

# 単眼カメラによるカーリングストーンの位置検出

○嵐 和也（名古屋大学大学院工学研究科） 河村 隆（信州大学繊維学部）

## 1. 緒言

冬季オリンピック競技として正式種目に採用されているカーリングは、日本代表の活躍もあり国内でも広く認知されるようになった。しかしその一方で、普及や発展といった点では他の有名競技と比較するとまだまだ及ばない。その理由の一つに、氷上のチェスと呼ばれるカーリングでは高度な戦略が求められるにもかかわらず、科学的なアプローチが少なく選手の経験に頼ることが多いことが挙げられる。

そこで、カーリング競技で科学的に明らかになっていない戦術上の定石の解明や、競技レベルの向上を目指して「人と対戦することのできるカーリングロボットシステム」の開発に取り組んでいる。本システムは戦略立案、カーリングストーン（以下「ストーン」とする）のデリバリー、スウィーピング、ストーンの位置検出の4つから構成される。

ストーンの位置検出を行う先行研究には、壁や天井などに設置する固定カメラを用いたもの[1]や、カーリングシート（以下「シート」とする）の真上からストーンモデルとのマッチングで検出する方法がある。しかし、これらは限られた施設でしか使用できないという問題や、センサ類をシート上に櫓などを使用して設置する必要があることから競技自体の妨げになるといった問題がある。

本研究ではこれらの問題を解決するために、ストーンの位置検出を自律型移動ロボットを用いて行うことを目指す。そのため本稿では、単眼RGBカメラにより撮影された動画を用いてストーンの位置検出結果を座標で出力するアルゴリズムを提案し、そのアルゴリズムを用いたストーンの位置検出結果について述べる。

## 2. カーリング概要

カーリングは氷上で行うチームスポーツであり、普通のスケートリンクとは異なり専用のカーリングリンクを使用する。長さが45mを超え、幅が最大で5mの長方形の専用リンクを一般にカーリングシートと呼び、概要を図1に示す[2]。シートにはハウスと呼ばれる円が描かれており、各チームが交互にハウスに向かってストーンをデリバリーし、得点を競う。

## 3. 位置検出アルゴリズム

本手法で使用するアルゴリズムを図2に示す。まず、動画を構成する画像一枚一枚にそれぞれストーンの検出および位置検出操作を行う。このとき、カメラの高さおよび俯角が一定の状態では撮影された動画を使用する。そして、各画像における検出結果を統合してハウスの中心を原点とし、シートの長手方向をy軸、短手方向をx軸とする座標系で最終的な位置検出結果を出力する。

## 4. カーリングストーンの検出

### 4.1 アルゴリズム

本稿では、ストーンの検出をDlibを用いた機械学習により行う[3]。DlibではHistograms of Oriented Gradients (HOG) 特徴量をSupport Vector Machine (SVM) で学習する方法を採用している。HOG特徴量は輝度の勾配方向をヒストグラム化したものである。SVMはパターン識別用の教師あり機械学習方法であり、現在知られている多くの手法の中でも最も認識性能に優れている学習モデルの一つである[4]。

実際に検出を行う際は、ストーンの向きやカメラの位置、光の当たり方などにより様々な状態で写るためHOG特徴量はその都度変化する。しかし、変化の中でも「ストーンらしさ」がHOG特徴量には現れる。この「ストーンらしいHOG特徴量」をSVMにより学習することでストーンを画像中から検出する。

また、ストーンのような立体の対象物では、検出範囲の中心を検出物体の中心とすると実際の位置からはずれてしまう。そのため、検出された位置を補正してより正確なストーンの中心位置を推定する処理を行う。

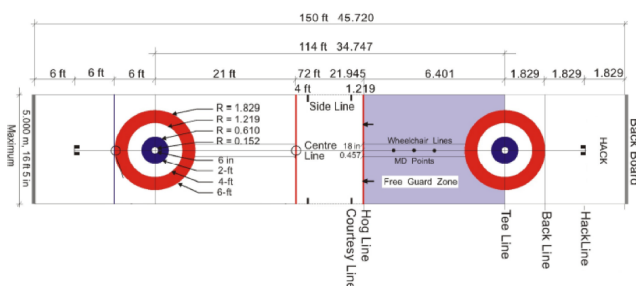


図1: カーリングシート

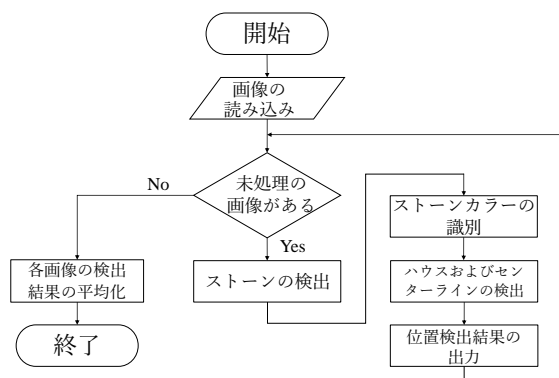


図2: ストーンの位置検出手順

## 4.2 検出結果

ストーンの検出結果を図3に示す。検出に成功したストーンを赤い円で表示している。検出結果から分かるように一枚の画像のみではすべてのストーンを同時に検出することはできない。しかし、複数の方向から撮影された画像を組み合わせることで死角をなくすることができ、すべてのストーンを検出することが可能である。

