

高速度カメラを利用したボールの回転推定

鎌田 泰毅^{†1} 竹内 義則^{†2} 松本 哲也^{†1}
工藤 博章^{†1} 大西 昇^{†1}

卓球競技では、ボールの回転はボールの軌道やボールのインパクト後の反射角に大きな影響を与えるため、非常に重要な要素である。そこで我々は、卓球ボールの回転軸・回転数を自動で定量的に評価することを目的とし、高速度カメラ画像を入力とした回転推定システムを考案する。提案したシステムは、ボールの検出モジュールと回転推定モジュールの2つに大きく分けられる。ボールの検出モジュールでは、ソーベルフィルタを利用して得られたエッジ点に対して、円に対する Hough 変換を利用することで、ボールの候補となり得るエッジ点を探索する。その後、探索された円内の輝度値や中心点座標の軌跡情報を利用して、ボール候補の絞り込み検出を行う。回転推定モジュールは、ICP アルゴリズムを利用して隣接フレーム間の対応点を探索し、変換座標を特異値分解を利用して導出する。3DCG アニメーションに対して実験を行い、本システムの精度を測定した。回転軸の精度は平均誤差が約 3°であり、選手に提示するのに十分な精度であった。回転数の精度は平均誤差が約 6%であり、目視で計測したときの誤差 3%には及ばなかった。練習を対象とした実測実験では、回転数の精度は誤差約 6%であった。

Estimating the Rotation of a Ball Using High Speed Camera

HIROKI KAMADA,^{†1} YOSHINORI TAKEUCHI,^{†2}
TETSUYA MATSUMOTO,^{†1} HIROAKI KUDO^{†1}
and NOBURU OHNISHI^{†1}

In table tennis, ball rotation is very important factor, since it effects ball trajectory and angle of reflection at impact. We propose a system which automatically estimates the ball rotation axis and rotation speed using high-speed camera. This system is composed of two modules ball detector and estimator of the ball rotation. The former explores the ball by applying sobel fillters and Hough transform for many edge points which make circular edge of the ball. Then, we use ball luminance information and center coordinates of detected circle to determine ball position. The latter determines corresponding point using Iterative Closest Point(ICP) algorithm and estimates rotation transform

by singular value decomposition technique. We measured the performance of this system by using 3DCG animation. The mean error of the rotation axis is 3 degrees. The mean error of the rotation speed is 6%.

1. はじめに

卓球競技において、ボールの回転はボールの軌道やインパクト後の反射角に大きな影響を与えるため、非常に重要な要素である¹⁾。しかしながら、卓球のトップ選手では、ボールの回転数は1秒間に200回転(200[rps])とも言われており²⁾、人間の目で観測することは不可能である。したがって、選手やコーチは打感やボールの軌道、経験、勘などに基づいて、打ったボールの良し悪しを判断するしかない。

そこで我々は、高速度カメラで撮影した画像を入力とし、卓球のボールの回転軸・回転数を自動で推定し、アニメーションとして出力するシステムを提案する。我々のシステムを利用することで、これまで感覚に頼っていた評価を定量的に評価することができ、回転軸や回転数に対して具体的な数値目標を立て練習することができる。また、アニメーションとして出力し選手にフィードバックすることで、選手は自分が打ちたいボールのイメージと実際に打ったボールの回転の様子を比較しながら練習できる。更に、選手のフォームを解析するシステムと組み合わせることで、フォームとボールの回転運動の関係を明らかにし、より効率的な練習をすることも可能となる。

卓球競技に限らず、ボールの軌跡や速度、回転軸、回転数などを定量的に評価することは、選手の技能向上にとって重要であり、これまでもそれを行う研究が多くなされている。

Hubertら³⁾は、高速度カメラによって撮影した画像を利用して、飛んでいる野球ボールの動作解析を行っている。背景差分法によりボールを抽出しているが、初期フレームについては手動でボールの位置を指示する必要がある。ボールにマークを付加し、撮影されたマークを球体モデルにマッピングした後、球体モデル上でボールのテクスチャパターンのマッチングを行うことで、回転の様子を推定している。小關ら⁴⁾も同様に、高速度カメラ画像を利用して、野球の投球シーン画像からボールの回転を検出している。ボールの抽出には

^{†1} 名古屋大学 大学院情報科学研究科

Graduated School of Information Science Nagoya University

^{†2} 名古屋大学 情報連携統括本部

Information and Communications Headquarters Nagoya University

背景差分と一般化 Hough 変換を利用している．特徴点の検出については，ボールに付加したマークに対して，手で特徴点を指定する方法と，Lucas-Kanade アルゴリズム（以下，LK 法⁵⁾）を使用する 2 つを提案しているが，LK 法は特徴の似ている点を誤対応してしまい，手で指定する方が精度がよいとしている．また，特徴点座標の追跡データとボールの半径から直接法により，ボールの回転を検出している．

