

平成 29 年度卒業論文

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

宮崎大学 工学部 情報システム工学科
松下 功幸

指導教員 椋木雅之

目次

1. はじめに.....	1
2. ストライク・ボールの自動判定	3
2.1 ボール位置計測による判定.....	3
2.2 機械学習による判定	4
3. ストライク・ボール判定手法	5
3.1 ボールの座標取得	6
3.2 ボール座標の時間合わせ	7
3.3 ボール座標の位置合わせ	9
3.4 SVM による判定.....	13
3.4.3 SVM による判定手順	15
4. 実験	16
4.1 実験の設定.....	16
4.2 同一カメラ位置での実験	17
4.3 異なるカメラ位置での実験.....	18
4.4 軌跡情報を使わないデータでの実験	20
4.5 二次元のアフィン変換による位置合わせの実験.....	22
5. おわりに.....	23
謝辞.....	23
参考文献	24

1. はじめに

草野球における審判は、プロ野球の審判のように専門の者が務めることは少なく、試合を行う 2 チームの中から 1 人選び、審判を務めることが多い。そのため、素人の審判では、正確な判定を持続して行うことは難しい。判定結果は試合の流れを左右するため、しばしば場の空気を乱す要因となる。この問題を解決する方法の 1 つとして、判定の自動化があげられる。

MLB では `pitchf/x`[1] という投球におけるストライク、ボールの判定を自動で行う装置が開発されており、現在運用に向けたテストを行っている(図 1)。しかし、この装置は機材、システム共に非常に高額であるため、プロ野球球団や中継映像を配信するテレビ局各社ですらほとんど導入されていない。草野球のような資金の限られる団体において、`pitchf/x` のような高額なシステムを導入することは難しい。

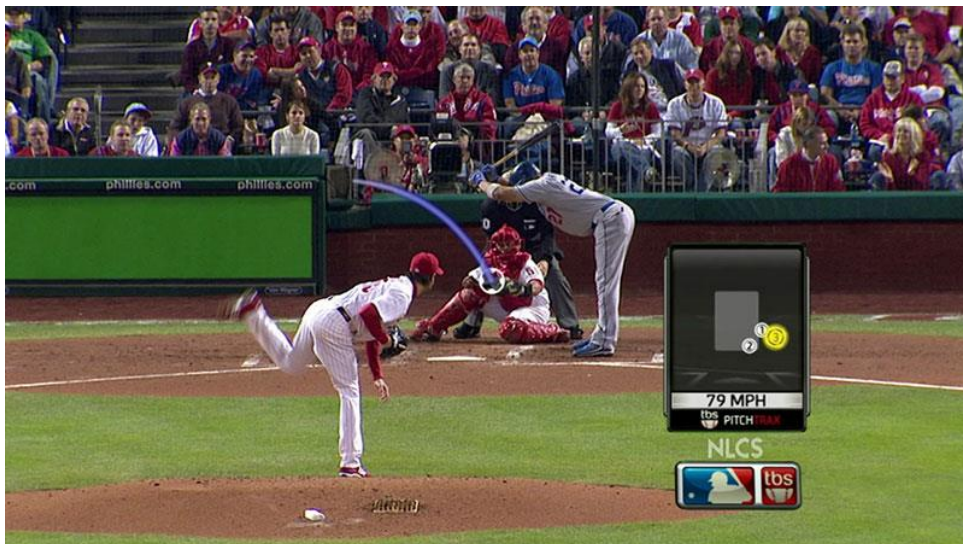


図 1 `pitchf/x`

(出典) sportvision HP <http://www.sportvision.com/baseball/pitchfx%C2%AE>, 2018 年 1 月 31 日アクセス.

本研究では、単独のカメラ映像から得たボールの軌道をもとに、機械学習によってストライク・ボールの判定を行う。これによって、野球におけるストライク・ボール判定の自動化を、比較的安価な機材を用いて実現することを目指す。

機械学習での判定を行う際の問題点として、以下のものが挙げられる。

- (1) 機械学習では学習データを必要とするが、試合進行と同時に学習を行うと、十分なデータ数に到達するまでに試合が終了してしまう。
- (2) ある地点で学習したデータを別の地点で流用すると、観測される値が変化するため、正確な判定を行うことができない。

このような問題に対して、カメラ位置に応じてボールの位置合わせを行うことで問題を解決する。

2. ストライク・ボールの自動判定

2.1 ボール位置計測による判定

ストライク・ボールの判定を行う手法の1つに、斎藤ら[2]が提案した映像からの軌道計測による手法がある(図 2)。この研究では、3台のカメラを用いて投球の3次元軌道を計測し、その軌道がストライクゾーンを通過したかどうかによって判定を実現している。使用するカメラの設置位置はキャッチャーの後方に1台、左右のバッターボックスの外側に1台ずつである。複数台のカメラを用いることで3次元の軌道を正確に計測し、判定に利用できる。一方で、複数台のカメラを用いる場合、システムが大掛かりになり、高額になる。また、計測を行うためには、カメラ間の位置関係や、カメラとストライクゾーンとの位置関係を事前に正確に位置合わせする必要がある。また、ストライクゾーンの位置も人手で正確に設定する必要がある。この作業は非常に煩雑であり、システムの運用が難しくなる。



図 2 ボール位置計測による判定
([2]より引用)

2.2 機械学習による判定

本研究では，センタースタンドまたはバックネット裏に設置した 1 台のカメラで撮影した映像から判定を行う(図 3)．カメラ 1 台では，ボールの正確な 3 次元情報は得られないが，このようにカメラを設置することでピッチャーがボールを離してから，キャッチャーが捕るまでの時間情報が奥行きに対応し，疑似的に 3 次元の情報が得られる．ストライクゾーンの設定は，人手では行わず，ストライク・ボールの軌跡をパターンとみなして機械学習で判定する．この場合カメラの位置がずれると，判定が正しく行えない．この問題に対しては座標の位置合わせを行うことで解決する．これにより，設置の負担を軽減する．

