

野球の投球軌跡からの球種判定

67160200 小林稜

研究背景

野球において変化球は戦略的に欠かせない要素

高速で飛ぶボールの球種は目視での判断が非常に難しい



球種の自動判定が望まれる

球種判定の従来研究

野球の放送映像からの投球の球種判定[1]

- B-Motionと呼ぶシステムで放送映像中の投球の軌跡データを検出
- 軌跡データから球種判定に有効な特徴量を抽出
- 機械学習で識別器を作成し判定

特徴量は人手で設定

目的

軌跡情報を直接用いる手法が
球種判定においてどの程度有効かを評価する

- 軌跡情報はすべての情報を含んでいる
- 特徴量に依存しない判定

軌跡情報の利用

“機械学習を用いた野球映像からのストライク・ボール判定”

松下, 宮崎大学工学部 卒業論文, 2017

- センターバックスタンドから撮影した放送映像を利用
- 得られた軌跡情報を正規化(時間合わせ、位置合わせ)
- 正規化した軌跡情報を用いて、ストライク、ボールを判定

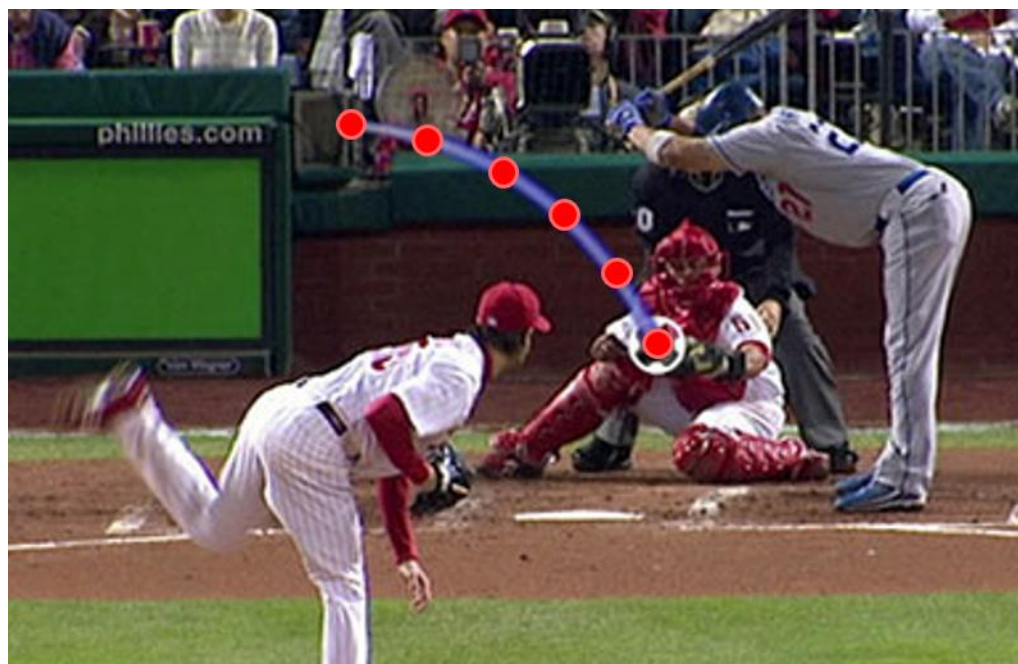
同様の手法を用いて球種判定

手法

1. ボールの座標取得
2. ボール座標の時間合わせ
3. ボール座標の位置合わせ
4. SVMによる判定

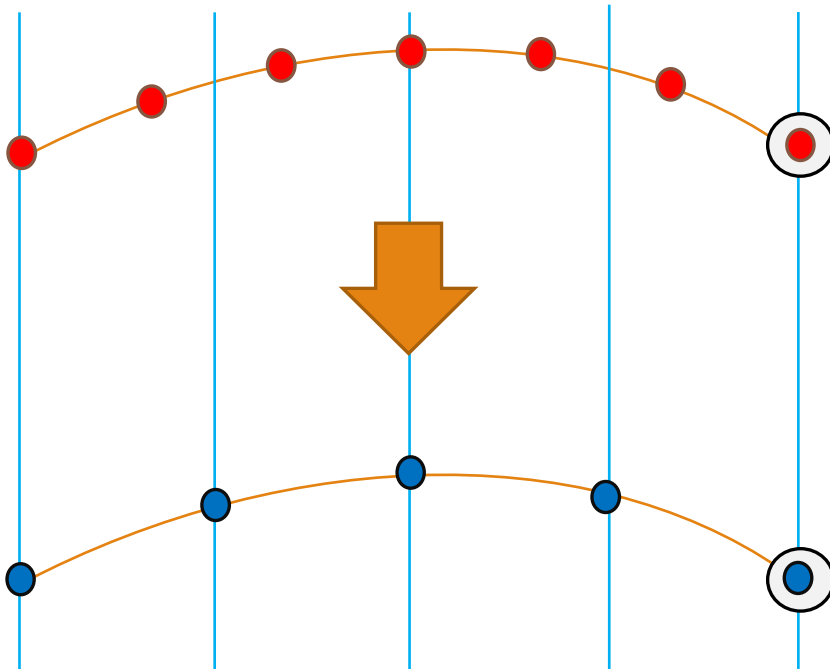
ボールの座標取得

- 映像をフレームに分割
- フレーム毎にボールの中心座標を取得



ボールの時間合わせ

取得したボール座標

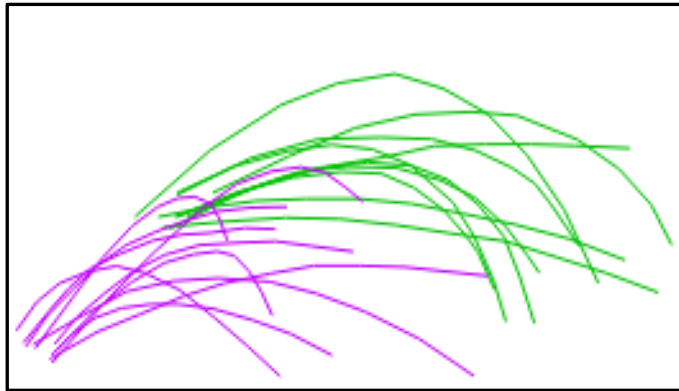


等時間間隔のボール座標