しかし，これらの手法では，初期フレームでボールの位置を手動で指定したり，特徴点を各フレームで指定したりする必要がある．卓球ボールは小さく，撮影されたボール上の特徴点を手で指定することは，ユーザにとって負担となり，また，時間を要する作業となる．そこで，本研究ではユーザがボール位置や，特徴点を指定することなしに自動でボールの回転推定を行うシステムを提案する．我々の手法を利用することで，ユーザの手間と撮影から選手へのフォードバックまでの時間を削減することができる．

本手法の概要図を図 1 に示す．システムは，まず，入力画像から Hough 変換を利用し，ボールの候補となる円を探索する．次に，1 フレームに複数あるボールの候補から，ボールの特徴を利用してボール候補を 1 つに絞り込む．ボールの候補を絞り込んだ後，ボールに付加したマークの特徴点に対して ICP アルゴリズムを利用することで隣接フレーム間の対応点を定める．続いて，特異値分解によって対応点間の変換を解く．最後に，得られた変換からボールの回転軸・回転数を求め出力する．

2. ボールの検出

2.1 ボール候補の探索

本システムの撮影対象は卓球ボールであり，半径は 20[mm] である．また，固定した高速カメラで撮影した画像がシステムの入力画像となるため，撮影範囲が固定される．例えば，ファーストサービスのインパクト後からファーストバウンドまでを撮影する．したがって，映し出されるボールの半径サイズにある程度検討が付くことから，円に対する Hough 変換^{6),7)} を利用することで画像中の円を検出する．

ボール候補の探索は，全フレーム独立に処理する．まず，ソーベルフィルタ^{6),8)} を用いてエッジ点を抽出する．抽出したエッジ点に対して，円に対する Hough 変換を適用し，閾値以上の投票数を獲得した円 $C_{ki} = (c_x, c_y, r)$ を，そのフレームでのボール候補とする．ここで， k はフレーム番号， i は k フレームでの円の番号， (c_x, c_y) は円の中心座標， r は円の半径である．しかしながら，Hough 変換はノイズに弱いので，図 2 のように，卓球台のラインや，選手の服の模様，ボールに付加したマークを円として誤検出してしまふ．そこで，

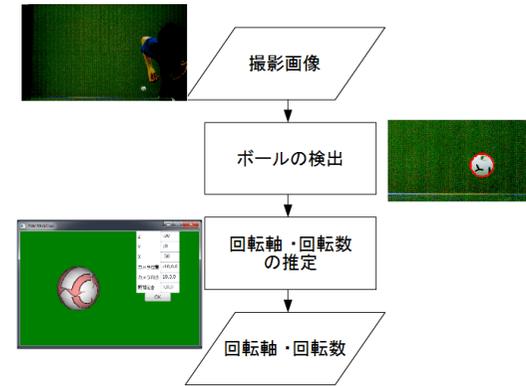
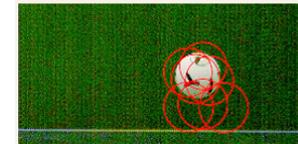


図 1 システムの概要図
Fig. 1 Overview of the system



赤い丸で示してあるのが，Hough 変換で検出したボール候補

図 2 ボール候補の検出
Fig. 2 Result of ball candidate detection

更に検出された円内の輝度値を調べ，閾値以下ならばボール候補から削除する．

2.2 ボールの検出

本推定手法は，実際の競技練習場面で使用されるため，背景をコントロールできない場合，ボールに似た背景物が撮影され，ボールとして検出される可能性がある．また，選手の体も同時に撮影され，服の模様がボールとして検出される可能性もある．したがって，2.1 節で検出した複数のボール候補から，フレーム間のボールの移動は僅かであり，かつ，直線的であるという仮定に基づいて，以下に示すようにボール候補を絞り込む．

- (1) 5 フレーム毎に区切り，各 5 フレームの先頭フレームに存在する各円 $C_{l,0}, C_{l,1}, \dots, C_{l,M_l}$ を親とする局所リスト L_0, L_1, \dots, L_{M_l} を生成する．ここで， l はフレーム番号であ

り, $l = 5n + 1$ ($n = 0, 1, 2, \dots$), M_l は l フレームで検出された円の総数である. ここで $l = 1$ とは, 1 フレームから走査していったときに最初に円の候補が見つかったフレームのことである.