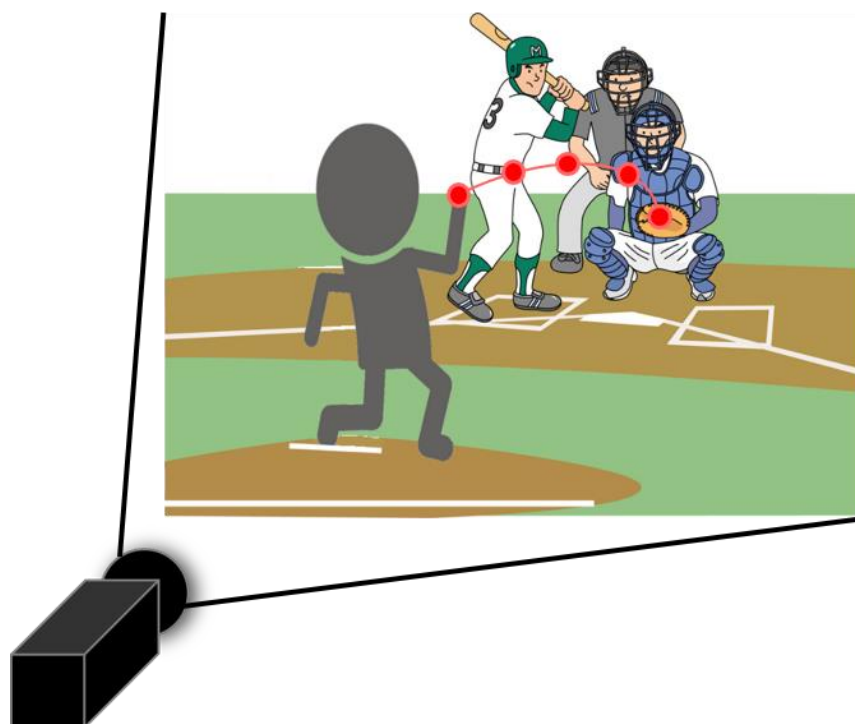


図 3 機械学習による判定

3. ストライク・ボール判定手法

本研究でストライク・ボールの判定を行う流れは以下の通りである(図 4).

- (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

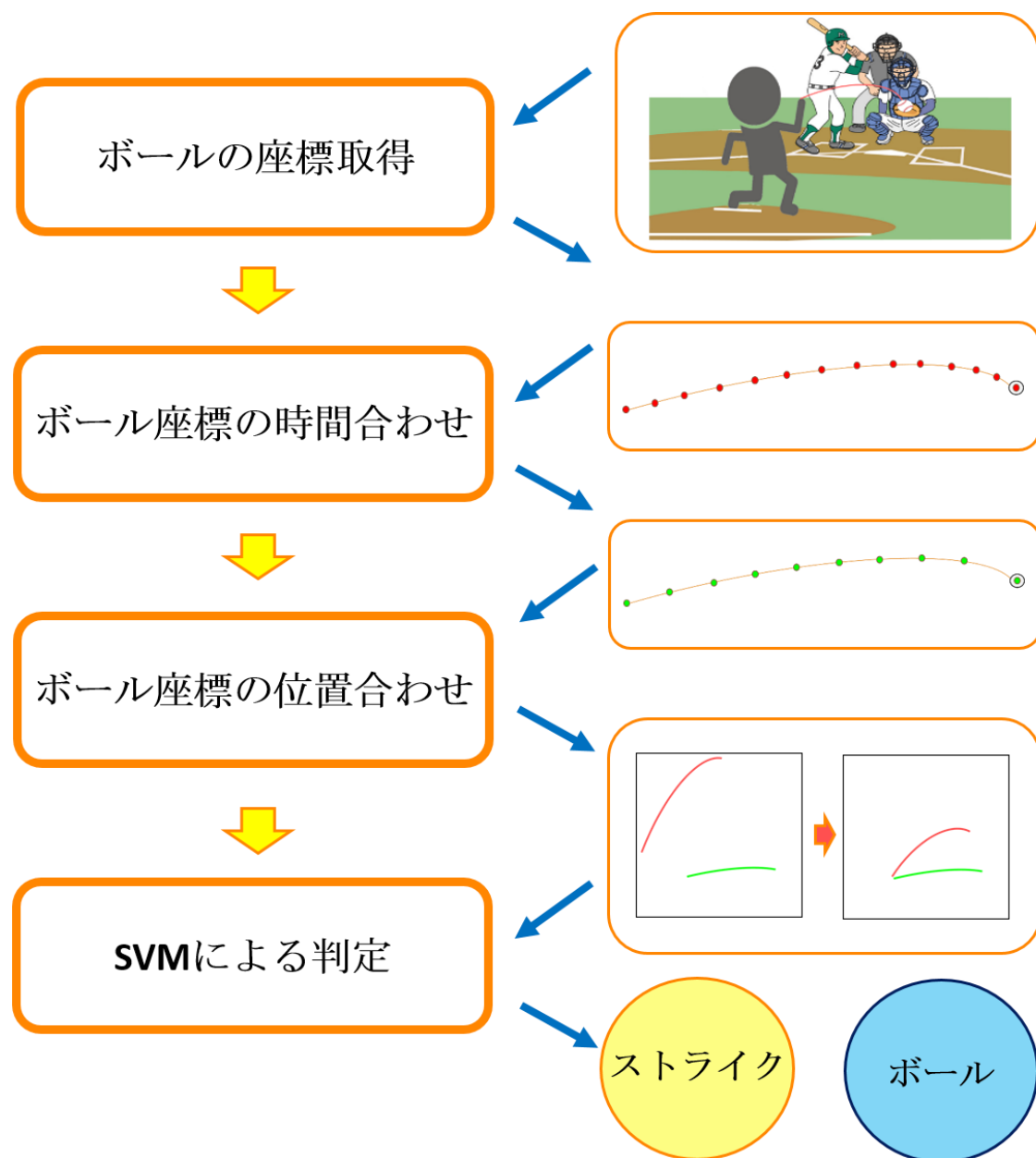


図 4 ストライク・ボールの判定までの流れ

3.1 ボールの座標取得

ピッチャーの投球モーション中、手からボールが離れた瞬間からボールがキャッチャーミットに収まるまでの映像をフレーム単位で分割し、フレーム毎にボールの中心の x , y 座標を取得する(図 5). 本研究では、ボール座標の取得は手作業で行った. [2]では画像処理によりボール座標を取得しており, 自動化することは可能である.

