

画像処理を用いた野球における投球動作の分析

笠原 慎也^{†1} 藤代 一成^{†1} 大野 義夫^{‡2}

現在野球映像における投球動作の分析は、専門家の感性や経験によって手作業で行われることが多く、多くの時間を要する問題がある。そこで本稿では、特に戦略上有効な各投手特有のクセを発見する手法を提案する。提案手法では、クセの最も発生しやすいグローブの向きに注目し、パーティクルフィルタによってグローブを追跡し、SIFTによってグローブの勾配方向を計算しクセの分析を行う。評価実験として、クセを持つ投手に対し提案手法を適用し、クセが発見できていることを確認した。

Pitching Motion Analysis Using Image Processing

SHINYA KASAHARA,^{†1} ISSEI FUJISHIRO^{†1}
and YOSHIO OHNO^{‡2}

At present, analysis of pitching motion from baseball videos is time-consuming since it is often performed manually by experts with professional knowledge and expertise. In this article, we propose a method to detect the habit of a pitcher effectively from a strategical perspective. We focus on the direction of a glove that is most likely to be detected as a habit. We track the glove using the particle filter and analyze the gradient directions of the glove using the SIFT. We applied the proposed method to a certain pitcher who is known for his habit and proved the effectiveness of our method.

^{†1} 慶應義塾大学

Keio University

^{‡2} 東北公益文科大学

Tohoku University of Community Service and Science

1. 序 論

近年画像処理技術の発達により、動画像を対象とした画像処理を行うことが多くなっている。特にスポーツ分野においては、抽出されたボールや選手の動きが、テレビ中継や解説番組、映像分析などに利用されている^{1)~5)}。しかし、スポーツ分野における画像処理は視聴者向けに利用されることが多く、選手にフィードバックするような映像分析が十分になされていない。

そこで本稿では、画像処理を用いた野球映像の分析手法を提案する。現在野球映像の分析が抱えている問題として、専門家の感性や経験によって行われることが多く、多くの時間を要することや、数値的な分析を行う場合にも、高価で測定範囲に制約があるモーションキャプチャ装置が必要であることなどが挙げられる。これらの問題に対して画像処理を適用し、投手の投球動作分析を行う。

特に本研究では、投手の投球動作に表れるクセの発見に取り組む。投球動作のクセはグローブに表れることが多いので、パーティクルフィルタを用いてグローブの追跡を行い、追跡したグローブに SIFT を適用することでグローブの勾配方向を計算し、クセの分析を行う。

本稿では、次節で関連研究を紹介した後、3 節で投球動作分析のアプローチについて説明する。4 節でクセの定量化について述べ、5 節で実装について説明する。最後に、6 節で実際に分析を行った結果を、7 節で本稿の結論を述べ、今後の課題に言及する。

2. 関連研究

関連研究として、「野球映像からの情報抽出」に関する研究と、「パーティクルフィルタ」に関する研究、「SIFT による特徴点の記述」に関する研究について紹介する。

2.1 野球映像からの情報抽出

野球映像から抽出される情報として、投手の投げたボールが挙げられる。投手の投げたボールには、球速や球種といった分析を行う上でひじょうに重要な情報が含まれている。高橋らは投手の投げたボールの軌道作画¹⁾や、テロップとして表示される球速、捕手の動作情報を用いて、球種の判別²⁾を行った。これらの研究では、野球の映像分析において多くの時間を要する投げたボールのコースや、球種といったメタデータ取得の自動化に取り組んでおり、今後の成果次第では分析時間の短縮が期待できる。一方で、これらの映像分析はバックスクリーン方向からの映像を用いたものであり、攻撃側の分析として多く用いられる打者視点の分析はなされていない。

2.2 パーティクルフィルタ

物体追跡手法のひとつとしてパーティクルフィルタ⁶⁾が挙げられる。この手法は初期状態として動画像上に多数のパーティクルをばらまき、次状態での物体の位置を推定する。そしてパーティクル位置での尤度を計算し、この尤度を重みとしてリサンプリングを行う。この手法は状態推定や尤度関数の設定をうまく行うことで頑健な物体追跡が可能になるが、多数のパーティクルの利用や状態推定の方法によっては計算コストが大きくなる。そこで Yang らは、積算画像と準乱数サンプリングを用いて高速化を図った⁷⁾。その結果、状態推定にかかる時間を削減し、多数のパーティクルを利用することに成功している。本研究では、高速かつ設定次第で頑健な物体追跡が可能なこの手法を、分析対象であるグローブの追跡に用いる。