- (2) k フレーム ($l + 1 \leq k \leq l + 4$) 中の円 $C_{k,0}, C_{k,1}, \dots, C_{k,M_k}$ それぞれに対して以下の操作を行う.
 - (a) $k - 1$ フレームまでで生成された各局所リスト $L_{m'}$ の最後尾の円の中心座標と $C_{k,m}$ の中心座標とのユークリッド距離 D を求める. ここで, $M \leq m' \leq M'$ であり, M' は $k - 1$ フレームまでの処理で存在する局所リストの総数である.
 - (b) 最小の D をとる局所リスト $L_{m'}$ を探し,
 D が閾値未満: $L_{m'}$ の最後尾に $C_{k,m}$ を追加する.
 D が閾値以上: 円 $C_{k,m}$ を親とする新たな局所リスト $L_{M'}$ ($M' = M' + 1$) を生成する.
 - (c) (a)~(b) を 5 フレーム分繰り返すか, 最後のフレームまで処理した場合, 3.以降に進む.
- (3) 長さが 3 未満の局所リストをすべて破棄し, 長さが 3 以上の局所リストすべてについて以下の操作を行う.
 - (a) 連続する 3 つの要素について, 真ん中の要素に含まれる円の中心座標を原点とする.
 - (b) 原点から両隣の要素に含まれる円の中心座標へのベクトルをそれぞれ a, b とする.
 - (c) 内積 $a \cdot b$ を計算し, 結果によって以下の場合に分ける.
 $a \cdot b \geq 0$: ボールの軌跡ではない (直線的な軌跡ではない) と判断し, その局所リストを破棄する.
 $a \cdot b < 0$: (a) に戻り, 同じ局所リスト内の異なる連続する 3 つの要素について同様の処理を行う.
- (4) $l = 1$ のとき, 残った局所リストそれぞれを全体リスト $AL_{m''}$ に置き換える. ここで, $0 \leq m'' \leq M''$ であり, M'' は $l = 1$ で残った局所リストの総数である.
- (5) 残った局所リストそれぞれに対して以下の操作を行う.
 - (a) 先頭の要素に含まれる円の中心座標と, 各全体リスト $AL_{m''}$ の最後尾の要素に含まれる円の中心座標とのユークリッド距離 D' を求める.
 - (b) 最小の D' をとる全体リスト $AL_{m''}$ を探し,

D' が閾値未満: $AL_{m''}$ の最後尾に, その局所リストを追加する.

D' が閾値以上: その局所リストを親として新たな全体リスト $AL_{M''}$ ($M'' = M'' + 1$) を生成する.

- (6) 一番長い全体リストをボールの軌跡とする.

3. ボールの回転推定

ボールにはマークは付加しており, マークから得られる特徴点に対して Iterative Closest Point (ICP) アルゴリズム⁹⁾ を適用することで対応点を定め, 対応点間の座標変換を求めることでボールの回転の様子を推定する. 対応点の探索には, SIFT 特徴量を利用した手法やテンプレートマッチングなどが挙げられるが, 密な対応点が得られない. 本システムが対象とするのは, 半径 20[mm] という小さな卓球ボールであり, 1 画素のずれが精度に大きな影響を与えるため, 精密な対応点の取得が求められる. ICP アルゴリズムは対応が取れていない 2 つの点集合 X, Y のマッチングを取る手法であり, かつ, 精密な位置合わせが期待できる手法である.

ICP アルゴリズムは以下の操作を繰り返す.

- (1) X の各点 x_i に最も近い Y の点 y_i を求め, 仮の対応を与える.

- (2) 目的関数 $\|Y - (RX + t)\|$ の最小化

ここで, R は回転行列, t は並進ベクトルである. 本手法では, 検出された円すべてに対して原点を, 円の中心と定めるため, 並進ベクトルは考慮する必要がない. したがって, 本手法の目的関数は $\|Y - RX\|$ となり, R の推定問題と考えることができる. 本手法では R を推定するために特異値分解 (Singular Value Decomposition, SVD)¹⁰⁾⁻¹³⁾ を利用する.

これらを利用した本推定手法のボールの回転軸・回転数の推定の流れを以下に示す. また, フローチャートを図 3 に示す.

