

モーションブラーを活用したバドミントンシャトル追跡手法

宍戸 英彦^{†a)} 北原 格^{††b)} 亀田 能成^{††c)} 大田 友一^{††d)}

A Visual Tracking Method of a Badminton Shuttlecock by Utilizing Motion Blur

Hidehiko SHISHIDO^{†a)}, Itaru KITAHARA^{††b)}, Yoshinari KAMEDA^{††c)},
and Yuichi OHTA^{††d)}

あらまし 撮影した映像中で観測されるモーションブラーを活用することにより、高速に移動する物体の位置推定精度の向上を実現する手法について述べる。物体の位置推定処理では、モーションブラーを観測誤差とみなすのが一般的であるが、その一方で、モーションブラーの観測形状は、物体の移動速度の情報を有していることが知られている。我々はこの特徴に注目し、映像情報から移動物体の位置と速度を両方同時に観測し、それらにカルマンフィルタを適用することにより、頑健な追跡手法について研究を行っている。手法の応用例として、2視点で撮影したバドミントン映像を用いて3次元空間中におけるシャトルの軌跡推定を実現する。

キーワード 物体追跡, モーションブラー, カルマンフィルタ, 統計的推定, バドミントンシャトル

1. ま え が き

映像情報を用いた移動物体の追跡処理は、コンピュータビジョンの研究における重要な研究テーマの一つである。近年は、戦術の理解や構築レベルの向上を目的としたスポーツ競技への応用が進みつつある [1]~[9]。スポーツシーンにおける物体追跡処理は、大規模空間で撮影した映像から、複数の選手やボールなどの高速で複雑な動きを伴う物体を同時に検出・追跡する、多くの課題を含有する。我々は、それらの課題のうち、大規模空間で撮影された比較的解像度の低い映像から、低速から高速まで大きな速度変化を伴いながら移動する観測物体を検出し、安定して追跡することを目的とした研究に取り組んでいる。

上述した状況が頻繁に発生する観察対象としてバドミントン競技におけるシャトルコック（以下、シャトル）を取り上げる。シャトルは、半球状のコルクに水鳥等の羽を接着剤で固定することで形成され、他の競技用ボールに比べ軽量である。そのため、位置計測用の機器を観測対象に取り付ける接触型の方法では、装着機材がシャトルの軌道を変えてしまうため、非接触観測が可能な映像処理の必要性が高い。バドミントンコートを含む撮影では、カメラからシャトルまでの距離が約 15m と遠いため、観測されるシャトルの解像度が低く、形状の特徴を用いた追跡処理は困難である。

移動物体を撮影した映像では、観測像はモーションブラー（動きによるブレ）を伴って観測される。追跡対象物体が、ビデオカメラのシャッター速度に対して低速で移動している場合、モーションブラーは比較的発生しないため、観測像からその位置を精度良く推定することが可能である。カメラのシャッター速度に比べ高速に移動する場合、その観測像は、移動方向にぼけた状態で観測されるため、推定された位置には、その方向の不確実性が含まれてしまう。この問題を解決するために、モーションブラーの領域形状を解析し、移動速度や方向を推定する手法が提案された [10]。

このように、速度が一定であることを条件とした追跡手法が提案されているが、バドミントンシャトルでは、低速から高速まで多様な速度が含まれる。したがって、本研究は、低解像度の観察対象に対応した物体追跡及び、空気抵抗を多く受けるシャトルの構造 [11] によ

[†] 筑波大学大学院システム情報工学研究科, つくば市
Graduate School of Systems and Information Engineering,
University of Tsukuba, 1-1-1 Tennodai Tsukuba-shi, 305-8573 Japan