## 4.3 ストーンカラーの識別

カーリングは対戦型の競技であるため、ストーン上部に取り付けられたハンドルは二色に塗り分けられている。そのため、ストーンの位置情報だけでなくハンドルの色についても判定する必要がある。本稿では、図4に示すように、検出されたストーンのハンドル部分を切り出し（青線で描かれた枠内）、その画像における色の平均からストーンの色を判定する。このとき識別範囲をタイトに設計することで、ストーンへの光の当たり方や写りこむ角度により間違った判定結果を出すことを防ぐことを可能にしている。そして、別の位置から撮影された画像により正しいストーンの色判定を実現している。このように、複数の画像を組み合わせる判定は、動画を使用するという本手法に適したストーンの色判定方法である。

## 5. ハウスおよびセンターラインの検出

ハウスは円形のため、それだけでは座標軸を決定することはできない。そこで、ハウスを検出すると同時に出力用座標系のy軸に一致するセンターラインを検出する必要がある。

### 5.1 ハウスの検出

まず、射影変換を用いて俯瞰画像に変換する。この操作により、シートを真上から見下ろしている状態と

同じにすることができるため、ハウスの検出を円の検出に置き換えて考えることができる。射影変換は、変換行列  $A$  を用いて次のように表現される。

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

変換係数  $A$  は実験的に求めているが、カメラの高さおよび俯角が等しいとき、射影変換の原理より同じ係数を用いることができる。

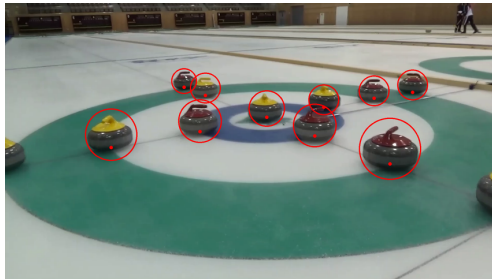
次にハウスを構成する色（今回は緑、青）を抽出し、それ以外の場所を黒色でマスクする。この工程はシートの白い部分に多く含まれるノイズを減少させ、ハウスの誤認識を防ぐ役割を果たしている。

最後に円周の一部からその円の中心を求める Hough 円変換 [5] を行い、画像中より円とその中心を検出する。このとき、複数の円が検出されるので、外れ値を検討したうえでハウスの中心を決定する。外れ値の検討法については5.3で述べる。この方法により、ハウスの一部がストーンによって隠されていたり、画角によりハウス全体が写りきっていなかったりしていてもハウスの中心を求めることができる。

本手法によるハウスの検出結果を図5に示す。撮影点の位置に関係なくハウスおよびその中心を検出できていることが確認できる。

### 5.2 センターラインの検出

センターラインはハウスの円と比較して細いため、カラーフィルターや直線検出法では確実に検出することは困難である。そこで本手法では、画像中のシートが持つ消失点とハウスの中心を結ぶ直線がセンターラインに一致することを利用する。



(a) 左方向から撮影された画像



(b) 右方向から撮影された画像

図3: ストーンの検出結果

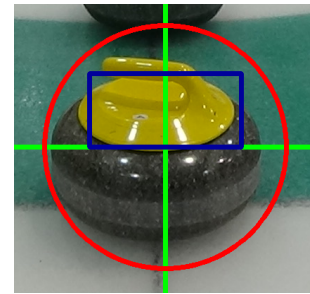


図4: ストーンカラー識別時の判定範囲

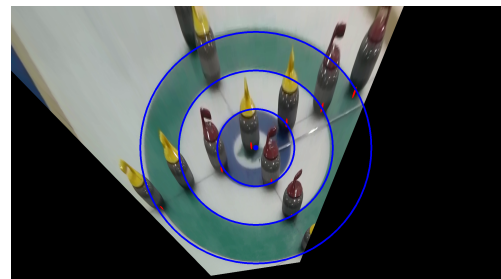


図5: ハウスの検出結果

消失点の検出には線遠近法を使用する。線遠近法は、平行なもの同士は必ず一点で交わるという法則から成り立っており、本手法ではシートが長方形であることを利用している。まず、二値化した画像に Hough 線変換 [5] を用いて直線検出を行い、それらの交点を求める。そして、求めた交点から外れ値を検討したうえで消失点を決定する。外れ値の検討法については 5.3 で述べる。