- (1) $k, k + 1$ フレーム中のボールに付加したマーカのエッジ点集合をそれぞれ A, B とする.
- (2) A の各点に対して, B の中で最も距離が最小となる対応点を求める.
- (3) A と B の対応点間の距離の和 D を求める.
- (4) D が収束した場合, (7) の処理へ移る.
- (5) AB^T の SVD から回転行列 R を求める.
- (6) 求めた回転行列 R から, $A = RA$ として A の値を更新し, (2) の処理に戻る.
- (7) 求めた回転行列 R から, $k, k + 1$ フレーム間の回転軸 u の成分と, 回転角 α を以下

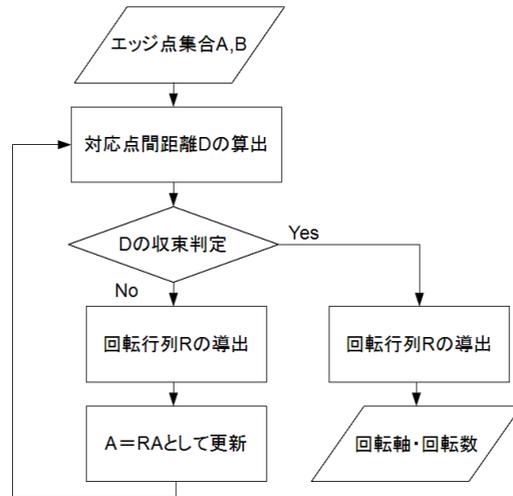


図3 回転軸・回転数推定の流れ
Fig.3 Flow chart of the estimation of the ball rotation

のように求め、得られた回転角から回転数を求める。

$$\mathbf{u} = (r_{32} - r_{23}, r_{13} - r_{31}, r_{21} - r_{12})$$

$$\alpha = \cos^{-1}((\text{tr}(R) - 1)/2)$$

(8) (1)~(7)を各フレームについて繰り返す。

以上の処理により、隣接するフレーム間の情報から、回転軸成分・回転数が N-1 個得られる。本推定手法は得られたすべての回転軸ベクトルの大きさを回転数に拡大し、各成分の中央値を最終的な出力とする。ボールの境界付近では、次のフレームで現れるマーカエッジ点と消えるマーカエッジ点があり、マーカの変形が大きい。これらの問題を解決するために、本推定手法では、k フレーム (対応元のフレーム) のエッジ点をボールの中心から半径 60% の範囲で取得し、k+1 フレーム (対応先のフレーム) のエッジ点をボールの中心から半径 80% の範囲で取得している。

4. CG アニメーションを利用した精度の測定

提案手法の精度を確認するために、CG で再現したボールのアニメーションに対して実験を行った。実験は、回転軸が異なる 7 つの試技について推定した。以下に詳細を示す。

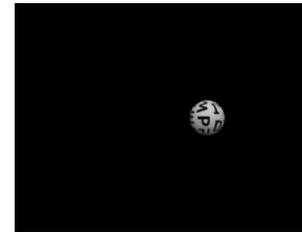


図4 CG アニメーションの画像例
Fig.4 Image of CG animation

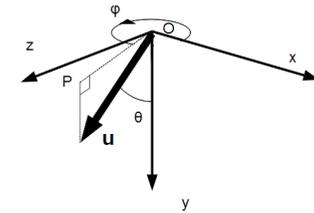


図5 θ と ϕ
Fig.5 θ and ϕ

4.1 方法

アニメーションの作成には 3 次元 CG アニメーション作成ツール Blender¹⁴⁾ を利用した。作成したアニメーションは 7 つあり、どれも回転軸は異なるが、回転数は全て 50[rps] とした。つまり、2000fps で撮影したと仮定し、全 40 フレームで 1 回転するアニメーションを作成した。実測実験を想定して、ボール半径が 20mm 前後となるように画像を生成した。画像サイズは 400×300[pixels] である。作成したアニメーションの画像例を図 4 に示す。図 4 に示すように、CG のボールにもマークが付加してある。

4.2 結果

作成した 7 つのアニメーションの回転軸の情報を表 1 に示す。回転軸の θ と ϕ は図 5 に示す回転軸の傾きを表す角度である。 θ は y 軸と回転軸の成す角度である。 $x-z$ 平面と回転軸の先から $x-z$ 平面に垂線を下ろした交点 P とすると、 ϕ は線分 OP と x 軸の成す角であり、反時計回りが正である。回転数は全てのアニメーションにおいて 50[rps] である。

推定結果の誤差を表 2 に示す。角度 ϕ, θ の平均誤差はそれぞれ平均 2.5°, 3.9° である。回転数の平均誤差は 3.2[rps] であり、真値より約 6.2% 少ない結果となった。卓球選手はサーブを打つ際に、縦回転、横回転、斜め回転の他に、横寄りの斜め回転、縦寄りの斜め回転という 5 種を意識して打つため、回転軸の傾きについて、約 3° の違いを選手が打ち分けるとは考えにくく、回転軸の推定精度は十分であると考えられる。回転数に関しては、人間の目でボールが 1 周するフレーム数を数える方法の誤差が前後最大 1 フレームと考えると、60[rps] で回転するボールの場合、1 フレームの誤差は 3% に相当するため、目視より約 3% 悪いことになる。