^{††} 筑波大学システム情報系, つくば市
Faculty of Engineering, Information and Systems, University
of Tsukuba, 1-1-1 Tennodai Tsukuba-shi, 305-8573 Japan

a) E-mail: shishido@image.iit.tsukuba.ac.jp

b) E-mail: kitahara@iit.tsukuba.ac.jp

c) E-mail: kameda@iit.tsukuba.ac.jp

d) E-mail: ohta@iit.tsukuba.ac.jp

DOI: 10.14923/transinfj.2014JDP7075

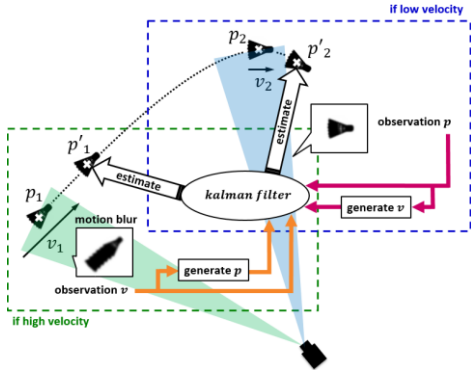


図1 モーションブラーを活用した大きな速度変化を伴いながら高速で移動する物体を安定して追跡する提案手法

Fig. 1 A visual tracking method of an object that has variously and drastically changes its moving velocity by utilizing the motion blur.

り、移動速度がラリー中で低速から高速まで大きく変化する観察形状に対応した物体追跡である。本論文では、図1に示すように、大きな速度変化を伴いながら移動する観測物体に対して、物体の位置と速度を同時に観測することにより、安定した追跡手法を実現する。

2. 関連研究

微生物やボールのような小さな被写体の高速な移動を対象とした物体追跡処理実現のアプローチとして、超高速カメラの利用が考えられる[12], [13]。しかし、安定した追跡処理のためには、近距離で撮影した比較的高解像度の映像が必要であること、背景領域のテクスチャは均一とするなど追跡を困難とする要因が少ない撮影条件を設定する必要があること、更に、一般的には入手困難な機材での撮影の必要があることなど、我々が撮影対象としている、汎用ビデオカメラを用いてバドミントン競技の様子を記録した映像への適用は困難である。

被写体の観測解像度が低い映像を用いた物体追跡処理は、人物や車を対象に活発な研究が行われている[14]~[23]。これらの研究では、対象とする映像は低解像度でありながら、観測対象を特定し、それらに特徴的な(例えば、人物であれば顔や腕、自動車であればミラーやタイヤ)見え方特徴を確率的に表現することにより追跡処理を実現している。観測可能な情報量がより少ない物体の追跡処理としては、スポーツ競技、特に球技を対象とした研究事例がある[3]~[9]。映

Background color	brown		gray	
shuttle speed	high	low	high	low
image (front camera)				
image (side camera)				

図2 カメラの撮影方向、室内環境の背景色、シャトルの速度差が及ぼすシャトルの映り方

Fig. 2 Examples of the appearance of a badminton shuttlecock with motion blur.

像中のボールは、観測サイズが小さく高速に移動する上に、色や形状の特徴も少ないが、運動が力学モデルにおおよそ従っていること、撮影方向に依存せず常に円形に観測されるといった物理モデル的な特性を利用することにより、追跡処理を実現している。

バドミントンのシャトルを対象とした追跡処理では、上述した問題に加え、図1に示すように、物体の運動中の速度差が大きく、また、図2に示すように、映像中での観測形状が多様に変化するといった問題が存在する。

画像処理における追跡手法の研究では、パーティクルフィルタやカルマンフィルタをベースに複数の特徴量を統合した手法[8], [24]~[30]や、運動モデルに基づくカルマンフィルタと確率モデルに基づくパーティクルフィルタを適宜併用する手法[31], [32]など、複数の運動モデルや確率モデルを併用することにより、物体追跡の精度の向上に成功した例が報告されている。いったん上空に舞い上がった後のシャトルの運動は、単純な物理モデルで表現可能である[33]が、打ち返された直後は、回転や空気抵抗などの影響を受け不規則な運動となる。本論文では、カルマンフィルタを用いた運動モデルベースの追跡処理と、パーティクルフィルタで実現される確率的な追跡処理を、シャトルの状態変化に応じて使い分けることにより、観測状態の変化に対応可能な追跡処理を実現する。