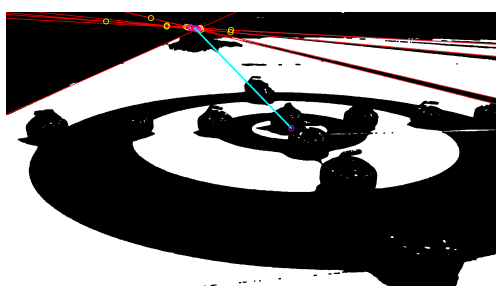
本手法によるセンターラインの検出結果を図 6 に示す。消失点と 5.1 で検出したハウスの中心を組み合わせてセンターラインを検出できていることが確認できる。

### 5.3 外れ値の検討

5.1, 5.2 で行った外れ値の検討法について述べる。操作の概要は図 7 に示す。まず、求めた円の中心点や直線の交点すべてに対して、各点を中心とする範囲円を設定する。そして、各範囲円内に含まれている点の数を比較する。最も多くの点を範囲内に含む点がハウスの中心点や消失点であり、複数存在した場合はそれらの平均値とする。

## 6. 各画像による位置検出結果の平均化

ストーンの検出結果とハウスおよびセンターラインの検出結果から各画像におけるストーン的位置をハウスの中心を原点とする座標系で出力することができる。しかし、各画像から得られる検出結果のみではすべてのストーンに対して安定した精度であるとは言えない。したがって、画像ごとの結果から精度を向上させる必要がある。本手法では画像間におけるストーンの座標が一定の範囲内にあれば同一のストーンであると判定し、それらの座標の平均値をそのストーンの位置検出結果とする。



(a) 二値化画像



(b) カラー画像

図 6: 消失点を用いたセンターラインの検出結果

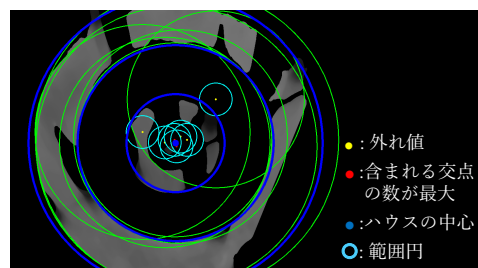
## 7. ストーンの位置検出実験

### 7.1 実験条件

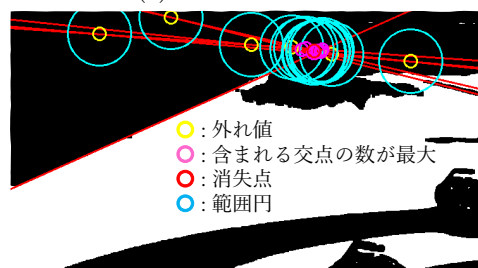
図 8 に示すようにストーンを配置し、単眼 RGB カメラを用いて 8.23 秒間の撮影を行った。このとき、カメラが常に内側を向くように保ちながらハウスの周りを移動させている。また、カメラの高さは 0.75m、俯角は  $20^\circ$  で一定である。HOG 特徴の SVM を用いた機械学習には Dell Precision T7910 (CPU E5-2630 v3, RAM 32 GB) を使用し、ストーンの検出および各画像処理には Dell Inspiron 7460 (CPU i5-7200U, RAM 8 GB) を使用した。

### 7.2 実験結果

図 9 に地点 A および地点 B (図 8 参照) で撮影された画像のみによる位置検出結果を示し、図 10 に 6fps で撮影された動画を使用した位置検出結果を示す。表 1 は各フレームレートごとのストーン位置の平均誤差と標準偏差、最大誤差および処理時間をまとめたものである。



(a) ハウス中心の決定



(b) 消失点の決定

図 7: 外れ値の検討法

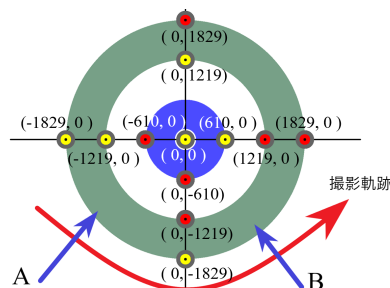


図 8: カメラの撮影軌跡およびストーンの配置



表 1: フレームレートごとのストーンの平均誤差, 標準偏差, 最大誤差および処理時間

フレームレート [fps]	平均誤差 [mm]	標準偏差 [mm]	最大誤差 [mm]	処理時間 [s]
30	77.90	29.91	145.33	166.41
15	59.22	23.99	111.32	72.45
10	64.06	24.36	111.83	53.84
7.5	54.86	21.18	97.67	38.09
6	51.61	23.46	98.01	35.49
3	54.98	20.24	96.10	17.03
1	65.03	28.61	121.81	7.57

