

# カーリングと AI



山本雅人 (北海道大学 大学院情報科学研究科)

伊藤毅志 (電気通信大学 大学院情報理工学研究科)

梶井文人 (北見工業大学 冬季スポーツ科学研究推進センター)

松原 仁 (公立はこだて未来大学)



## カーリング史上初のメダル獲得

2018年2月24日、平昌オリンピック女子カーリング日本代表 (LS 北見) が日本カーリング史上初のメダルとなる銅メダルを獲得し日本国内を感動の渦に巻き込んだ。1998年長野オリンピック以来の男女同時出場を果たした今大会は、世界選手権の成績ポイントで出場権を獲得したこともあり、メダルへの期待がかかる大会でもあった。男子代表チーム (SC 軽井沢クラブ) は惜しくも準決勝進出を逃したが、そのパワフルなプレイは、カーリングの魅力伝えるのに十分なものであった。

オリンピック女子日本代表の予選リーグ2試合、および準決勝と3位決定戦の計4試合を対象として、筆者の山本らが開発したカーリングの戦術を考える人工知能 (Artificial Intelligence : AI) 「じりつくん」による試合分析を北海道新聞電子版に掲載したところ大きな反響があった。カーリング AI を実際に活用するためにはまだまだ改良の余地があるものの、カーリング AI が見積もった勝率などを交えた分析は、観戦者の助けとなったり、試合における一進一退の攻防の魅力を伝えたりする有効な手段の1つとなり得ることを示したといえる。本稿では、カーリング AI 「じりつくん」の特徴を説明するとともに、今後の方向性を含めて解説する。

## カーリング AI とは

カーリングは氷の上で行うスポーツで1998年の長野オリンピックから正式種目として採用された。4人1チームで各プレイヤー2個、合計8個のストーンを両チーム交互に (氷の上を滑らせる) ショットを行い、約40メートル先にある円形のハウス中心に最も近いストーンを持つチームに得点が入るエンドという単位を繰り返すことで総得点を競うスポーツである<sup>1)</sup>。通常は、8エンドか10エンドで行われ、オリンピックではすべての対戦が10エンドで行われる。ここではルールの詳細は説明しないが、カーリングは「氷上のチェス」とも呼ばれることから分かるように、その戦略性が非常に重要であり、技術と戦術を兼ね備えることがチームの勝利へつなぐと考えられている。

実際のカーリングでは、氷の状態 (アイスコンディション) が時々刻々と変化するなどモデリングが困難であると考えられるが、戦術のみを議論することを目的として、筆者の伊藤らによって「デジタルカーリング」が開発された<sup>2)</sup>。デジタルカーリングは、ある局面において、ショットのウエイト (強さ) と方向、および、ターン (時計回り、反時計回り) を指定することで、物理シミュレーションの結果から次の局面を生成する。現段階では、スリーピングの要素は実装されていないが、ショットに正規乱数を加えることで、アイスコンディションや選手の技



量などを考慮することができる。カーリング AI とは、このデジタルカーリング上で動く AI プログラムであり、得点経過などを含むエンド情報と局面情報が入力として与えられ、最善と思われるショットを出力として返すものである。図-1 はデジタルカーリングにおける試合の様子を表した図である。AI 同士、または、人間がプレイして対戦することができ、年に数回のデジタルカーリング大会が開催されている。

## じりつくんの概要

カーリングはスポーツの中でも珍しい特徴を持つ。それは、互いに利害が相反するチームが「交互に」プレイをすることである。自チームがプレイしている間、相手チームはプレイすることができず、局面（アイス上のストーン配置）を介して、両チームが最善と思われるプレイを交互に行うことで試合が進む。

この性質は、AI が目覚ましい発展を遂げた将棋

やチェス、囲碁などのゲームと非常に似た性質を持つ。ある局面における候補手から、その候補手をとった後の局面を評価関数によって評価し、評価値が最も高くなるプレイを最善手とするゲーム木探索の手法が使えることが容易に想像できる。さらに、自チームのプレイ後は相手チームが自チームの勝率を最も下げような