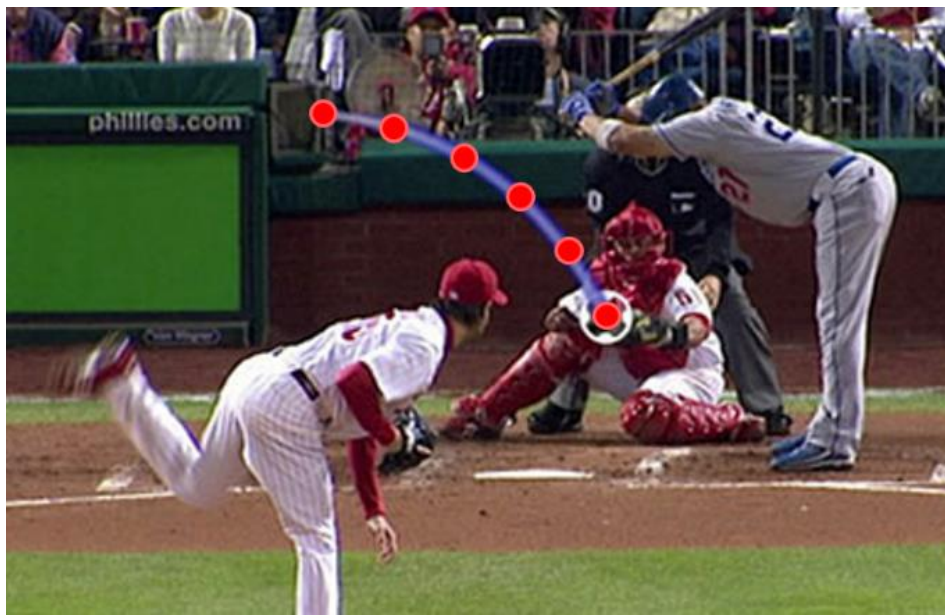


図 5 ボール座標の取得
[1]による画像を一部加工

3.2 ボール座標の時間合わせ

1 投球から取得できるボール座標の数は，球速，変化球の球種によって増減する．時間情報を奥行き情報とみなし，同じ奥行きでのボール座標の比較により判定が行えるように，判定に利用するボール座標を補間により揃える(図 6)．ボールがピッチャーの手から離れた瞬間を始点(時刻 t_0)，ボールがミットに収まる瞬間を終点(時刻 t_N)とし，始点から終点までのフレーム数を $N + 1$ フレーム(始点，終点を含む)とする．始点(時刻 0)から終点までの間を P 等分した時刻 P までの各時刻のボール座標を求める．なおフレーム間においてボールは画像上で等速とする．等分した地点の座標は，時刻 i の前後のフレーム $N_{t_i}, N_{t_{i+1}}$ ($i = 0 \dots P$, t_i は i の値によって $0 \leq t_i \leq N$ の範囲をとる整数)におけるボール座標の内分(線形補間)によって求める．フレーム番号 t_i ，内分比 s_i を次式で求める．

$$t_i = \left[\frac{N}{P} i \right] \quad ([\] \text{はガウス記号})$$

$$s_i = \frac{N}{P} i - t_i$$

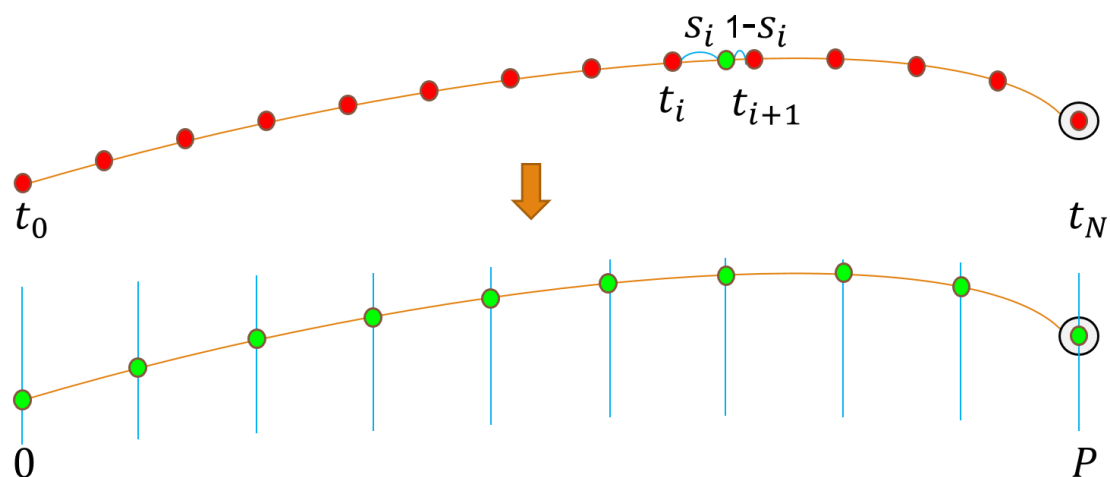


図 6 ボール座標の時間合わせ

内分比 s_i と t_i 番目のフレームでの x , y 座標を用い, 時刻 i におけるボール座標 (x_i, y_i, z_i) を次式で求める.

$$x_i = x_{t_i} (1 - s_i) + x_{t_i+1} s_i$$

$$y_i = y_{t_i} (1 - s_i) + y_{t_i+1} s_i$$

$$z_i = i$$

本研究では $P = 9$ とすることで, 10 点のボール座標を抽出する.

