

H-063

B-Motion の軌跡データに基づく野球の球種識別手法

A baseball pitch identification method based on trajectory data generated by "B-Motion"

高橋 正樹†
Masaki Takahashi苗村 昌秀†
Masahide Naemura藤井 真人†
Mahito Fujii八木 伸行†
Nobuyuki Yagi

1. まえがき

野球では投手の配球が試合を決めることが多く、球種や投球軌道に対する視聴者の関心は高い。最近、放送映像を解析して軌道・球威を判定する研究が行われており[1][2]、我々も放送カメラ映像からボール領域をリアルタイム抽出し、その軌道を示すシステム(B-Motion)を開発した[3]。しかし球種を自動判定する技術はいまだ確立されておらず、データ放送やインターネットで配信されている球種情報は、野球の知識・経験のある専門家により人手で行われている。

そこで今回、B-Motion から得られる軌跡データを利用して球種の自動判定を試みた。軌跡データから複数の特徴量を抽出し、集団学習アルゴリズムの Random Forests を用いて球種を自動分類した。軌道が類似した球種の判定には課題が残るものの、直球系、曲がる系、落ちる系の3分類では高い精度を得ることができたので報告する。

2. 投球軌跡表示装置“B-Motion”

B-Motion は放送カメラ映像へ投球軌跡を実時間表示するシステムである。映像内からフレーム毎にボール領域を抽出し、その位置に応じて軌跡 CG を描画する。リアルタイム処理が可能であり、NHK のプロ野球中継で利用されている。図1に B-Motion の出力映像例を示す。

ボールに類似した画像特徴を持つ背景(左バッターや広告領域)をボールが通過する際は抽出に失敗する可能性があるが、本システムの特徴であるデータ補間機能を用いることで、欠落なくボール位置を計測できる。

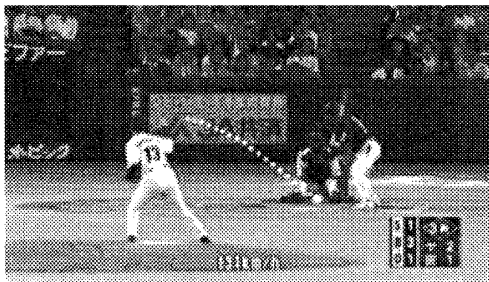


図1 B-Motion での投球軌跡描画



図2 軌跡データの例

3. 学習・識別処理の流れ

B-Motion で得られたボールの2次元画像座標を軌跡データとし、球種判定に利用する。図2に示すように軌跡データは球種によっては類似しており、主観的に識別閾値を定めることが困難である。そこで機械学習を用いて識別器を構築する。

学習・識別処理の流れを図3に示す。まず学習フェーズでは、予め用意した大量の軌跡データから球種判定に有効な特徴量を抽出する。その後抽出した特徴量を学習し、球種判定に用いる識別器を作成する。学習には集団学習アルゴリズムの一つである Random Forests を利用した。ボール軌跡には検出誤差が含まれるため、ノイズに強い並列学習手法である Random Forests は本件に適した学習手法である。

識別フェーズでは放送カメラで撮影した投球映像を B-Motion へ入力し、軌跡データを生成する。得られた軌跡データから学習フェーズと同様の特徴量を抽出し、識別器で球種を自動判定する。軌跡データは実時間生成されるため、即座に球種を判定することができる。

学習フェーズ

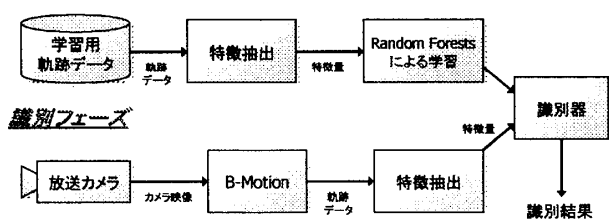


図3 学習・識別処理の流れ

4. 特徴量の抽出

放送カメラは投球時には固定撮影されるものの、投球の合間にはパン、チルトなどの操作が行われる。カメラ操作の影響で撮影方向が若干変化するため、画像座標である軌跡データをそのまま学習に利用することはできない。そこで軌跡データから撮影方向の影響を受けない以下の特徴量を抽出する。

- ・ リリースから捕球までのフレーム数
- ・ 軌跡の1次微係数：全体、前半部、中間部、後半部
- ・ 軌跡の2次微係数：全体、前半部、中間部、後半部
- ・ ホームベースから捕球位置までの距離(水平、垂直)
- ・ フレーム間の動きベクトル(水平、垂直)：前半部、中間部、後半部(各4フレーム分)

これら計35次元の特徴量に正解データを付与し、教師あり学習アルゴリズムで学習する。正解データはデータスタジオ株式会社から提供された9種のKindデータ(ス

†NHK 放送技術研究所

トレート、シュート、カーブ、スライダー、カットボール、フォーク、チェンジアップ、シンカー、特殊球), および3種の Type データ (直球系, 曲がる系, 落ちる系) を用いた.

5. Random Forests を用いた学習・識別処理

Random Forests は比較的新しい集団学習アルゴリズムであり, 精度が高い, 処理が高速, 特徴量の重要度を算出可能, 学習データのノイズに頑健, などの特徴を有する[4]. 特にボールの誤抽出により学習データにノイズが混入する可能性がある本件には適した手法である. 用いる特徴の重要度を算出できるため, 球種判定の決め手となる特徴量を推定できるメリットもある.