2.3 SIFT による特徴量の記述

画像の特徴量を記述する手法のひとつに SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)⁸⁾がある。この手法は画像の特徴点を検出し、特徴量として勾配方向を記述する。SIFT の利点として、スケールの変化や回転、照明変化に頑健な特徴量を記述できる点が挙げられる。都築らは SIFT を用いて、Mean-Shift 探索による物体追跡を行った⁹⁾。この手法では、SIFT の頑健性により物体の平行移動や回転に対して精度良く物体を認識し、追跡することに成功している。本研究では、SIFT が回転に対する頑健性を得るために用いる勾配情報を、投手の投球動作分析に利用する。

3. アプローチ

本研究では投手の投球動作分析として、投球動作中のクセの発見を行う。クセとは投手が投球動作に入る前、もしくは投球動作の早い段階で球種や牽制球の有無などが判別できる動作の特徴をさし、そのなかでも、グローブとボールを持つ手のインタラクションや、グローブの溝などの画像処理における扱いやすさなどを考慮し、グローブに注目しクセの発見を行う。グローブに現れる代表的なクセとして、グローブを構える位置や向き、形状の変化、軌道の違いなどが挙げられる。

クセの代表例として、グローブの向きにクセがある投手の例を図 1 に、グローブの形状にクセがある投手の例を図 2 にそれぞれ示す。図 1 ではグローブの向きや、腕の角度にクセが出ており、図 2 ではフォークボールを投げるときにグローブが体に密着して、形状が変化するクセが出ている。本稿では、図 1 のようなグローブの向きにクセがある投手について扱う。



図 1 ストレート(左)と変化球(右)。グローブの向きや腕の角度にクセが出ている。

Fig. 1 Straight (left) and breaking ball (right). The pitcher has a habit in terms of the directions of the glove and arm.



図 2 ストレート(左)とフォークボール(右)。フォークボールを投げるときグローブが体に密着するクセが出ている。

Fig. 2 Straight (left) and fork ball (right). The pitcher has a habit to be close contact with the glove when throwing a fork ball.

4. クセの定量化

前節で挙げたグローブの向きに関するクセを定量化するため、グローブの特徴点における勾配方向を計算する。特徴点における勾配方向の計算は SIFT を用いて行い、計算した勾配方向をヒストグラム化することでクセを定量化する。以下で SIFT に関する処理と、勾配方向のヒストグラム化について述べる。

4.1 特徴点の検出

SIFT による勾配方向の計算を行うための、特徴点の検出について説明する。まず DoG (Difference-of-Gaussian) を用いて、画像中の特徴点候補の検出を行う。DoG 画像 $D(x, y, \sigma)$ は、

$$\begin{aligned} D(x, y, \sigma) &= L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \\ L(x, y, \sigma) &= G(x, y, \sigma) * I(x, y) \\ G(x, y, \sigma) &= \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \end{aligned}$$

により計算される。ここで $L(x, y, \sigma)$ は平滑化画像、 $I(x, y)$ は入力画像、 $G(x, y, \sigma)$ はガウス関数、 k はスケールの増加率、 $*$ は畳み込み演算である。作成した DoG 画像から極値を検出し、特徴点候補とする。極値は注目画素の DoG 値を、隣接する画像スケール空間の 26 近傍と比較することで検出する。

次に特徴点候補の絞り込みを行う。特徴点に向かない点として、開口問題のあるエッジ上の点、ノイズの影響を受けやすい DoG 出力の小さい点が挙げられる。エッジ上の点はヘッ

セ行列

$$H = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} \\ D_{xy} & D_{yy} \end{bmatrix}$$

を用いて主曲率を計算し、第 1 固有値を α 、第 2 固有値を β とすると、

$$\alpha \gg \beta$$

または

$$\beta \gg \alpha$$

のとき、エッジ上の点として判別する。

また、DoG 出力の小さい点は、コントラストによる閾値処理によって削除する。ある点 $\mathbf{x} = (x, y, \sigma)^T$ での DoG 関数 $D(\mathbf{x})$ をテイラー展開した近似値は、

$$D(\mathbf{x}) = D + \frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}} \mathbf{x} + \frac{1}{2} \mathbf{x}^T \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \mathbf{x}$$