4.3 考察

提案手法による推定結果の誤差について原因を考察する。考察を進めるにあたって、表 1

表 1 アニメーションのボールの回転軸
Table 1 Rotation axis of the ball of CG

アニメーション	回転軸成分			回転軸の傾き	
	x	y	z	[°]	[°]
A	-1.000	0.000	0.000	180.000	90.000
B	0.000	1.000	0.000	90.000	0.000
C	0.000	0.000	-1.000	90.000	90.000
D	-0.707	0.707	0.000	180.000	45.000
E	0.000	0.707	0.707	90.000	45.000
F	0.707	0.000	-0.707	45.000	90.000
G	0.577	-0.577	-0.577	45.000	135.000

表 2 真値と推定値の誤差
Table 2 The error between ground truth and estimated value

アニメーション	回転軸成分の誤差			回転軸の傾きの誤差		回転数 [rps]
	x	y	z	[°]	[°]	
A	0.000	0.000	0.018	-1.054	0.013	-4.158
B	-0.001	0.000	0.008	4.883	0.451	-3.713
C	-0.039	-0.012	0.001	2.255	0.667	1.743
D	-0.001	-0.001	-0.012	-1.002	0.076	-5.742
E	-0.039	0.027	-1.385	3.270	-2.248	-3.724
F	-0.015	0.026	-0.014	1.170	-1.517	-0.933
G	0.083	0.188	-0.066	-0.713	-22.115	-1.804
平均	0.025	0.036	0.215	2.500	3.870	3.117

のアニメーション B を例に取り、以下の 3 つの手法 (a) ~ (c) を比較する。

- (a). 真値の回転行列 R_t で k フレームの点集合 A を回転させ、 $k + 1$ フレームの点集合 B と対応を取る。
 - (b). 真値の回転行列 R_t を ICP アルゴリズムの初期値として与え、ICP アルゴリズムで対応点を求める。
 - (c). 単位行列を ICP アルゴリズムの初期値として与え、ICP アルゴリズムで対応点を求める。
- (c) の手法が提案手法である。表 3 にそれぞれの手法の結果を示す。

まず注目すべきことは、手法 (a) が真値 R_t で A を変換しているにもかかわらず、真値の結果と等しくならないことである。この理由として挙げられるのが量子化誤差である。手法 (a) で処理したときの、1 フレーム目のエッジ点集合 A と変換後の点集合 $R_t A$ 、対応

表 3 各手法の比較
Table 3 The comparison of each method

手法	回転軸の成分			回転角 [°]		回転数 [rps]
	x	y	z	ϕ	θ	
(a)	-0.001	1.000	-0.012	93.466	0.672	49.600
(b)	-0.001	1.000	0.003	111.472	0.209	48.211
(c)	-0.001	1.000	0.008	94.883	0.451	46.287
真値	0.000	1.000	0.000	90.000	0.000	50.000

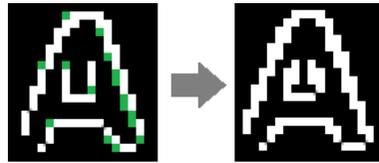
表 4 手法 (a) による 1 フレーム目の対応点座標の一部

Table 4 A part of coordinates of corresponding point in first frame obtained by method(a)
エッジ点 A に対して、空欄となっている行は、距離 $|B - R_t A|$ が閾値以上となり、対応が取れなかった点を表す。

エッジ点 (A)			回転後 ($R_t A$)			対応するエッジ点 (B)			距離 ($ B - R_t A $)
x	y	z	x	y	z	x	y	z	
-13	-9	17.482	-10.105	-9	19.3				
-12	-11	17.047	-9.185	-11	18.715				
-12	-10	17.653	-9.091	-10	19.312				
-12	-8	18.644	-8.936	-8	20.292				
-12	-7	19.042	-8.873	-7	20.685	-9	-7	20.358	0.351
-12	-2	20.189	-8.694	-2	21.818	-9	-2	21.435	0.491
-12	-1	20.264	-8.682	-1	21.891	-9	-1	21.505	0.501
-12	0	20.288	-8.678	0	21.916	-9	0	21.528	0.504
-12	1	20.264	-8.682	1	21.891	-8	1	21.896	0.682
-11	-11	17.709	-8.094	-11	19.212				
-11	-8	19.251	-7.853	-8	20.735	-8	-8	20.407	0.36

先の点集合 B の各座標を表 4 に示す。表 4 から分かるように、対応先である B の各点の座標は量子化された値であり、変換後の点集合 $R_t A$ の各点の座標との間に誤差 (表 4 中の距離) が生じていることがわかる。