3.3 ボール座標の位置合わせ

映像を撮影するカメラの位置はグラウンドにより異なり，毎回正しく同じ位置に置くことは難しい．そのため，カメラの位置によらずにストライク・ボールの判定を行うために座標の位置合わせを行う．図 7 はボールの軌跡のイメージであり，赤，緑の順でそれぞれカメラ 1，カメラ 2 で撮影されたボールの軌跡とする．座標の位置合わせを行い，図のように，現在のボールの座標を別のカメラで撮影された映像上の座標に変換(位置合わせ)することが本節での目標である．

座標の位置合わせの手順を次に示す．

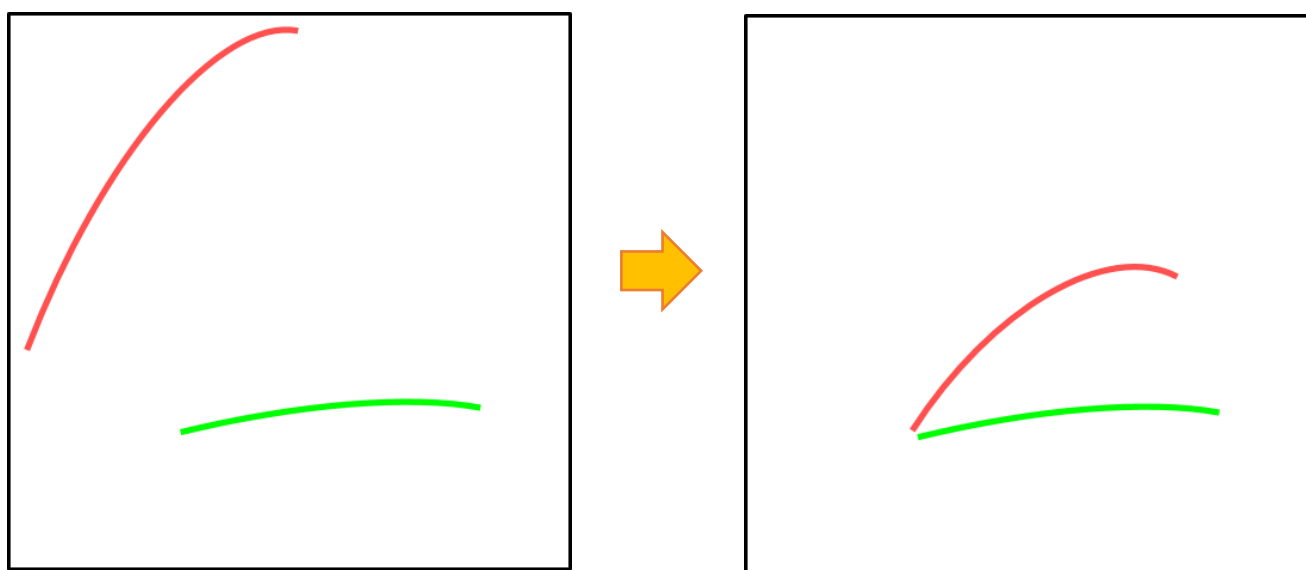


図 7 ボール座標の位置合わせイメージ

まず映像中の基準となる4点を定める．本研究では図8のように1点目をピッチャープレート前方右端，2点目をピッチャープレート前方左端，3点目をピッチャーのリリースポイント，4点目をピッチャーの視点から見たホームベースの頂点の最奥の点と定める．ここでリリースポイントとはピッチャーがボールを投げる瞬間のボールの位置のことを指す．リリースポイントは投手によってズレがあるが，本研究では同じであると仮定する．

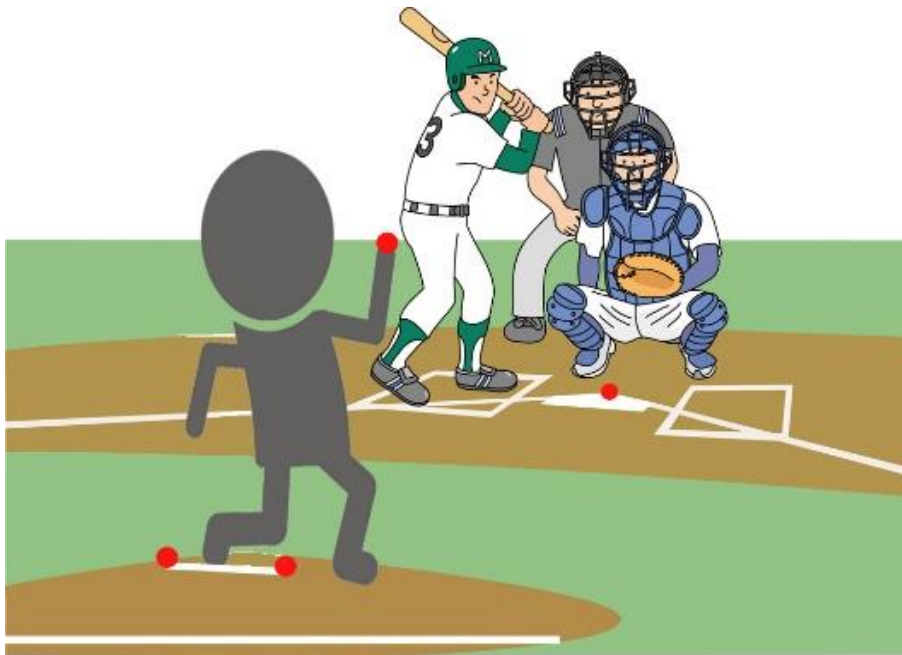


図8 座標の位置合わせの基準点

カメラ 1, カメラ 2 それぞれについて, これら 4 点の座標を取得する. これら 4 点の座標を (x, y, z) とする. x, y はそれらの点の画像座標 (u, v) を用いる. 奥行き z は, ピッチャープレート前方位置を $z = 0$, ホームベース最奥の位置を $z = P$ とする. リリースポイントの z の値は, 0.5 と定めた.