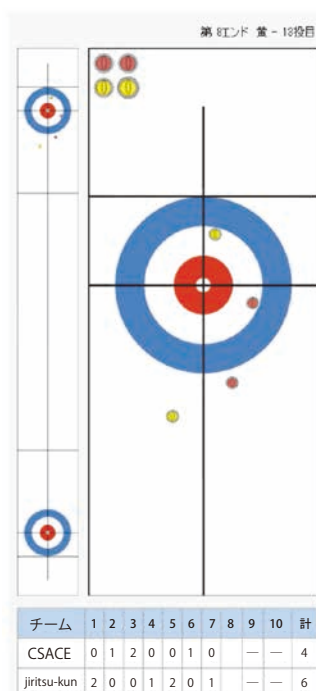
プレイをしてくることを先読みする必要があることも、ゲーム木探索の基本的な考え方と酷似している。ただし、将棋では、ある手を指したとき、その手を指した後の局面は一意に決定されるのに対し、カーリングではある同一のプレイをしたとしても、アイスコンディションや選手の技量によって一意な結果になるとは限らない。このように、不確定性を持つ状況でのゲーム木探索を考えなければならない。筆者の山本らはスポーツであるカーリングに対して、不確定性を考慮したゲーム木探索の手法を応用した AI 「じりつくん」の開発を行っており、その新規性から本会の特選論文に選ばれている<sup>3)</sup>。カーリング AI に関する研究はデジタルカーリングの開発も相まって我が国がリードしているといえる。カナダの研究者が最終ショットの行動選択に関する論文などを発表しているが、ほかにはほとんど見られない<sup>4)</sup>。

日本において開発されているカーリング AI では、モンテカルロ木探索を用いた手法が多く提案されているが、「じりつくん」では、不確定性を考慮した Expectimax 法を用いたゲーム木探索を利用している。その特徴は、(a) ニューラルネットワークによる評価関数の学習、(b) 最善手（プレイ）の探索、に大きく分けられるが、以下でそれぞれについて説明する。

### (a) ニューラルネットワークによる評価関数の学習

「じりつくん」の初期バージョンでは、局面評価関数を論文<sup>3)</sup>で示したように人手によって作成していた。しかし、2017年のバージョンでは、5層のニューラルネットワークによる学習で評価関数を自動生成している。この学習のために、人手によって作られた評価関数を利用した旧バージョンの「じりつくん」を利用した。

まず、最初に後攻の8投目、すなわち、エンドの最終ショット時の局面を考える。ここで、そのエンドの得点を最大化するショットを旧「じりつくん」

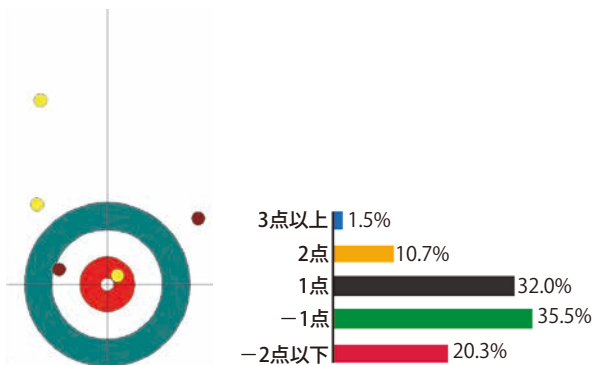


■図-1 デジタルカーリングでの試合の様子

によって探索を行い、そのショットを最善手としてシミュレートを行う。シミュレートには2次元の正規乱数が含まれているため、実際に何度も実行すると異なる結果が得られる。後攻8投目の後は得点計算が可能のため、実際に得られた得点を記録する。このようなシミュレーションを多数行うことで、その局面における最善手を行ったあとの期待得点分布が得られる。

局面を左右反転したものも含めて100万局面を生成し、そのうち90万局面を使って学習を行い、残りの10万局面で評価を行った。ニューラルネットワークの入力は、各ストーンについて、座標値(x, y)、プレイエリア内にあるか、ハウス内にあるか、保有プレイヤー、からなる5入力をハウスの中心に近い順番で与える。出力は、エンド終了時の期待得点分布を表しており、-8点から0点を含んで+8点まで17出力ある。