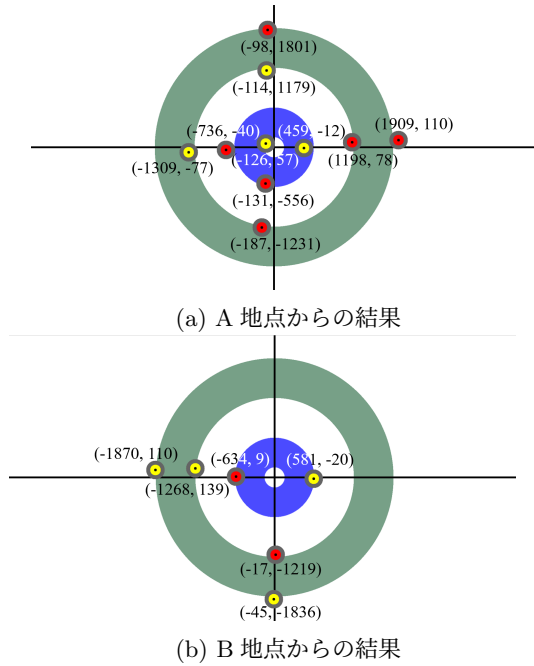


図 9: 単体画像による検出結果

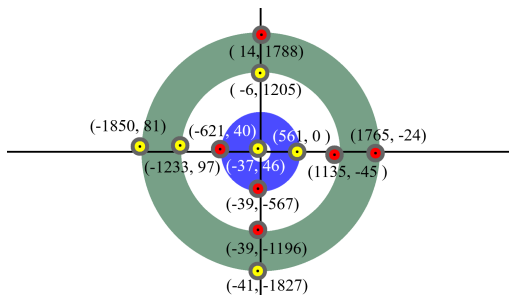


図 10: 動画を用いた最終結果

### 7.3 考察

単体画像では図 9 に示す通り, すべてのストーンを検出できず誤差も大きい. 一方, 動画を使用した場合 (図 10) はすべてのストーンの検出とチームの識別に成功し, さらに単体画像よりも誤差が小さいことが確認できた. これらのことから, 今回の提案手法は自律型移動ロボットに搭載して運用可能な位置検出システムとして有効であると考えられる.

また, 表 1 に示すようにフレームレートを大きくしても精度は向上しない. 特にフレームレートが最大の場合は, 平均誤差, 標準偏差, 最大誤差, すべての項目において最も低い精度であることが確認できる. これはフレームレートを大きくすることで前後の画像に変化が生じず, その画像の誤差を累積することになるため, 誤差が増長したのではないかと考える. また, カーリングには各チームに持ち時間があり, ストーンの位置検出のみで時間を消費することができないため, フレームレートを最大にして処理を実行するよりも間引いて実行する方が好ましい. フレームレートの最適値に関しては, 本システムを搭載する移動ロボットの移動速度を考慮する必要がある.

## 8. 結言

一台の単眼 RGB カメラにより撮影された動画に対して, 教師あり学習と画像処理のみで, カーリングストーンの検出およびストーンカラーの識別, 位置検出を行うアルゴリズムを提案し, 実際にカーリング場で撮影された動画を使用して提案アルゴリズムの有効性を確認した.

これにより, 移動ロボットを使用したストーンの位置検出の実現に近づいたのと同時に, カーリングロボットシステムの実現に一步近づくことができた. 今後はストーンの位置検出のさらなる精度向上とともに, 移動ロボットに搭載した運用を目指す.

## 謝辞

本研究に際して, 多大なるご協力をいただいた軽井沢アイスパークの皆様にご感謝申し上げます.

## 参考文献

- [1] 徳永徹郎, 外村喜秀, 島村潤, “カーリング競技におけるストーン位置検出システムの構築と評価”, 2017 年映像情報メディア学会年次大会, 14D-3, 2017.
- [2] World Curling Federation  
<https://worldcurling.org> (2021.7.1 閲覧).
- [3] Davis E. King, “Dlib-ml: A Machine Learning Toolkit”, The Journal of Machine Learning Research, Volume 10, pp.1755-1758, 2009.
- [4] 栗田多喜夫, “サポートベクターマシン入門”, 産業技術総合研究所 脳神経情報研究部門, 2002.
- [5] Ballard, D.H., “Generalizing the Hough transform to detect arbitrary patterns”, Pattern Recognition, 13(2), pp.111-122, 1981.