となる。次に $\mathbf{x}$ に関する導関数を 0 とおくと、

$$\begin{aligned} \frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}} + \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \hat{\mathbf{x}} &= 0 \\ \frac{\partial^2 D}{\partial \mathbf{x}^2} \hat{\mathbf{x}} &= -\frac{\partial D}{\partial \mathbf{x}} \end{aligned}$$

を得る。そして、この $\hat{\mathbf{x}}$ をサブピクセル位置とし、特徴点候補のサブピクセル位置での DoG 出力値を計算する。この DoG 出力値の絶対値 $|D(\hat{\mathbf{x}})|$ が閾値未満のものを、ローコントラストとして削除する。

4.2 勾配方向の計算

検出した特徴点における、勾配方向の計算について説明する。まず特徴点が検出された平滑化画像 $L(u, v)$ の、特徴点の近傍における勾配強度と、勾配方向を計算する。ここで、勾配強度 $m(u, v)$ と勾配方向 $\theta(u, v)$ は、

$$\begin{aligned} m(u, v) &= \sqrt{(L(u+1, v) - L(u-1, v))^2 + (L(u, v+1) - L(u, v-1))^2} \\ \theta(u, v) &= \tan^{-1} \left(\frac{L(u, v+1) - L(u, v-1)}{L(u+1, v) - L(u-1, v)} \right) \end{aligned}$$

である。

次に、勾配方向のヒストグラムを作成する。得られた勾配方向を 36 方向に離散化し、ガウス窓と勾配強度から重みを計算し、ヒストグラムに加算する。そして、ヒストグラムの最大

値から一定値以上の勾配方向を、特徴点の代表的な勾配方向として割り当てる。ここでは最大値から 80%以上の勾配方向を、代表的な勾配方向として割り当てた。このとき、複数の勾配方向が最大値の 80%以上だった場合、最大 2 方向の勾配方向が代表的な勾配方向として割り当てられる。

4.3 勾配方向のヒストグラム化

計算した代表的な勾配方向をヒストグラム化する。ヒストグラムは勾配方向を 36 方向に離散化し、その総和をとることで表現する。

前節で挙げたグローブの向きにクセのある投手の勾配方向をヒストグラム化した結果を図 3 に示す。SIFT によって計算した勾配方向を紫色の矢印で画像上に表示し、その方向を 36 方向に離散化したヒストグラムとして表示している。ストレートのときは勾配方向が 60 度と 240 度に多く表れており、変化球では 30 度と 210 度に多く表れるといったように、グローブの向きのクセが定量化されている。

5. 実装

本研究では、分析対象であるグローブの追跡を行うためにパーティクルフィルタを実装し、クセの定量化を行うために SIFT を、クセの評価手法としてヒストグラムインタセクションを用いた手法を実装する。

5.1 パーティクルフィルタ

各ピクセルの RGB 値と近傍のカラーヒストグラムを尤度関数として追跡を行う。また、背景との混同を避けるために、重み付き平均を用いた背景差分を行う。背景差分は、背景画像を $b(t)$ 、入力画像を $f(t)$ 、背景差分の重みを α とすると、

$$b(t) = \alpha f(t) + (1 - \alpha)b(t-1)$$

で計算される背景画像を用いて行う。

背景差分の結果を図 4 に示す。重み付き平均によって作成した背景画像を用いて背景差分を行うことで、追跡対象となるグローブを残し背景をほぼ削除することができている。

また、パーティクルフィルタの状態推定に、領域の追跡精度を高める手法として、オプティカルフローを用いた運動モデル¹⁰⁾を実装した。この運動モデルは、パーティクルの状態を x_t 、連続する 2 画像間のオプティカルフローによる影響を u_t 、ノイズを v_t とすると、

$$x_t = f(x_{t-1}, u_t) + v_t$$

と表現される。すなわち、2 画像間から抽出したオプティカルフローの情報によって、追跡対象の運動の適応的なモデル化を行う。

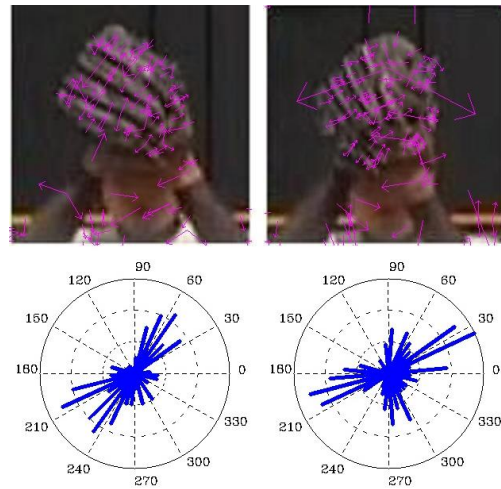


図 3 ストレート時の勾配方向ヒストグラム（左）と変化球時の勾配方向ヒストグラム（右）。ストレート時は勾配方向が 60 度と 240 度周辺に集まっており、変化球時は 30 度と 210 度周辺に勾配方向が集まっている。