この学習によって、得られた重みで固定したニューラルネットワークであるNN1を生成する。次に、残り2投(先攻の最終ショット前)の局面に対して、別なニューラルネットワークNN2を用意し、旧「じりつくん」による最善手のあとの局面をシミュレーションによって生成したのち、その局面をすでに学習済みのNN1によって評価した出力を加算していくことで、NN2に対する教師信号を作り出して学習を行う。これをNN1と同様に90万局面に対して学習しNN2を生成する。同様に、残りx投の局面に対して、NN<sub>x-1</sub>を用



■ 図-2 韓国との準決勝の局面(左)と期待得点分布(右)(最終10エンド、先攻の日本の最終ショット前)

いた評価によって教師信号を作成することで、NN15までのニューラルネットワークを順次生成して「じりつくん」の評価関数を生成した。

このニューラルネットワークを用いることにより、たとえば、図-2の局面に対してエンド終了時の期待得点分布を得ることが可能となる。この局面は、韓国との準決勝で日本が1点負けの先攻で迎えた最終10エンド、両チーム残り1投ずつとなった場面である。日本(先攻)のショット前の評価は、図-2(右)のようになり、先攻の日本が1点をとる(スチールする)可能性が $32.0+10.7+1.5=44.2\%$ もあることを示している。このように、エンド終了時の期待得点分布を予測するニューラルネットワークを学習により生成していることが「じりつくん」の特徴の1つである。

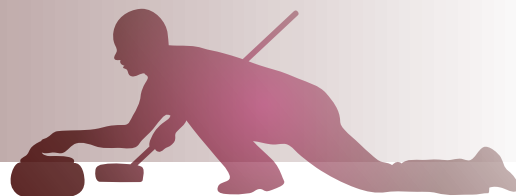
## (b) 最善手の探索

「じりつくん」では、学習したニューラルネットワークによって局面の評価を行うことで最善手を探索する。プレイエリアを格子状に区切ったものとテイクアウト用にハウスの後ろ遠方に設定した数カ所の計3,200の目標点(候補手)を設定し、それぞれの候補手に対する期待勝率を計算する。その際、乱数によって目標点がずれてしまうことを考慮して期待値を計算する。時計回りと反時計回りのターンがあるため、候補手の総数は6,400にもなる。

また「じりつくん」では、最善手の選択に勝率テーブルを利用している。これは、残りエンド数と得点差が与えられたときの期待勝率を表したテーブルで、表-1はその一部を取り出したものである。テーブ

■ 表-1 勝率テーブル(先攻チームの期待勝率)

残りエンド \ 得点差	4	3	2	1	0
3	88.7%	91.9%	94.6%	96.2%	100.0%
2	70.7%	77.1%	79.4%	88.1%	100.0%
1	54.5%	60.9%	55.7%	67.7%	100.0%
0	34.2%	34.0%	27.9%	26.0%	22.0%
-1	18.9%	16.2%	12.2%	4.2%	0.0%
-2	6.5%	3.4%	2.1%	1.1%	0.0%
-3	1.5%	0.0%	1.4%	1.1%	0.0%



ル内の数字は、先攻チームの期待勝率を示している。たとえば、残り2エンドで1点負けているチームが先攻となっているとき、ゲーム全体の勝率はわずか12.2%しかないことを示している。後攻チームの場合は、100%からその数字を引くことで得られる。

学習済みのニューラルネットワークを用いると、候補手それぞれについて、エンド終了時の期待得点分布が得られる。ある得点を取ったあとの期待勝率は勝率テーブルより参照できるため、これらから候補手それぞれについて、ゲーム全体の期待勝率を計算することが可能となる。

