。図中の青い線がその結果である。赤い線は後述する提案手法での推移である。黒い直線はこのシミュレーションを膨大な数行ったときの収束値

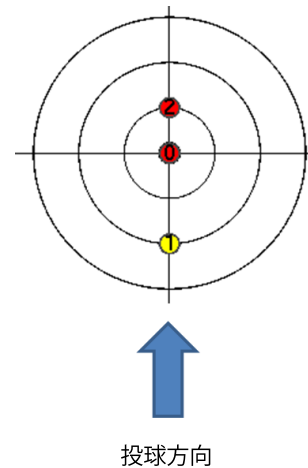


図3: ストーンを前後に配置した局面。三投目。赤手番。

を示している。評価値の平均がその収束値に近づくために、数百程度のシミュレーションが必要であることが伺える。

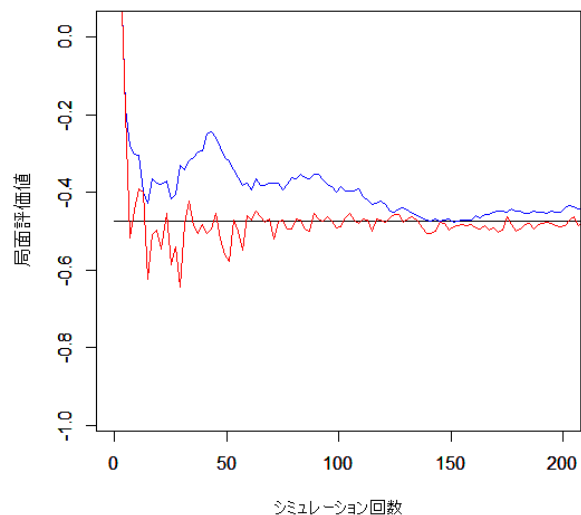


図4: 図3の局面でのシミュレーション回数と評価値の推移

これらの予備実験を様々な局面において行った結果、膨大なシミュレーションの結果と同等の評価値を得るためには、少なくとも500の試行回数が必要であることがわかった。

4 有効な候補手の探索

前節での結果を受けて、本節では、局面評価関数が高い戦略を選択するための方法について述べる。

まず、無限に存在する候補手を有限に絞るため、アイスを図5のように一定間隔でサンプリングした点を目標地点とする戦略を考えることとする。本論文では、 $99 \times 171 = 16929$ の手を考慮することとする。前述の結果から、各手の評価値を精度良く求めるためには、それぞれ500のシミュレーション試行が必要であったことから、最も評価値が高くなる手を選ぶためには、 16929×500 の約850万回のシミュレーションを必要とし、一般的なPCを用いても約5時間程度の時間がかかってしまう。

本論文では、これらについて大幅なシミュレーションの削減を可能とする手法について提案する。

まず、前述のサンプリングした点のうち、図??のように少し粗い間隔で求める。その結果、衝突が起こらなかった領域(図??の緑の領域)の点については、その評価値を採用する。他の領域については衝突が起こるため結果の評価値の分散が大きいと考えられるため、さらに細かくサンプリングを行っていく。

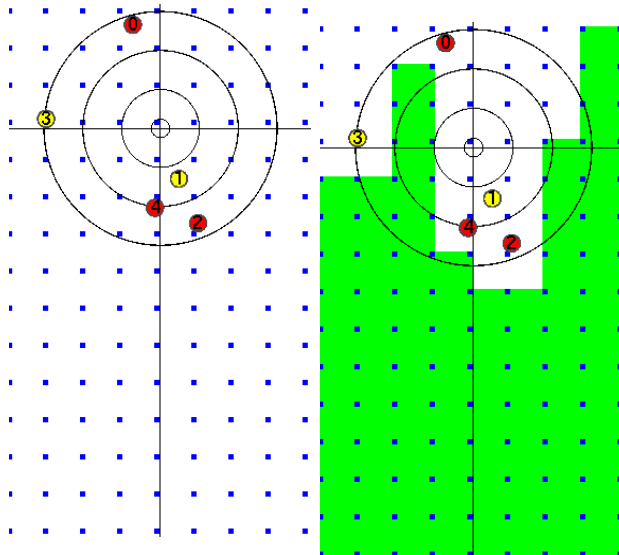


図5: 提案手法適用の例(黄色チーム3投目): 投球対象を大まかに分割して乱数なし投球シミュレーションを行う
図6: 提案手法適用の例(黄色チーム3投目): 衝突が起こらないと判定したエリアを求める

上記の評価値から上位5つの点を中心とした周辺の点の評価を行っていく。そこでは、ある目標点 p の評価値を見積もるために、その点を目標として乱数を用いないシミュレーションを行う。すなわち、その目標地点に必ず投球できるシミュレーションを行うが、途中で別なストーンに衝突することなどがある。

これらの p の周囲の点についての同様の評価値を用いて、事前に調査した結果のブレについての確率分布からそれぞれの点への重み付けをして p の評価値を近

似する手法をとる(図7)。一般に結果のブレの確率分布は与えられないが、多数のシミュレーションを事前に行うことで知ることが可能である。現実のプレイヤーの技術力に対応することもわかる。