単一視点から撮影した映像のみを用いて2次元空間内での追跡処理を行う場合、物体間の隠れや、低解像度化など観測条件の悪化などによって物体が観測されない状況が発生した場合、追跡処理が困難となる。複数視点から撮影した画像を利用することにより、そのような問題を解決することが可能である[34], [35]。本研究においても、2視点から撮影した映像を用いることにより、観測解像度が極端に低く、観測形状が変化するシャトルを安定して追跡する手法を実現する。

高速移動物体を撮影した映像において、しばしば発生するモーションブラーへの対策として、観測画像からモーションブラーを推定し、それを除去した画像に対して位置推定を行う手法が提案されているが[36]～[39]、モーションブラーを物体追跡処理の情報源として直接観測・利用する例は提案されていない。本研究では、高速に移動する物体の位置推定処理は、モーションブラーによって物体の“位置”の推定精度が低下する反面、ブラー領域の形状から物体の“移動情報（速度と方向）”を推定できる点に注目する。

3. モーションブラーを活用したバドミントンのシャトル追跡手法

本論文で観測対象とするシャトルの追跡において特徴的な課題は、「低い観測解像度」と「観測形状・移動速度の大きな変化」の2点である。

観測解像度が低い問題については、複数視点から撮影した映像を用いて、3次元空間においてシャトルの追跡処理を行うことで、低い観測解像度によって一方の画像で追跡処理が困難となる問題を解決する。

移動速度の大きな変化に対しては、モーションブラーを活用して物体の移動速度を観測することにより対応する。シャトルの移動速度が遅い場合、観測像にはブラーがほとんど発生しないため、位置を精度良く観測できることから、図1に示すように、“観測位置”と“前フレームと現在フレームでの観測位置の差分によって算出した速度”をカルマンフィルタに与える。移動速度が速い場合は、モーションブラーによって観測位置の推定精度が低下することが予想される反面、3.4で述べる手法により、モーションブラーから移動速度の観測が可能であるため、“観測速度”と“観測位置”を同時に観測し、カルマンフィルタに与える。シャトルの観測形状の大きな変化に対しては、前述のとおり、カルマンフィルタに加えパーティクルフィルタの考え方に基づく確率的な追跡処理を併用することにより対応する。

3.1 移動物体（シャトル）領域の検出

追跡開始フレームやシャトルを見失った直後のフレームでは、背景差分処理を用いてシャトルを検出する。まず、背景差分処理により移動物体候補領域を切り出す。その内、プレイヤー領域は、面積情報を用いて除外する。白色のように輝度値が大きい領域は、カメラノイズにより輝度値が大きく振幅する。その影響を軽減するために、輝度値の大きいコートライン



図3 世界座標系と原点の位置
Fig. 3 3D world coordinates and the origin.

とネットラインを手動で切り出し、ビデオシーケンス中では、マスキング処理を施し処理対象外領域とする。この処理を2視点から撮影した画像に対して行い、シャトルの3次元位置座標をステレオ法によって算出する。背景差分処理によるマスキング処理を施した領域は、シャトルの検出は行わず、カルマンフィルタの予測点のみを用いてシャトル位置を推定する。マスク領域以外でも、背景色とシャトルの輝度値が同等となる場合は、処理対象領域から除外し、同様の処理を施す。本研究では、この算出したシャトルの3次元位置を、後述するカルマンフィルタの観測位置情報とする。

3.2 移動速度に対応するカルマンフィルタの構築

本研究では、図3のように世界座標系を定め、フレーム k におけるシャトルの状態を3次元位置とその速度、及び加速度を用いて、

$$X_k = \{x_k, \dot{x}_k, \ddot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, \ddot{y}_k, z_k, \dot{z}_k, \ddot{z}_k\} \quad (1)$$