この勝率テーブルの考え方は、ニューラルネットワークと強化学習を組み合わせた学習の成功例として知られているバックギャモンというゲームAIでも用いられているものである。勝利までの点数と得点差から、期待勝率を導き出したもので膨大なAI同士の対戦から算出した数値を用いている。表-1のテーブル内の数字も同様に、カーリングAI「じりつくん」同士の多数対戦させることにより算出したものである。一方、実際の試合における統計データもCurling Zoneというサイトなどで公開されている。興味深いのは、AI同士での対戦から得られた数字であるにもかかわらず、実際の統計データと似た値になっていることである。たとえば、どちらもゲーム開始時の後攻の勝率は約60%という数字になっている。

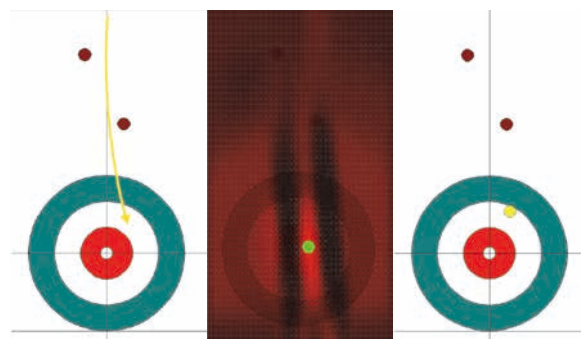
「じりつくん」では、計算時間の関係から現在は2手先（つまり、相手チームのプレイ後の局面の評価）までの探索を行うことが可能である。

## 分析の例

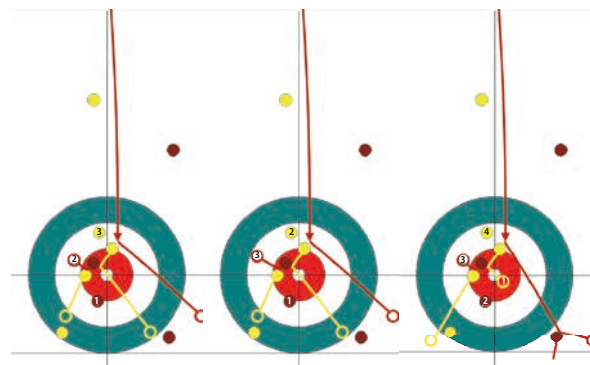
ここでは、カーリングAI「じりつくん」によるオリンピックの3位決定戦、英国との試合の分析結果を紹介する。図-3は第9エンドの残り1投ずつの局面である。先攻(黄色)の日本の最善手として「じりつくん」が判断したのが図-3(中央)の緑の点を目標にするショットであり、そのときの期待勝率

は43%であった。実際には図-3(右)のようになり、この結果の期待勝率は55%まで上がった。これは、不確実性を含んでいるショット前の勝率が、実際に理想の位置にストーンをおけたことにより期待勝率が大きくなったことを意味し、このショットの素晴らしさを表しているともいえる。

また、日本に銅メダルをもたらした最終第10エンドの最終ショットに関する局面が図-4である。図のストーンの中の数字は、ハウスの中心から近い順番を表している。英国(赤色)の最終ショットの狙いは、図-4(左)のように黄色のストーンを2つはじき出して2点を取ろうとするものであったが、「じりつくん」の判断では、狙い通り2点を取れる場合もあるが、図-4(中央)のように赤がナンバー3(ハウスの中心から3番目に近いストーン)になったり、日本の1点スチールになったりする局



■図-3 3位決定戦の試合から(第9エンド、残り1投ずつ)(左)「じりつくん」の狙い(中央)「じりつくん」の評価ヒートマップ(右)実際のショット後



■図-4 3位決定戦の最終ショット(最終10エンド、後攻の英国最終ショット前)(左)英国の狙い(中央)英国の狙いに対する「じりつくん」の判断(右)実際のショット後

面が起り得るため、期待勝率はわずか26%程度しかないと判断していた。日本が負けるかもしれないと思った局面は、そう悲観する局面ではなかったことを示していたのである。