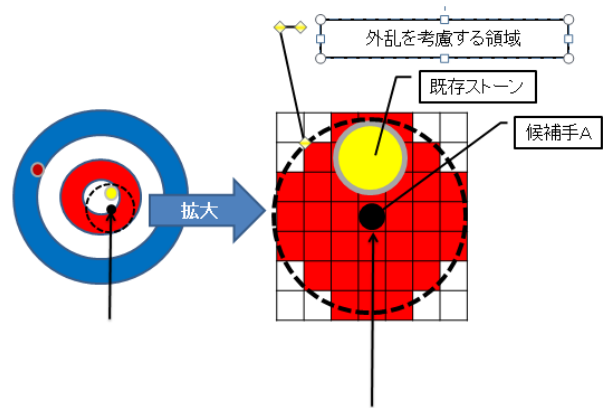


図7: 誤差分布を利用した評価値算出の説明用の図

これらの処理の結果、図5の局面において評価値の高いと判断された領域は、図8の四角の領域である。かなり重要な場所での探索を行っていることがわかる。

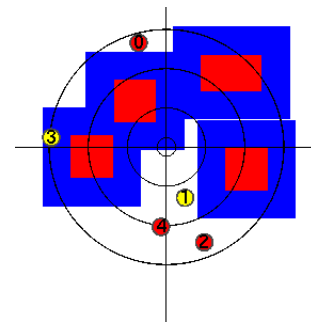


図8: グレー

以上の方法により、評価値が求まったすべての目標点で最大値をとる戦略を選択する。

5 評価実験

前節で説明した手法によってどのような探索が行われたかについて評価実験を行った。図10は図5の局面において、16929の点においてそれぞれ500回のシミュレーションを行った結果の評価値についてヒートマップを作成したものである。赤色の濃い部分が評価値が高い目標点である。また、図10は、別な局面ではあるが、提案手法によって探索を行った部分を示したものである。多くの領域の探索が削減されていることがわかる。

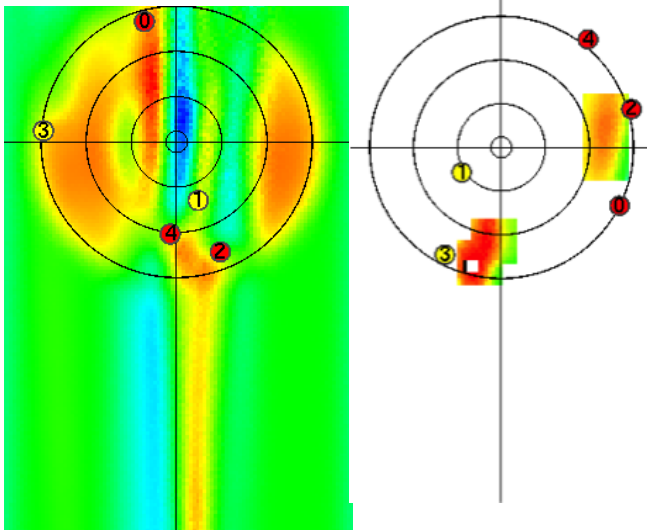


図 9: 各グリッドに 500 回シミュレーションしたときの評価値ヒートマップ
 図 10: 提案手法による評価値ヒートマップ: 色のついていない領域は簡易シミュレーションのみ

これらを任意に作成した 12 の局面について提案手法を適用したところ，平均で 1684 回のシミュレーションで評価値を見積もることができた．これは，850 万回の約 9.9% のみしかシミュレーションを行っていないこととなり大幅な削減を行うことができた．また，その手法で求めた評価値はすべてをサンプリングする場合と比較して，平均約 12 位程度の点を選択できていることがわかった．これはシミュレーション回数の削減と照らしあわせても十分な成果といえる．

6 おわりに

本論文では，カーリングをシミュレーションするデジタルカーリングを利用して，有望な候補手を評価する手法を提案しカーリング AI の開発を行った．膨大な候補手からの探索の削減方法の提案と，戦略の不確実性を評価するために確率分布と乱数を用いないシミュレーションを用いて評価する手法の提案を行った．また，提案手法の有効性を検証するために 12 局面の評価において十分なシミュレーションを実施した結果と比較して遜色ない評価値をもつ戦略を選択できることを示した．

参考文献

[1] *Data Volley*, <http://unlimited.volleyball.ne.jp/datav/>

[2] 榎井文人, 上野裕暉, 柳等, 「カーリングインフォマティクスに向けて タブレット端末を利用した戦術支援システムの開発と運用」, 情報処理北海道シンポジウム 2013 講演論文集, pp. 109-116 (2013)

[3] 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)

[4] デジタルカーリング Web サイト, <http://minerva.cs.uec.ac.jp/curling/wiki.cgi>.

[5] Donald E.Knuth and Ronald W.Moore. An analysis of alpha-beta pruning. *Artificial Intelligence*, Vol. 6, pp. 296-326 (1975)