と表す。このとき、カルマンフィルタの状態モデルは式(2)で表される。

$$X_k = AX_{k-1} + Bu_k + \omega_k \quad (2)$$

ここで、 A は状態遷移行列であり、シャトルは斜方投射の運動であることから、

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \delta_t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \delta_t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{c}{m}\delta_t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \delta_t & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \delta_t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{c}{m}\delta_t & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \delta_t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \delta_t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{c}{m}\delta_t & 0 \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & -g \end{bmatrix} \quad (3)$$

と表す. ここで, δ_t は2フレーム間の時間差である. Bu_k は状態遷移にかかる制御入力である. m は質量であり, c は空気抵抗量を表す. z 方向にかかる重力加速度 g は, A の状態遷移行列に含められないことより, 式(3)として B を定義する. ω_k は, ガウス分布からなるプロセスノイズである.

一方, フレーム k において, 獲得したシャトルの観測値を p_k とすると, 観測モデルは式(4)によって表される.

$$p_k = \hat{H}_k X_k + \varepsilon_k \quad (4)$$

ただし,

$$\hat{H}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$p_k = \begin{cases} x_k, y_k, z_k(BD), \dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{z}_k(IV) & \text{if Low speed} \\ x_k, y_k, z_k(PCG), \dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{z}_k(BV) & \text{if High speed} \end{cases}$$

BD: background difference

IV: interframe velocity

PCG: particle center of gravity

BV: blur velocity

とし, ε_k は観測時に発生するランダムノイズとする. この観測ノイズは, 手動で獲得した観測軌道と観測ノイズなしの軌道の観測誤差から算出した共分散行列として求める. 後述する処理で獲得される速度に応じて, カルマンフィルタに与える観測情報を選択することにより, 移動速度に応じた観測モデル p_k を得る. 式(4)(5)で示すように, 獲得した速度が遅い場合, 観測位置と, 前フレームと現在フレームで観測された位置の

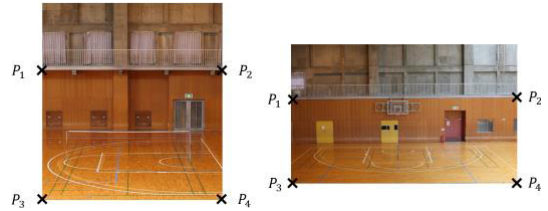


図4 観測色の異なる領域(茶色い壁床とそれ以外の灰色のコンクリートの領域)の分割位置
Fig.4 Division position of the observation-colored different region (The region of a brown wall floor and other gray concrete).

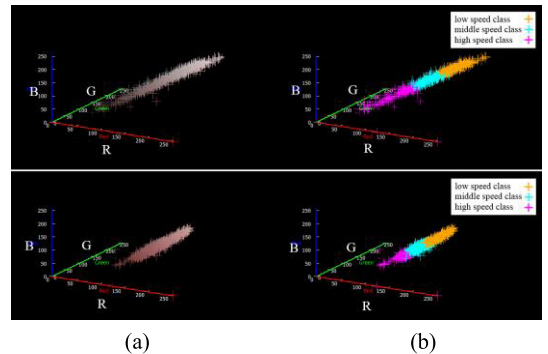


図5 (a):室内環境の背景色によるシャトル領域の輝度値の分布, (b):輝度値クラスタリング結果(上段:背景色灰色系, 下段:背景色茶系)
Fig.5 (a) Distribution of the illuminance value of the observed badminton shuttlecock regions. (b) Clustering of the illuminance value of the shuttlecock observed.

差分(観測速度)を観測モデル p_k の要素に与える. 獲得した速度が速い場合は, モーションブラーを活用して得られる観測位置と観測速度を観測モデル p_k の要素に与える.