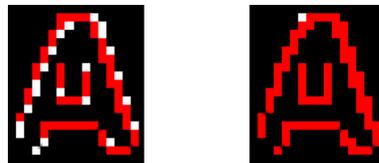
図 6 は回転数推定の精度が低下した第 13 フレームと第 14 フレームのエッジ点の様子を示している。ボール上に観測される「A」というアルファベットのエッジ点の変化を見ると、消失点 (緑) が 16 個、出現点が 24 個存在する。ここで、手法 (a) と (c) の対応点の取り方を比較する (図 7)。赤く示されたエッジ点は、次のフレームと対応が取れた点であり、白く表示された点是对応点がない点である。手法 (a) の場合 (左図) は白い点、つまり対応点が取れた点が少ないことがわかる。一方、手法 (c) では次のフレームで消失する 1 点を除いて、全て対応が取れている。しかし、図 6 のようなエッジ点の変形が大きい場合、全ての



左図 (第 13 フレーム) 中の緑の点が, 右図 (第 14 フレーム) で消失する点.

図 6 第 13 フレームと第 14 フレームのエッジ点の違い

Fig. 6 Difference of edge points between 13th frame and 14th frame



次のエッジ点と対応が取れた点が赤で示してある. 左図は手法 (a) の場合, 右図は (c) の場合.

図 7 手法 (a) と (c) の取得した対応点の違い

Fig. 7 Difference of corresponding point between method (a) and (c)

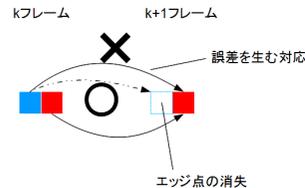


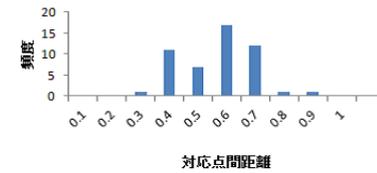
図 8 多対一の対応点による誤差

Fig. 8 Error due to many-to-one correspondence

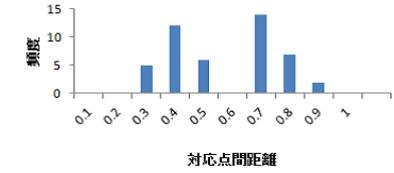
次のフレームでエッジ点が消えたため (青点の対応先), 青点も赤点に対応が取れてしまい誤差が生まれる.

点で対応が取れることは不自然である. つまり, ICP アルゴリズムで対応点間距離を縮めていく仮定で, 多対一の対応点が出来上がり, それが誤差を生んでいると考えられる (図 8 参照).

しかし, 多対一対応が多いと精度が低下するとは限らない. 第 9 フレームにおいて多対



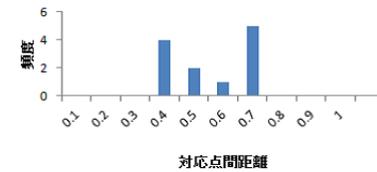
[1] 手法 (a)



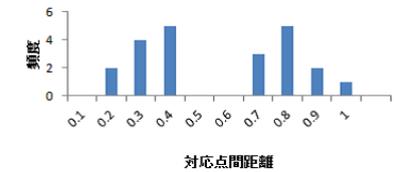
[2] 手法 (c)

図 9 第 9 フレームの多対一の対応点間距離

Fig. 9 Distance between corresponding points of many-to-one in 9th frame



[1] 手法 (a)



[2] 手法 (c)

図 10 第 13 フレームの多対一の対応点間距離

Fig. 10 Distance between corresponding points of many-to-one in 13th frame

一対一の点数は, 手法 (a) の方が (c) より多いが, 回転数の精度は手法 (a) の方がよい. そこで, 多対一対応の個数ではなく, 対応点の距離に注目する. 第 9 フレーム, 第 13 フレームどちらに対しても, 手法 (a) の場合は, 2 つの点が同じ 1 点に対応が取れたとき, それらの対応点間距離が同程度, つまり対応点間距離が 0.5 に近い傾向にあることがわかる (図 9[1], 10[1]). しかし (c) では, 0.5 付近に少なく, 大きい方が小さい方のどちらかの点に偏っている傾向にある (図 9[2], 10[2]). 図 11 のように, 連続する 2 つのエッジ点を回転させたとき, 2 つの点の中心点が 1 つのエッジ点の中心と重なるとき, 多対一の対応が成立しても, 中心点の誤差は生じない. 一方, 図 12 のように中心点がずれてしまう場合, そこに誤差が生じる. 本手法では, 対応点間距離が 1 以下なら対応点とみなしているため, 今後は, 多対一対応となった場合の対策が必要である. 例えば, 各対応点間距離が 0.5 に近い場合対応点とし, そうでない場合は棄却するという条件を加える改善策が考えられる.