Fig.3 The gradient direction histograms for a straight (left) and a breaking ball (right). The gradient directions are concentrated around 60 degrees and 240 degrees when he throws a straight, while they are concentrated around 30 degrees and 210 degrees when throwing a breaking ball.

5.2 SIFT

前節で述べた SIFT を実装する。SIFT を適用する範囲は、パーティクルフィルタにおいて、尤度が閾値よりも高いパーティクル座標の重心を中心にユーザーが指定することで、追跡対象のグローブを含む範囲となるようにする。

5.3 クセの評価

クセの評価にはヒストグラムインタセクション¹¹⁾を用いて、SIFT で計算された勾配方向のヒストグラムの類似度を計算する。ヒストグラムインタセクションは、2 つのヒストグラム I, M が与えられたとき、類似度を H とすると、

$$H = \sum_{i=0}^{35} \min(I_i, M_i)$$

で計算される。本研究では投手が振りかぶったグローブが、頭上で停止したフレームから逆



図 4 重み付き平均によって作成した背景画像（左）と背景差分の結果画像（右）。重み付き平均を用いた背景差分を行うことで、グローブを残し、背景を削除している。

Fig.4 Background image created by the weighted mean (left) and a result of background differenced image (right). The background differencing with the weighted mean made the background removed while leaving the background.

算して 30 フレームを対象に類似度を計算している。

5.4 擬似コード

実装したプログラムの擬似コードを以下に示す。

```
while underSimulation do
  for all particle do
    calculateLikelihood
  end for
  doSIFT
  calculateOpticalFlow
  for all particle do
    doResampling
    doPredicting
  end for
end while
calculateSimilarity
```

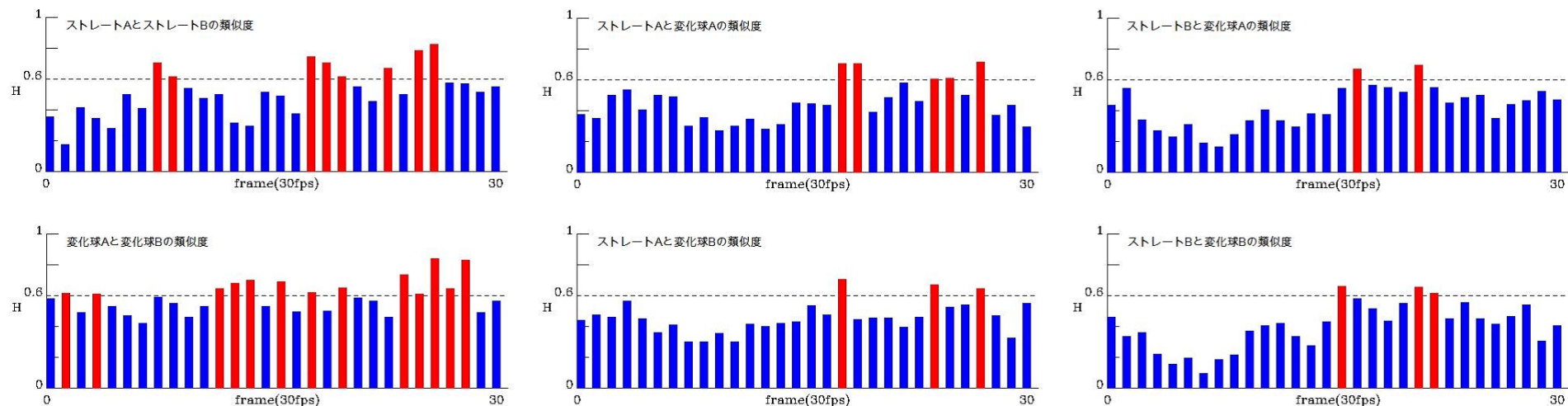


図 5 同球種を比較したときのヒストグラム（左）と、異なる球種を比較したときのヒストグラム（中、右）。同球種では類似度が高く、異なる球種では類似度が低い。

Fig.5 Histograms between the same stuff (left) and the different stuff (center, right). The same stuff has a high degree of similarity whereas the different stuff a low degree of similarity.