3.3 色情報を用いたゆう度計算

本研究で扱う映像では, 被写体の観測解像度が低いため, 画像特徴やテクスチャのような輝度値のパターンを用いて注目領域のシャトルらしさを評価することが困難である. そこで我々は, 低解像度でも獲得可能な色情報を用いてシャトルらしさ(ゆう度)を算出する. 手動で切り出した30枚のシャトル領域の輝度値(学習用データ)の分布を図5(a)に示す. シャトルの観測輝度値は, モーションブラーの影響を受けて背景の色と混合して観測されていることがわかる. 一般的な体育館における背景領域は, 床や壁(茶系色)とそれ以外の領域(灰色)で構成されるため, それらの領域の代表色のRGB値との比較により, 学習用データ

を床や壁の領域とそれ以外の領域に分割する．また，モーションブラーが観測色に与える影響は速度に依存しているため，k-means 法を用いて，学習データを三つのクラスに分割し，各々をシャトルの速度が“速い”，“遅い”，“中間の速さ”の速度域に対応するものとして，各速度域のゆう度モデルを設定する．学習データに対して，上述した分割処理を適用した結果を図 5(b) に示す．図 5(b) に示すように，シャトルの速度が速い場合は，背景色の色合いが強いクラス（ピンク色）に属する．遅い場合は，背景色の色合いが弱い（オレンジ色）のクラスに属する．中間の速度の場合は，中間クラス（シアン色）に属する．

以上の対応関係より，シャトルの観測色を床や壁（茶系色）で観測される場合の 3 クラスと，それ以外の領域（灰色）で観測される場合の 3 クラス，合計 6 クラス分の RGB 値との差分値をゆう度とする．このとき，シャトルの予測位置と速度を用いて，比較を行う重心を選択する．そのため，シャトルが撮影画像中で，壁や床といった茶色い背景領域で観測されるか，それ以外の灰色の背景領域で観測されるかを判定する．

本方式では，環境に固定したカメラで撮影を行い，背景色（茶系色）領域の四隅の位置（2 次元座標） P_1, P_2, P_3, P_4 をあらかじめ求めておく．図 4 の四角形 $P_1P_3P_4P_2$ の内部においてカルマンフィルタから得られるシャトルの 3 次元予測点の各画像への射影点 $\forall A(x_a, y_a)$ の存在有無の判別は，各辺のベクトルと各頂点から $\forall A(x_a, y_a)$ に向かうベクトルの外積を計算することで判別する．

このとき図 9(c) のように，

$$\begin{aligned} \overrightarrow{P_1P_2} \times \overrightarrow{P_1A} < 0, \overrightarrow{P_1P_3} \times \overrightarrow{P_1A} > 0, \\ \overrightarrow{P_3P_4} \times \overrightarrow{P_3A} > 0, \overrightarrow{P_2P_4} \times \overrightarrow{P_2A} < 0 \end{aligned}$$

を満たす場合，射影点 $\forall A(x_a, y_a)$ は背景色（茶系色）領域内に，満たさない場合は背景色（茶系色）領域外に存在すると判定する．

式 (6) (7) にゆう度関数 $L(d)$ の出力式を示す．

$$L(d_a) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(d_a)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

$$L(d_b) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(d_b)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

ゆう度関数 $L(d)$ は，上述した各クラスの重心からのユークリッド距離 d の関数であり，分散 σ^2 とする正規分布関数とする．分散 σ^2 は，サンプル画像群

を参考に設定する．シャトルの予測位置が床や壁（茶系色）の場合のゆう度関数を $L(d_a)$ ，それ以外の領域（灰色）におけるゆう度関数を $L(d_b)$ とする．