手法 (b) と (c) の違いは ICP アルゴリズムの初期値だけであるが, 精度に違いが生じている. つまり, ICP アルゴリズムに与える初期値が精度に影響を与えているということ

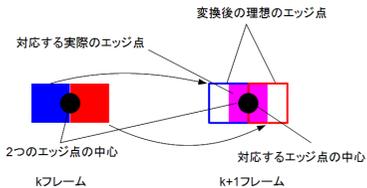


図 11 中心点のズレが生じない多対一の対応

Fig. 11 Many-to-one correspondence which does not cause displacement of the center point

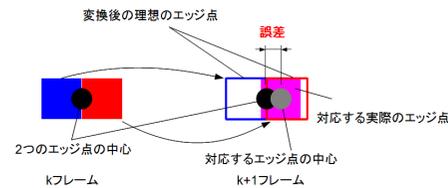


図 12 中心点のズレが生じる多対一の対応

Fig. 12 Many-to-one correspondence which cause displacement of the center point

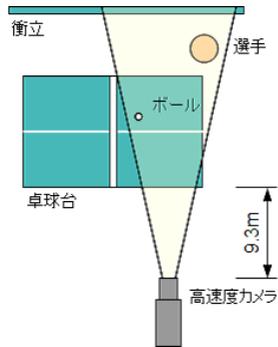


図 13 撮影環境

Fig. 13 Shooting environment

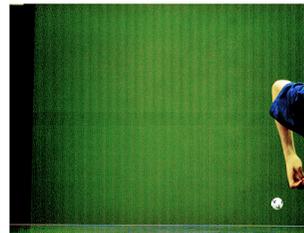


図 14 撮影画像例

Fig. 14 Example of real image

ある．これは ICP アルゴリズムがどの極小値に到達するかは初期値に依存するためである．複数の初期値を与え，最も距離が短い結果を解とする改善策が考えられる．

5. 卓球のサーブ画像に対する実測実験

5.1 方法

実際に，卓球選手のサーブボールを高速度カメラで撮影し，回転の推定を行った．使用した高速度カメラは，Vision Research 社の Phantom V310 である．フレームレートは 2000[fps]，画像サイズは 1280×800[pixels] である．サーブの際に踏み込む足の振動がカメラに影響を与えないよう十分な距離を取り（卓球台の横 9.3[m]），撮影を行った（図 13 参照）．撮影場所の照度を照度計（KONICA MINOLTA CL-200）で測定したところ，2,255[lx] であった．

実験は，9 人の選手を対象に 2 種類のサービスを打ち分けてもらった．各種 1 球ずつ，計 18 球の試技を撮影し，本提案手法で回転軸・回転数を推定した．フレーム数は約 20 から 150 フレーム程度であり，0.04 から 0.075 秒に相当する．ボールには，マジックインキでマークを施してある．撮影画像の例を図 14 に示す．

5.2 結果

推定結果を表 5 に示す．実測実験では回転軸の真値が分からないため，誤差は回転数についてのみ表記する．今回，回転数の真値は類似画像検索ソフト Pico¹⁵⁾ を用いて，全フレームから最も似た画像対を検索し，その間のフレーム数から導出した．ただし，取得したフレーム数が短く，全フレームを通してボールが 1 周回りきらない試技については，真値の測定をしていない．最大誤差は 13.772%，最小誤差は 0.228%，平均誤差は 5.60% となった．

本システムで推定した結果を実際に選手やコーチに見てもらった．本システムを利用することで，ボールの回転軸を改めて意識することができ，良かったという意見が選手から聞けた．特に，ボールの回転をアニメーションとして再現し，視覚的に捉えられることに好印象を持った選手が多かった．コーチの立場では，いままで勘で指導していたところに，本システムを利用することで数値的な裏付けが可能となり，指導の後押しとなるという意見を頂いた．また，ボールの回転と選手やラケットの動作の関係を示すシステムが開発できれば，更なる技能向上に役立つであろうという意見も頂いた．

6. まとめ

本研究では，卓球ボールの回転軸・回転数を自動で定量的に評価することを目的とし，高速度カメラ画像を入力とした回転推定システムを考案した．

提案したシステムは，ボールの検出モジュールと回転推定モジュールの 2 つに大きく分けられる．ボールの検出モジュールは，ソーベルフィルタを利用して得られたエッジ点に対して，円に対する Hough 変換を利用することで，ボールの候補となり得るエッジ点を探索した．その後，探索された円内の輝度値や中心点座標の軌跡情報を利用して，ボール候補の絞り込み検出を行った．回転推定モジュールは，ICP アルゴリズムを利用して隣接フレーム間の対応点を探索し，変換座標を特異値分解を利用して導出した．