次に, カメラ間での位置合わせの変換を求める. ここで, カメラの位置からボールまでの距離が十分遠く, スケール付きの平行投影とみなせるとする. カメラ 1 のある基準点を (u_1, v_1, z_1) , 対応するカメラ 2 の基準点を (u_2, v_2, z_2) とすると, 回転行列 R , 並進成分 t を用いて

$$\begin{pmatrix} u_2 \\ v_2 \end{pmatrix} = C(R|t) \begin{pmatrix} u_1 \\ v_1 \\ z_1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad C \text{ は定数の係数}$$

と表現できる.

$$M := C(R \mid t)$$

と置くと, 変換行列 M は, 2×4 の行列となる. カメラ 1 の基準点を斉次座標に変換して並べた行列を A (A は 4×4 行列), カメラ 2 の基準点の x, y 座標を並べた行列を B (B は 2×4 行列) とすると,

$$B = MA$$

が成り立つ. この式から

$$M = BA^{-1}$$

により, 変換行列 M を求める.

求めた M を使って，ボール座標を位置合わせする(図 9)．3.2 節で時間合わせしたボール座標について，時刻の値を疑似的に奥行き z として用いる．即ち，ボールがピッチャーの手から離れた瞬間(始点，時刻 0)では $z = 0.5$ ，ボールがミットに収まる瞬間(終点，時刻 P)では， $z = P$ とし，その間の時刻では，0 から P を等分した値 z_i を取るものとする．時間合わせしたボール座標 (x_i, y_i, z_i) に対して，位置合わせ後の座標 (x'_i, y'_i, z'_i) を以下の式で求める．

$$\begin{pmatrix} x'_i \\ y'_i \end{pmatrix} = M \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \\ 1 \end{pmatrix}, z'_i = z_i$$

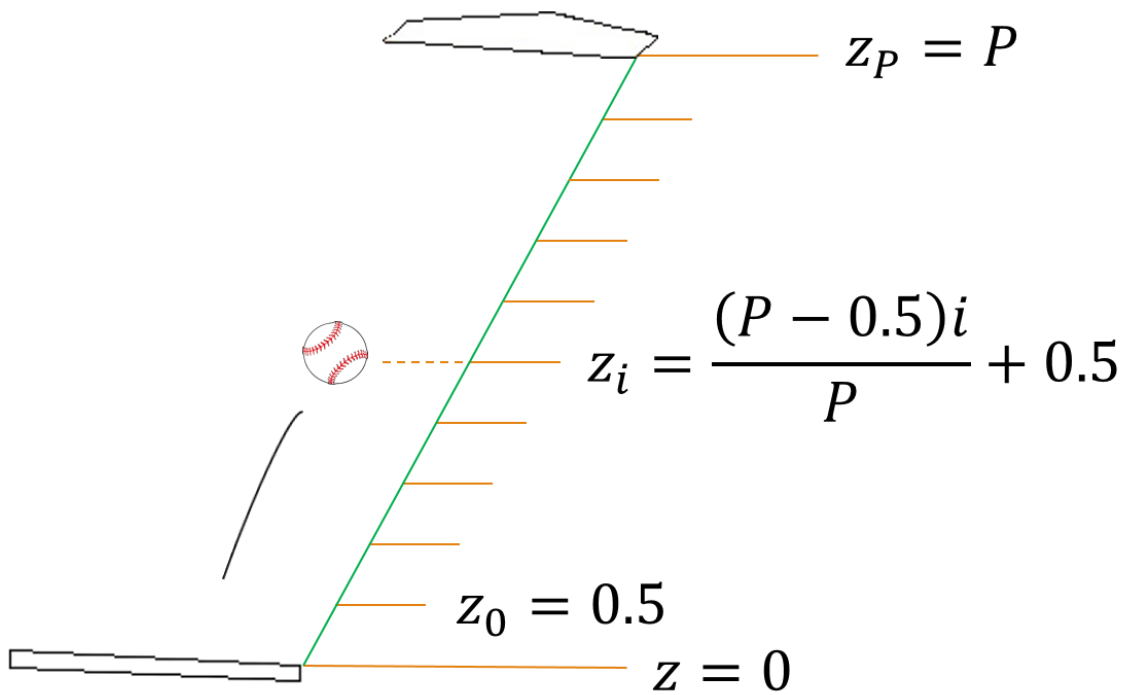


図 9 ボール座標 z_i の決定

3.4 SVM による判定

3.4.1 SVM(サポートベクトルマシン)

SVM(サポートベクトルマシン) [3]とは、教師あり学習を用いる識別手法の1つで、2クラスのパターン識別器を構成する手法である(図 10)。SVM は与えられた学習データの中で、2クラスの境界面近傍に位置するデータ点(これをサポートベクトルと呼ぶ)を基準とし、それぞれの距離が最大になるような位置に2クラスの識別境界面を決定する。未知のデータが与えられると、データ点が識別境界面のどちら側に属しているかにより未知データのクラスを分類する。ここでのクラスは本研究においてストライク、ボールの2種類を指す。識別境界面からそれぞれのクラスのサポートベクトルまでの距離をマージンと呼び、マージンが最大となる識別境界面を決定することで、未知データに対して高い識別精度を有している。しかし、学習データは必ずしも線形に分離可能とは限らない。分類面が非線形の場合への対処法としてカーネルトリックと呼ば