に内挿により補間

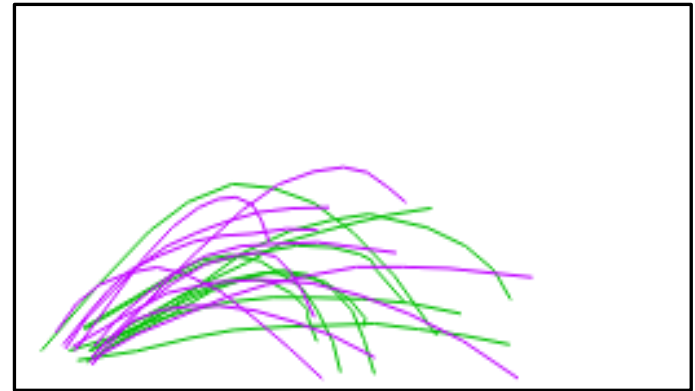
時間合わせしたボール座標

ボール座標の位置合わせ

軌跡の始点、終点座標を位置合わせ



座標位置合わせ前



座標位置合わせ後

SVMによる判定

1. 学習データ及び評価データのスケールリング
2. グリッドサーチによるパラメータの最適化
3. 学習データを用いたSVMの学習
4. 学習したSVMによる評価データの判定

実験

2つの映像(映像A, 映像B)に対して球種判定

- それぞれ異なる球場、異なる投手
- 各100投球を含む

球種内訳 (映像A)

球種	投球数
Aフォーシーム	23
Bスライダー	37
Cスプリット	27
Dシンカー	9
Eカッター	3
Fカーブ	1

球種内訳 (映像B)

球種	投球数
Aツーシーム	23
Bスライダー	33
Cフォーシーム	33
Dカーブ	5
Eカッター	5
Fチェンジアップ	1

実験

- 実験1
全球種の判定 2分割交叉検証
- 実験2
投球数の多い3球種の判定 2分割交叉検証
- 実験3
Leave-one-out法による実験1, 2の再検証

実験1

2分割交叉検証

- 全投球100球を評価データ, 学習データとして50球ずつ2分割
- SVMによって学習及び判定
- この操作をデータを入れ替えて2回実行

	前半(%)	後半(%)	認識率(%)
映像A	76.0	70.0	73.0
映像B	62.0	74.0	68.0

認識率は低い

実験1

映像A:CスプリットDシンカー
をAフォーシームと誤認識



ボールがバットに当たっ
ていた場合

混同行列(映像A)