最初にパーティクルフィルタによるグローブの追跡を行い、SIFT を適用した勾配方向の計算を行う。次にオプティカルフローを計算し、それを用いてパーティクルの状態推定を行う。このステップを繰り返すことで、グローブを追跡しながら SIFT を適用し、勾配方向を計算する。最後にこの勾配方向を用いて、ヒストグラムインタセクションによる類似度の計算を行う。

6. 結 果

本稿中の結果は CPU に Intel Core2 3.00GHz, 実装と実験に C++, API に OpenCV を用いて作成している。クセの分析対象として、投手をバックネット裏から撮影した映像の中から、ストレート 2 球, 変化球 2 球を用いた。

ヒストグラムインタセクションによるクセの類似度の計算を行った結果を図 5 に示す。グラフの横軸は時間を、縦軸は類似度を表しており、類似度が 0.6 を超えるものは赤く表示している。左の 2 つはそれぞれストレート A とストレート B, 変化球 A と変化球 B に対して類似度の計算を行ったものであり、残りの 4 つはストレート A と変化球 A, ストレート A

と変化球 B, ストレート B と変化球 A, ストレート B と変化球 B に対して類似度の計算を行ったものである。同球種の類似度が異なる球種の類似度よりも大きい傾向にあることが確認できる。

7. 結論と課題

本稿では SIFT によって計算される勾配方向を用いた、投手のクセの分析手法を提案した。結果として、グローブの向きにクセのある投手の動画から、勾配方向の類似度を用いてクセの分析を行うことができた。

今後の課題として、勾配方向ヒストグラムの取得や、クセの類似度計算の自動化が挙げられる。また、対応するクセがグローブの向きに限定されているので、その他のクセへの対応も検討していきたい。さらに、現在は事前にクセが存在することが判明している投手の映像を用いて実験を行っているが、今後はクセの存在が未知の投手に対しても実験を行いたいと考えている。

参 考 文 献

- 1) 高橋正樹ほか: “画像内の物体抽出技術を用いた高速投球軌跡作画手法”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J88-D-II, No. 8, pp. 1672-1680, 2005.
- 2) 高橋正樹ほか: “投球軌道と捕手の動作特徴に基づく野球の球種識別”, 電子情報通信学会技術報告 No. 3, pp. 29-34, 2008.
- 3) Hsuan-sheng Chen et al.: “Pitch-By-Pitch Extraction from Single View Baseball Video Sequences,” in Proc. ICME 2007, pp. 1423-1426, 2007.
- 4) Hua-Tsung Chen et al.: “A Trajectory-Based Ball Tracking Framework with Visual Enrichment for Broadcast Baseball Videos,” Journal of Information Science and Engineering, Vol. 24 No. 1, pp. 143-157, 2008.
- 5) Wei-Ta Chu and Ja-Ling Wu: “Development of Realistic Applications Based on Explicit Event Detection in Broadcasting Baseball Videos,” in Proc. 12th International Conference on Multi Media Modeling (MMM 2006), pp. 12-19, 2006.
- 6) Carlo Tomasi and Takeo Kanade: “Detection and Tracking of Point Features,” Technical Report, CMUCS-91-132, 1991.
- 7) Changjiang Yang et al.: “Fast Multiple Object Tracking via a Hierarchical Particle Filter,” in Proc. ICCV 2005, pp. 212-219, 2005.
- 8) David G. Lowe: “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” International Journal of Computer Vision, Vol. 60, No. 2, pp. 91-110, 2004.
- 9) 都築勇司ほか: “SIFT 特徴量に基づく Mean-Shift 探索による特徴点追跡”, 情報処理学会 研究報告 CVIM 157, pp. 101-108, 2007.
- 10) 川本一彦: “オブティカルフロー駆動型運動モデルによる適応的な粒子フィルタ”, ファジィシステムシンポジウム講演論文集, Vol. 23, pp. 733-738, 2007.
- 11) Michael J. Swain and Dana H. Ballard: “Color Indexing,” International Journal of Computer Vision, Vol. 7, No. 1, pp. 11-32, 1991.