3.4 確率的処理を用いた物体の 3 次元位置と速度の推定

図 6 に，確率的処理を用いた物体の 3 次元位置と速度の推定処理の流れを示す．本手法では，粒子を用いて観測対象の物体の 3 次元位置と速度情報を確率的に表現する．まず，図 6(a) に示すように，カルマンフィルタで予測された 3 次元位置周辺に粒子を散布する．初期の散布は，プロセスノイズ ω_k の範囲（球状）とする．次にカルマンフィルタで予測された速度ベクトルの範囲（だ円体）内の粒子を残す．この範囲は，予測速度ベクトルを v' と式 (8) より長軸の長さ l を算出し，長軸に直交する二つの短軸の長さは，前フレームにおけるだ円体を当てはめ時の値を用いることで求める．この処理により，モーションブラーが影響を与える範囲に，粒子を効率的に配置することが可能となる．

$$v = l/t \quad (8)$$

次に，図 6(b) に示すように，式 (6) (7) のゆう度関数の値が，あるしきい値以上である場合，粒子の位置にシャトルが存在している可能性が高いという仮定に基づき，図 6(c) に示すようにゆう度の高い粒子だけを残す．このしきい値の設定法については，図 10 を用いて後述する．

最後に，粒子に対して図 6(d) のようにだ円体を当てはめ，粒子の確率的分布モデルを生成する．だ円体の重心をシャトルの 3 次元位置として獲得し，そのだ円体の長軸の長さ l を，シャッター開放時間 t 中にシャトルが移動した距離とする．長軸の長さ l とシャッタースピード（開放時間）から，式 (8) を用いて，シャトルの 3 次元位置 q におけるシャトルの移動速度 v を算出する．

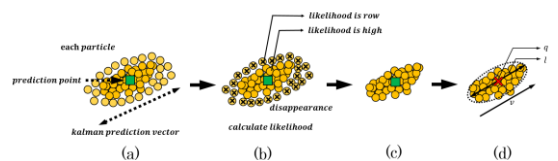


図 6 粒子群の初期散布，ゆう度計算，粒子群の再配置，位置と移動速度の推定

Fig. 6 (a) Transform a spherical distribution into an ellipsoid form. (b) Likelihood calculation, (c) Particle relocation, (d) Acquisition of a position and the velocity.

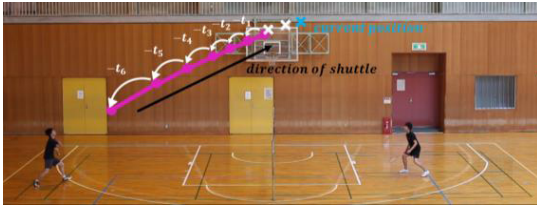


図7 時間 $-t_k$ における推定位置
Fig.7 Estimated Position in Time $-t_k$.

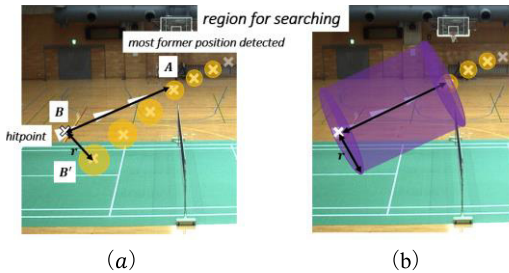


図8 (a) 粒子の散布範囲内にシャトルが存在しない問題
(b) 粒子の探索候補領域の拡大

Fig. 8 (a) Shuttlecock not found by the particle scatters
(b) The large scatters particle region.

3.5 時間を遡りながらの物体の3次元位置と速度の推定

非常に高速にシャトルが移動する打ち始めのフレームでは、上述した背景差分処理において、カルマンフィルタの構築に必要な数の観測点が検出できないため、追跡処理が困難である。そこで、初期観測フレーム（最初にシャトルの検出に成功したフレーム）から時間を遡りながら、3.4で述べた追跡処理を適用することにより、それら検出が困難なフレームに対しては、検出したフレームより時間を遡って位置を推定する。図7に示すように、3.1で述べた手法において導き出された運動方程式より、時間 $-t$ における位置を推定することができる。この位置に対して前述した物体の3次元位置を確率的に獲得する手法を適用する。