3DCG アニメーションで既知のボール回転の画像を作成した．その画像に対して実験を行い，本システムの精度を測定した．回転軸の精度は平均誤差が約 3° であり，選手に提示するのに十分な精度であった．回転数の精度は平均誤差が約 6% であり，目視で計測したときの誤差 3% には及ばなかった．これらの誤差は，量子化誤差やエッジ点の出現・消失，

表 5 実測実験の推定結果

Table 5 Result of estimation of the ball rotation in real image

選手	試技	回転数 [rps] (推定値)	回転数 [rps] (真値)	誤差 (%)
a	A	47.107	47	0.228
	B	43.114	50	13.772
b	A	31.621	35	9.654
	B	40.353	38	6.192
c	A	54.375	54	0.694
	B	51.433	計測不可	
d	A	41.976	43	2.385
	B	54.034	52	3.912
e	A	52.717	56	5.863
	B	51.93	54	3.8333
f	A	43.908	47	6.579
	B	45.562	44	3.550
g	A	52.92	計測不可	
	B	53.833	56	3.870
h	A	48.06	54	11.000
	B	53.902	57	5.435
i	A	40.917	44	7.007
	B	6.545	計測不可	

参 考 文 献

- 1) 玉木徹, 牛山幸彦, 八坂剛史. スポーツ選手の技能向上のための動画像処理とその実用化. 信学技報 PRMU2005-116, pp. 13-18, Nov. 2005.
- 2) サイエンスチャンネル アスリート解体新書 (20) 卓球 ~ 0.2 秒の攻防 ~. <http://sc-smn.jst.go.jp/index.asp>.
- 3) Hubert Shum and Taku Komura. Tracking the translational and rotational movement of the ball. *Image Processing*, Vol.3, pp. 1084-1087, Sept. 2005.
- 4) 小關泰広, 狩野宗徳, 子安大士, 前川仁, 永見智行, 茶川剛史, 大室康平, 彼末一之. 野球のピッチングにおけるボールの画像解析. ジョイント・シンポジウム講演論文集, pp. 91-96, Nov. 2007.
- 5) B.D. Lucas and T.Kanade. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision. *Proc. of Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 674-679, Aug. 1981.
- 6) 安居院猛, 中嶋正之. 画像情報処理. 森北出版株式会社, 1991.
- 7) 森俊二, 坂倉柊子. 画像認識の基礎-特徴抽出, エッジ検出, テクスチャー解析-. オーム社, 1990.
- 8) 谷口慶治. 画像処理工学-基礎編-. 共立出版, 1996.
- 9) PaulJ. Besl and NeilD. McKay. A Method for Registration of 3-D Shapes. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.14, No.2, pp. 239-256, Feb. 1992.
- 10) 柳井晴夫, 竹内啓. 射影行列・一般逆行列・特異値分解. 東京大学出版, 1983.
- 11) WilliamH. Press, SaulA. Teukolsky, WilliamT. Vetterling, and BrianP. Flannery. NUMERICAL RECIPES in C[日本語版] C言語による数値計算のレシピ. 技術評論社, 1993.
- 12) 張賢達著, 和田清監訳, 楊子江, 金江春植訳. 信号処理のための線形代数. 森北出版株式会社, 2008.
- 13) 玉木徹. 姿勢推定と回転行列. 信学技報 SIP2009-48, SIS2009-23, pp. 59-64, Sept. 2009.
- 14) blender.jp. <http://blender.jp/>.
- 15) Xration. <http://xration.sakura.ne.jp/htmls/program.htm>.

ICP アルゴリズムの初期値に依存することがわかった。エッジ点の位置情報を利用した本手法では、特にエッジ点の変形が精度に大きな影響を与えていた。

実測実験では、ボールにピントが合っていない場合、ボールが暗く映っている場合などに精度が下がった。これは、エッジ点の抽出が難しく、鮮明なエッジ点が得られなかったことに起因した。実験の結果から、エッジ点の情報に大きく依存していることが分かった。したがって、エッジ点の変形したときにロバストに推定できるよう改善が必要である。変形や量子化誤差によってひき起こる、エッジ点の多対一対応の対策が挙げられる。また、本研究の最終的な目標は、卓球の技能向上にある。今後、本システムを用いて技能向上に繋がるのかといった検証が必要である。

謝辞 本研究にご協力頂いた、静岡大学教育学部教授 吉田和人先生、NPO 法人卓球交流会 山田耕司氏、国立スポーツ科学センター（現慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科 政策・メディア専攻 特任准教授）太田憲氏、玉木将氏、JOC エリートアカデミーの卓球選手に感謝の意を表する。