今回この Random Forests を用い, 以下の手順で球種の識別器を作成した.

- ・学習用の正解付特徴量データ集合に無作為復元抽出を施し, n 個のブートストラップサンプル (サブデータセット) を作成する. 今回は n=500 とした.
- ・n 個のブートストラップサンプルそれぞれにおいて, 未剪定の決定木を作成する. ただし, 各ノードではランダムサンプリングされた特徴量の中の最善のものを用いて分岐を決定する. 今回, ランダムサンプリングする変数の数は6とした.
- ・全ての決定木を組み合わせ, 識別器を作成する.

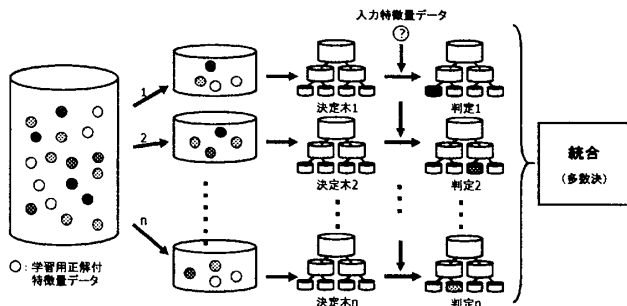


図5 学習・識別の流れ

Random Forests はランダムサンプリングした中から分岐に用いる特徴量を定めているため, 得意分野の異なる決定木を生成しやすい. このため全体として精度の高い識別器を構築できる.

識別の際は野球映像から新たに得られた軌跡の特徴量データを n 本の決定木で判定し, 多数決により球種を判定する. 図5に球種判定の学習・識別の流れを示す.

6. 識別実験

NHK で放送された5試合 (投手14名分) のプロ野球中継の映像から, 1123 球の軌跡データを用意し, 2/3 を学習データ, 1/3 をテストデータとしたクロスバリデーションによる実験を行った. 左右の投手で変化の方向は逆になるため, 今回は右投手のみのデータを使用した.

テスト映像ではシンカー, 特殊球が投げられたケースは稀であったため, それらを除く7種の球種で学習し, 識別した結果を表1に示す. ストレートやカーブ, フォークなど投球数の多い球種では高い正答率を得られたが, シュー

トやチェンジアップなど投球数の少ない球種では正答率が低い. しかしそれらは直球系, 曲がる系, 落ちる系の3分類では同じクラスに属する球種へ誤判定されている場合が多く, 軌道の形としては似通っているものが多い. 実際, 表2に示す3分類した結果ではいずれも高い識別精度が得られた.

決定木を作成する際に gini 係数を用いたが, 分岐による gini 係数の減少量を調べることで, 各特徴量の重要度を評価できる. 今回用いた特徴量では, 軌跡全体の2次微係数, 軌跡後半部の1次微係数, 後半部分の動きベクトル, の順に高い重要度であることが分かった. この結果は目視で球種判定を行っている担当者の意見と一致している.

表1 Kind データ分類結果 (7種)

		識別結果						再現率(%)	
		直球系		曲がる系			落ちる系		
		ストレート	シュート	カーブ	スライダー	カットボール	フォーク		チェンジアップ
真値	直球系	538	1	0	1	1	8	0	98.0%
	シュート	42	6	0	0	0	1	0	12.2%
	カーブ	0	0	41	13	0	1	0	74.5%
	スライダー	4	0	5	118	19	10	1	75.2%
	カットボール	16	0	0	20	31	18	0	36.5%
	フォーク	8	1	0	12	5	171	0	86.8%
	チェンジアップ	3	1	0	2	0	16	9	29.0%
適合率(%)		88.1%	66.7%	89.1%	71.1%	55.4%	76.0%	90.0%	正答率 81.4%

表2 Type データ分類結果 (3種)

		識別結果			再現率(%)
		直球系	曲がる系	落ちる系	
真値	直球系	589	3	6	98%
	曲がる系	20	259	18	87%
	落ちる系	13	26	189	83%
適合率(%)		95%	90%	89%	正答率 92.3%

7. まとめ

B-Motion から得られる軌跡データを用いて球種の自動判定を試みた. 集団学習アルゴリズムの Random Forests で学習することにより, 3クラス分類では高い精度で球種を識別できた.

今後は軌跡データ以外から得られる情報も考慮し, 7クラス分類での精度向上を図る. また複数台のカメラで投球シーンを撮影し, 3次元軌跡データで球種を識別することも検討する.

参考文献

[1] Hubert Shum, Taku Komura, "A spatiotemporal approach to extract the 3D trajectory of the baseball from a single view video sequence", ICME'04, pp.1583-1586 (2004)
 [2] Hua-Tsung Chen, "A Trajectory-Based Ball Tracking Framework with Enrichment for Broadcast Baseball Videos", ICS2006, pp.1145-1150 (2006)
 [3] 高橋ほか "画像内の物体抽出技術を用いた高速投球軌跡作画手法", 信学論, Vol.J88-D II, No.8, pp.1672-1680 (2005)
 [4] Leo Breiman, "Random Forests", Machine Learning, 45, pp.5-32, (2001)