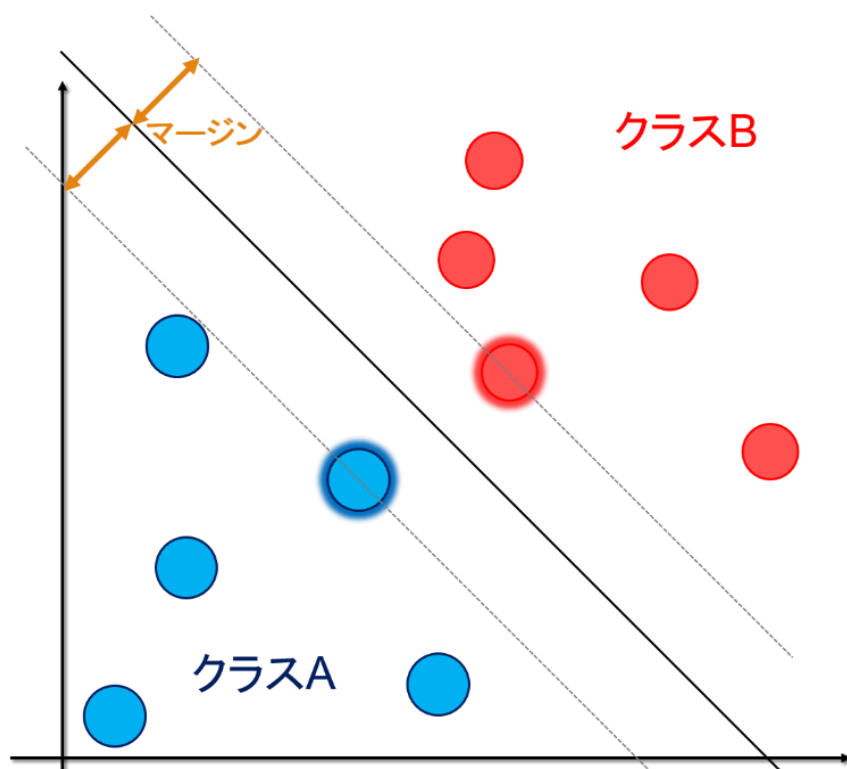


図 10 SVM のクラス分類

れる手法が存在する。

カーネルトリックは、分類面が非線形の場合に用いられる手法で、学習データから得られた特徴ベクトルを非線形変換し、その空間で線形の識別を行う(図 11)。代表的なカーネルとしては、線形カーネル、多項式カーネル、RBF カーネル、シグモイドカーネルなど多数あるが、本研究では RBF カーネルを用いて学習を行う。

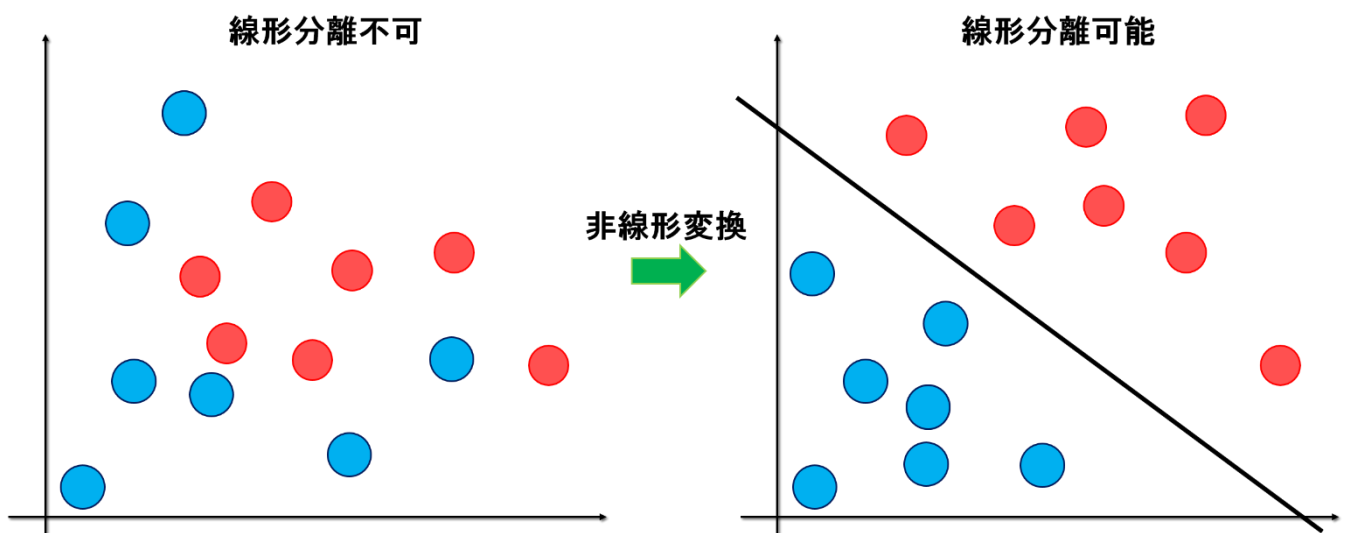


図 11 カーネルトリックによる非線形分離

3.4.2 SVM による判定手順

本研究での SVM による判定手順は以下のようになる.

- (1) 学習データ及び評価データのスケーリング
- (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

まず判定精度の向上のため, 学習前に(1)(2)の操作を行う. (1)のスケーリングはデータの取りうる値の範囲を調整し, すべてのデータを対等に比較することを可能とする. (2)のグリッドサーチは, RBF カーネルで調整可能な 2 種類のパラメータの最適な組み合わせを決定し, 判定精度の向上を図る. その後

3.1~3.3 節の手順で作成したボール軌道上の 10 点の x , y 座標を特徴量とした学習データにより SVM の学習を行う. 最後に学習した SVM によって評価データがストライク, ボールのどちらに属するか判定を行う. SVM の実装には `libsvm`[4]を用いた.

4. 実験

4.1 実験の設定

実験には異なる位置で撮影された 2 種類の野球映像を用いる．映像 A にはカメラ A によって撮影された投手 A の投球 100 球，映像 B にはカメラ A とは異なる位置のカメラ B によって撮影された投手 B の投球 100 球が記録されている．これらの映像中の投手 A 投手 B は，共に右投げである．映像はセンターバックスクリーン側から撮影した放送用映像である．本来ストライクゾーンの高さは打者によって多少異なるが，本実験では無視している．実験に使用する学習データ及び評価データは 3 節の手順により作成する．なお，ストライク・ボールの正解データは MLB.com[5]の Scoreboard 項目の情報をを用いた．

表 1 同一カメラ位置での実験結果

学習データ	A	B
評価データ	A	B
正答数	95/100 95%	97/100 97%

4.2 同一カメラ位置での実験

本節では，同一のカメラ位置で撮影された同じ映像から作成した学習データと評価データを用いて実験を行う．1 投手の全投球 100 球の中からランダムに選んだ 10 球を評価データ，残りの 90 球を学習データとし SVM によって学習及び判定を行う．この操作を 10 回繰り返し，評価データ合計 100 球の正答率を計算する．結果を表 1 に示す．

投手 A で不正答となった 5 球中 4 球，投手 B で不正答となった 3 球は共にストライクゾーンの上縁または下縁を通過するボールであった．これは，打者ごとのストライクゾーンの高さの違いを考慮しなかったために，ストライクゾーンの上下縁を通過するボールに対して不正答になったと考えられる．