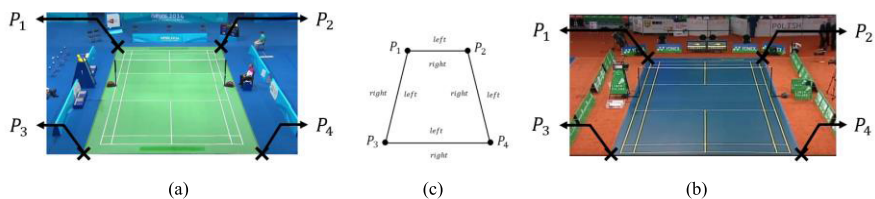
このようなフレームでは、シャトルの運動が不規則であるため、映像中で観測される物体形状が大きく変動するといった問題が存在する。更に、過去に遡るにつれ推定位置に誤差が蓄積し推定精度が低下してしまう。具体的には、図8(a)に示すように、過去に遡るにつれ推定位置の誤差が蓄積した結果、粒子の散布範囲内にシャトルが存在しない状況が発生し、推定処理が困難となる。そこで本手法では、図8(a)に示すように、時間を遡る探索処理において最後に検出に成功し

た位置（位置A）と、シャトルがラケットで打たれた位置（位置B）を直線で結び、その直線を軸とする円柱領域を粒子散布領域とすることで、探索領域を拡大し、上記問題の解決を試みる。この円柱は、最後に検出に成功した時刻を t_a 、シャトルがラケットで打たれた時刻を t_b とすると、時刻 t_a における観測結果から予測される時刻 t_b におけるシャトルの予測位置（位置B'）と、位置Bの間の距離を底面の半径 r として定義する。ラケットで打たれる直前のシャトルは低速で移動しているため、背景差分処理により3次元位置の推定が可能である。本手法では、背景差分処理による3次元位置推定が失敗したフレームを、シャトルが打ち返された時刻 t_b とし、そのフレームにおけるカルマンフィルタの予測3次元位置をシャトルが打ち返された位置Bと定義する。したがって、図8(b)に示す円柱領域に粒子散布領域を拡大することで、非常に高速に移動する物体から低速に移動する物体まで、様々な形状変化を伴う物体の位置推定を実現する。

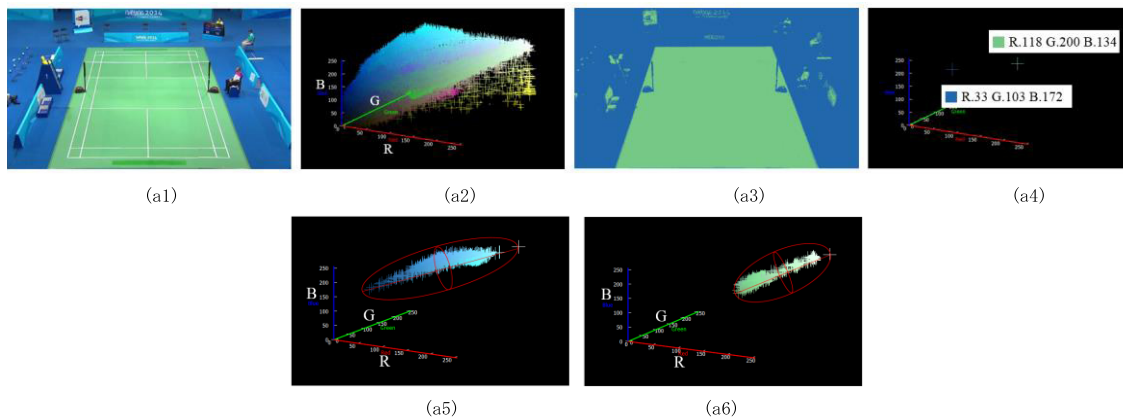
4. 提案手法の実証実験

バドミントン競技映像の背景領域には、コートや壁など、異なる色特徴を有する領域が存在しているため、各々について、適切なゆう度を設定する必要がある。ここでは、図9(a1)に示すようなコートマットがグリーンで、それ以外が青色の背景の画像を例に、背景色の判断基準について述べる。図9(a1)のようなバドミントンコートの輝度値をRGB色空間にプロットすると、図9(a2)のような分布が得られる。この分布に基づきRGB輝度値の代表色（図9(a1)の場合は、2種類の代表色）を設定する。代表色の数は、ユーザが図9(a1)の画像を見ながら判断する。代表色に基づきクラスタリングした結果を図9(a3)に、2種類の代表色を図9(a4)に示す。このようにして各領域における背景色を設定する。