		正解					
		A	B	C	D	E	F
出力	A	20	0	3	6	0	0
	B	1	37	2	1	2	0
	C	1	0	19	2	1	1
	D	1	0	1	0	0	0
	E	1	1	0	0	0	0
	F	0	0	0	0	0	0

Aフォーシーム Bスライダー Cスプリット
Dシンカー Eカッター Fカーブ

混同行列(映像B)

		正解					
		A	B	C	D	E	F
出力	A	9	0	7	0	1	0
	B	0	31	0	1	1	0
	C	10	1	22	0	1	1
	D	0	0	0	4	0	0
	E	4	1	4	0	2	0
	F	0	0	0	0	0	0

Aツーシーム Bスライダー Cフォーシーム
Dカーブ Eカッター Fチェンジアップ

実験1

映像A:D, E, Fの認識率0%
映像B:E, Fの認識率低



投球数の少ない球種の
認識率が低い

混同行列(映像A)

		正解					
		A	B	C	D	E	F
出力	A	20	0	3	6	0	0
	B	1	37	2	1	2	0
	C	1	0	19	2	1	1
	D	1	0	1	0	0	0
	E	1	1	0	0	0	0
	F	0	0	0	0	0	0

Aフォーシーム Bスライダー Cスプリット
Dシンカー Eカッター Fカーブ

混同行列(映像B)

		正解					
		A	B	C	D	E	F
出力	A	9	0	7	0	1	0
	B	0	31	0	1	1	0
	C	10	1	22	0	1	1
	D	0	0	0	4	0	0
	E	4	1	4	0	2	0
	F	0	0	0	0	0	0

Aツーシーム Bスライダー Cフォーシーム
Dカーブ Eカッター Fチェンジアップ

実験2

投球数の少ない球種を省いて実験

映像A: Aフォーシーム, Bスライダー, Cスプリットの3球種87投球

映像B: Aツーシーム, Bスライダー, Cフォーシームの3球種89投球

	前半(%)	後半(%)	認識率(%)
映像A	97.7	83.7	90.7
映像B	77.8	81.8	79.8

- 認識率は向上
- 映像Aは約90%, 映像Bは約80%とやや低い
- 前半と後半で認識率に大きな差がある

実験2

映像A: スプリットとスライダーについて映像上で酷似
映像B: ツーシームとフォーシームの軌跡が酷似

混同行列(映像A)

		正解		
		A	B	C
出力	A	23	0	3
	B	0	38	1
	C	1	0	21

混同行列(映像B)

		正解		
		A	B	C
出力	A	10	0	13
	B	0	33	0
	C	5	0	28

Aフォーシーム, Bスライダー, Cスプリット

Aツーシーム, Bスライダー, Cフォーシーム

実験3

Leave-one-out法

- データのうち1つだけテストに使い，残りのデータを学習に使用
- 投球数分だけ繰り返し，評価データの正答率を計算

	認識率(%)	
	全球種	3球種
映像A	83.0	94.2
映像B	80.0	87.6

2分割交叉検証より認識率が向上

実験3

映像A:Dシンカーの認識率が改善

映像B: 認識率が向上, 誤り方に変化なし

→ データ数の少なさをカバー

混同行列(映像A全球種)

		正解					
		A	B	C	D	E	F
出力	A	23	1	0	3	0	0
	B	0	33	2	0	2	0
	C	0	2	23	2	1	1
	D	0	0	1	4	0	0
	E	0	0	0	0	0	0
	F	0	1	1	0	0	0

Aフォーシーム Bスライダー Cスプリット
Dシンカー Eカッター Fカーブ

混同行列(映像B全球種)

		正解					
		A	B	C	D	E	F
出力	A	15	0	4	0	1	0
	B	0	32	0	0	1	0
	C	7	0	26	0	1	1
	D	0	0	0	5	0	0
	E	1	1	2	0	2	0
	F	0	0	1	0	0	0

Aツーシーム Bスライダー Cフォーシーム
Dカーブ Eカッター Fチェンジアップ

まとめ

軌跡を直接用いた球種判定

- 松下の手法で軌跡を時間合わせ位置合わせ
- 2投手6球種100球の軌跡データで評価



- 全体の認識率は高いとは言えなかった
- 球種ごとの誤判定の傾向は見られた
- 投球数の少ない球種の誤判定が多かった

今後の課題

- サンプルを増やして評価
- バットに当たった場合の判定法
- 球種判定に適した撮影角度の検討
- 異なる投手の映像を使った評価