表 2 異なるカメラ位置での実験結果

学習データ	B	A
評価データ	A	B
正答数	98/100 98%	98/100 98%

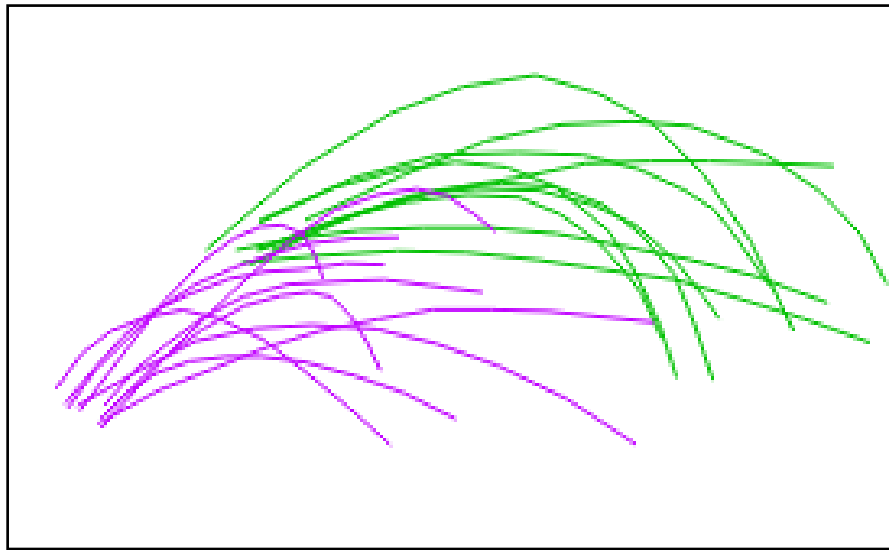
4.3 異なるカメラ位置での実験

本節では、学習データと評価データで異なる映像の場合(カメラ位置も異なる)の実験を行う。投手 A の投球 100 球を学習データとして用い、SVM による学習を行う。その後、投手 A の投球とは異なる位置で撮影された投手 B の投球 100 球を評価データとし、投手 A の投球を学習した SVM によって投手 B の投球の判定を行う。同様に投手 B の映像で学習した SVM を用いて投手 A の投球の判定を行う。結果を表 2 に示す。また、投手 A 投手 B の投球の中から 10 球選び、ボール座標の位置合わせを行う前と行った後の軌道を図 12 に示す。

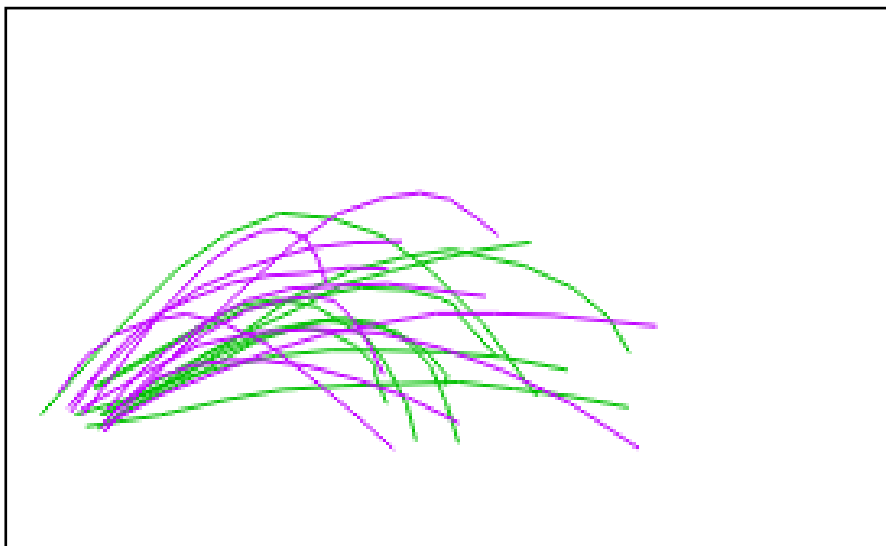
図 12 中紫色、緑色の軌道は、それぞれ投手 A、投手 B のボールの軌道である。ボール座標の位置合わせを行う前は、軌道の始点の位置が大きくズレているが、ボール座標の位置合わせを行うことでズレが修正されていることが分かる。

投手 A の評価データで不正答となった 2 球のうち、1 球はストライクゾーンの下縁、残り 1 球はストライクゾーン右縁を通過するボールであった。投手 B の評価データで不正解となった 2 球のうち、1 球はストライクゾーンの左下縁、1 球は左縁を通過するボールであった。両投手とも 4.2 節での実験結果と同様の理由で、ストライクゾーンの上縁下縁を通過するボールが不正答となっ

たと考えられる。また投手 B の 2 球は、落差の大きい変化球であり、この落差及び軌道のボールが投球 A の学習データでは見られなかったのが不正答となった要因と考えられる。



(a) 位置合わせ前の軌道



(b) 位置合わせ後の軌道

図 12 ボール座標の位置合わせによる軌道の変化
紫: 投手 A, 緑: 投手 B, 投手 B を投手 A へ位置合わせ

表 3 軌跡情報を使わないデータでの実験結果

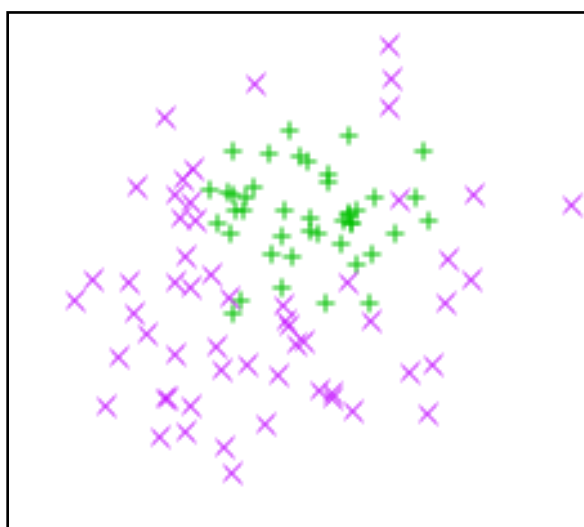
学習データ	A	B
評価データ	A	B
正答数	91/100 91%	92/100 92%