この局面における「じりつくん」の最善手は、右にあるコーナーストーンに当てて自ストーンをハウス中央に向かわせるショットであったが、現実的には非常に難しいショットであると考えられ、「じりつくん」の見積りの課題も明らかになった。また、この局面における「じりつくん」以外のほかのカーリングAIの分析によると、ドロウが最善であるとか左側から赤のナンバー1ストーンを狙いにいくショットが最善である、または、「じりつくん」と同じショットを狙うなど、各カーリングAIやモンテカルロ木探索の乱数によって、多様な戦略があることも分かった。

## カーリングAIの今後

カーリングAIの目的は人間を超えることではない。あくまで人間の戦術支援や観戦者への情報提供を目的としている。また、初心者への教育システムとしての応用や、新ルール（5 rocks：先攻チームの3投目までフリーガードゾーンルールが適用される）へ移行することによる戦術の影響を予測するなどの応用も考えられる。しかし、そのためには解決しなければならない課題も多い。シミュレーションの精度向上（ストーンの曲がり方のモデル化やターン方向も考慮したシミュレーションなど）、アイスコンディションや選手の技量のモデル化、スリーピングの効果についての実装、などである。筆者らが行っている「カーリングを科学する」プロジェクト<sup>☆1</sup>で梶井らが開発しているiCEという試合データを記録・分析するツールと連携することで、カーリングAIによる過去の試合分析なども行うことが可能となるであろう<sup>5)</sup>。また、試合中などリアルタ

イムに分析を行うために、ストーン位置を画像などから自動的に抽出してカーリングAIと連携するようなシステムの構築も必要になる。これらの課題を解決して、日本のカーリングの技術向上にぜひとも貢献していきたい。

### 参考文献

- 1) 日本カーリング協会公式サイト, <http://www.curling.or.jp/>
- 2) 伊藤毅志：戦術研究を支援するデジタルカーリング, シンポジウム：スポーツ・アンド・ヒューマン・ダイナミクス講演論文集, pp.“D-8-1”-“D-8-8” (2015).
- 3) 加藤 修, 飯塚博幸, 山本雅人：不確定性を含むデジタルカーリングにおけるゲーム木探索, 情報処理学会論文誌, 第57巻, 第11号, pp.2354-2364 (2016).
- 4) Ahmad, Z. F., Holte, R. C. and Bowling, M. : Action Selection for Hammer Shots in Curling, Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence(IJCAI), pp.561-567 (2016).
- 5) Masui, F., Hirata, K., Otani, H., Yanagi, H. and Ptaszynski, M. : Informatics to Support Tactics and Strategies in Curling, International Journal of Automation Technology, Vol.10, No.2, pp.244-252 (2016).

(2018年4月10日受付)

山本雅人 (正会員) [masahito@complex.ist.hokudai.ac.jp](mailto:masahito@complex.ist.hokudai.ac.jp)

1998年北海道大学大学院工学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。2012年北海道大学大学院情報科学研究科教授。人工生命/人工知能、特に、ゲーム情報学に興味を持つ。

伊藤毅志 (正会員) [ito@cs.uec.ac.jp](mailto:ito@cs.uec.ac.jp)

1994年名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻博士課程修了。工学博士。電気通信大学情報理工学研究科助教。ゲームを題材にした人間の思考過程、熟達化の過程に興味を持つ。著書に「先を読む頭脳」(新潮社、共著)ほか。

梶井文人 (正会員) [f-masui@mail.kitami-it.ac.jp](mailto:f-masui@mail.kitami-it.ac.jp)

1990年岡山大大学院理学部卒業。博士(工学)。沖電気工業、三重大学工学部を経て、2009年北見工業大学准教授。2018年冬季スポーツ科学研究推進センター長。自然言語処理および知識工学応用に興味を持つ。

松原 仁 (正会員) [matsubar@fun.ac.jp](mailto:matsubar@fun.ac.jp)

1986年東大大学院博士課程修了。工学博士。同年通産省工技院電子技術総合研究所(現産業技術総合研究所)入所。2000年公立はこだて未来大学教授。専門は人工知能。元本会理事。

<sup>☆1</sup> <http://orion.cs.kitami-it.ac.jp/tipwiki/CurlingScience>