4.4 軌跡情報を使わないデータでの実験

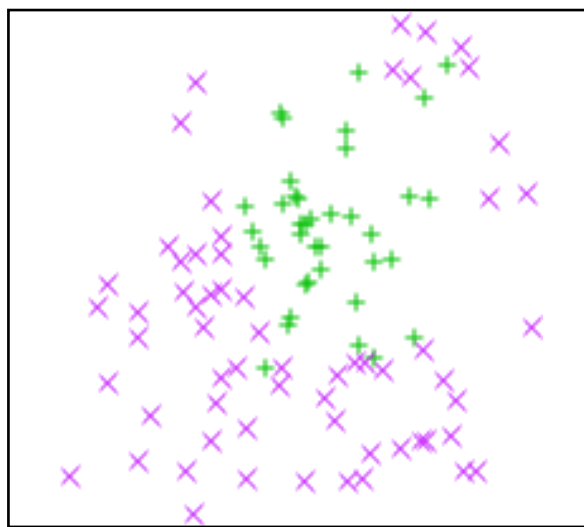
本節では、軌跡情報を用いず、キャッチャーがボールを捕球した時点での座標のみから作成したデータを用いて判定する実験を行う。なお、本実験における設定は 4.2 節と同様である。結果を表 3 に示す。また、キャッチャーが捕球した時点でのボールの座標の分布を図 13 に示す。

図 13 中左のグラフ、右のグラフがそれぞれ、投手 A、投手 B のボール座標の分布である。また、緑色の点がストライク、紫色の点がボールを表している。両投手ともに中央にストライクが分布し、その周りを囲むようにボールが分布している。ストライクとボールの境界付近にはストライクとボールが混合している部分が見受けられる。これは変化の大きい球や、打者ごとのストライクゾーンの高さの違いによって混合していると考えられる。

投手 A、投手 B とともに球種による判定結果の違いが大きく、不正答となった投球の大部分は変化球であった。変化の大きい球、ストライクからボールへ変化する球など、ストライクゾーン通過時とボール捕球時の位置の差が大きいボールが不正答であった。これは、特徴量にボールの軌道情報が含まれていないことが原因と考えられる。本実験と比較して、軌跡情報を含めたデータを用いた 4.3 節の実験結果ではより多くの正答を得たことから、軌跡情報を含めることの有用性が確認された。



(a) 投手 A



(b) 投手 B

図 13 軌道情報を使わないデータのボール座標

緑:ストライク, 紫:ボール

表 4 二次元のアフィン変換による実験結果

学習データ	B	A
評価データ	A	B
正答数	97/100 97%	97/100 97%

4.5 二次元のアフィン変換による位置合わせの実験

本節では，ボール座標の位置合わせを二次元のアフィン変換によって行い，それによって作成したデータを用いて判定する実験を行う．ボール座標の位置合わせの際の基準点は 3.3 節に挙げている 4 点からピッチャープレート的前方左端を除いた 3 点を用いた．なお，本実験における設定は 4.3 節と同様である．結果を表 4 に示す．

両投手とも 4.3 節(4 点を用いたボール座標の位置合わせ)の結果と比べて，不正答が 1 つ増えている．投手 A，投手 B の評価データで増えた不正答のボールは，投手 A はストライクゾーン左縁を通過するボール，投手 B はストライクゾーン右縁を通過するボールであった．これらのボールは 4.3 節の結果では正しく判定が行われていたため，4 点を用いたボール座標の位置合わせを行うことで，判定の精度が向上することが確認された．今回の実験では，3 点を用いた場合と 4 点を用いた場合で実験結果の差は僅かであったが，カメラ位置のズレが大きくなるにつれて，4 点を用いた場合の手法がより多くの正答を得られると考えられる．

5. おわりに

本研究では、SVM を用いた機械学習により安価な機材によって野球におけるストライク・ボールの判定自動化を目指した。カメラ位置が異なっても位置合わせを行うことで、98%の精度で正しい判定を行えることが確認された。しかし、ストライクゾーンの上下縁付近を通過するボールに対しては判定がうまくいかない場合があった。原因としては、ストライクゾーンの高さは打者ごとに多少変化するが、本研究では変化を考慮しなかったことが考えられる。打者ごとのストライクゾーンの変化を考慮することによって精度の向上が見込める。また、投手の利き腕を右投手に限定し実験を行った。これに対しては左投手の投球を学習した SVM を作成することで解決することができると考える。これらの実現が今後の課題である。

謝辞

本研究を進めるにあたり、お忙しい中適切なご指導を頂いた指導教員の椋木雅之教授に感謝致します。椋木雅之教授は、本論文の細部に渡る助言、また研究に対してのアドバイスなど多くのご指導を頂きました。そして、日常の議論を通じて多くの知識や意見を頂いた椋木研究室の皆様、並びに 4 年間苦楽を共にしました情報システム工学科 4 年の皆様に心よりお礼申し上げます。また、これまで暖かく見守って下さった家族に、深く感謝申し上げます。

参考文献

- [1] Sportvision, “pitchf/x”,
<http://www.sportvision.com/baseball/pitchfx%C2%AE> (2018 年 1 月 31 日アクセス).
- [2] 斉藤 英雄, 井口 博史, “野球におけるストライク・ボールの自動判定システム”, 電子情報通信学会大会講演論文集, p.158, 2007.
- [3] 栗田 多喜夫, “サポートベクターマシン入門”, <http://www.neurosci.aist.go.jp/~kurita/lecture/svm.pdf> (2018 年 1 月 31 日アクセス).
- [4] Chih-Chung Chang, Chih-Jen Lin, “LIBSVM -- A Library for Support Vector Machines”, <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/> (2018 年 1 月 31 日アクセス).
- [5] MLB.com, “Scoreboard”, <https://www.mlb.com/scores> (2018 年 2 月 3 日アクセス).