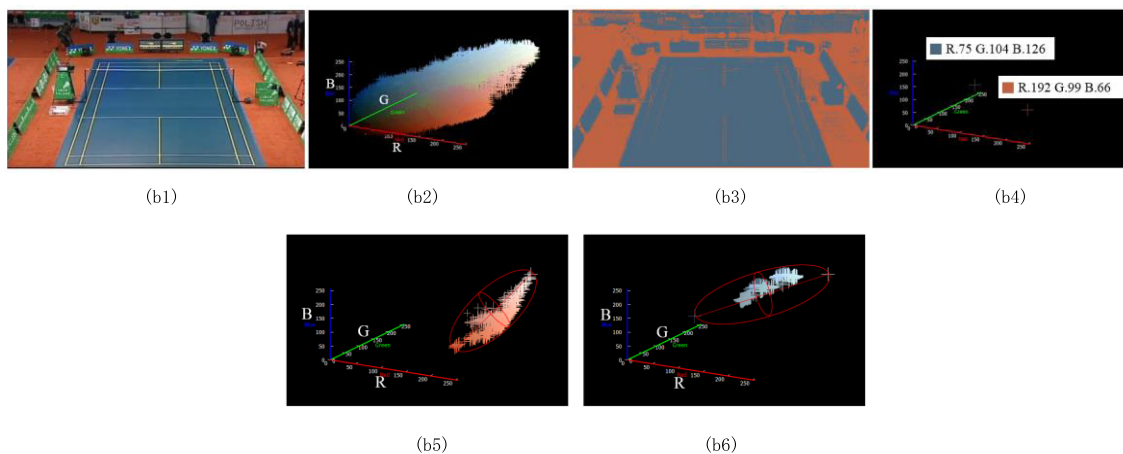
次に、上記処理によって得られる代表色が、バドミントンシャトルのゆう度計算に効果があることについて述べる。モーショントラッキングを伴って観測されるシャトル領域の観測色は、シャトル自体の色（白色）と図9(a4)に示す各領域の代表色がブレンディングされた色となり、図9(a5, a6)に示すRGB色空間においては、代表色と白色を結ぶ直線上に存在する。本提案手法では、ブレンディングの結果生じる色が観測された場合、その位置にシャトルが観測されているゆう度が高くなるように、代表色と白色を端点とする円



【コートマットグリーンの場合】 閾値 R:81 G:156 B:166



【コートマットブルーの場合】 閾値 R:119 G:76 B:90



【体育館の場合】 閾値 R:146 G:116 B:98



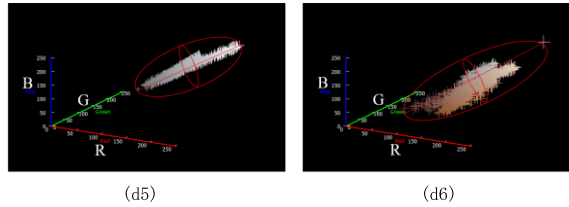


図9 さまざまな背景色とシャトル領域の観測色を比較した実証実験。コートマットグリーン背景色に対する実証実験 (a1-a6)、コートマットブルー背景色に対する実証実験 (b1-b6)、体育館の背景色に対する実証実験 (d1-d6)

Fig. 9 The proof experiment that compared the observation color of the shuttle region with the various background color. Proof experiment for the coat mat green background color (a1-a6), Proof experiment for the coat mat blue background color (b1-b6), Proof experiment for the background color of the gymnasium (d1-d6)

体領域内をシャトルの観測色としてモデル化する。図9(a5)に「コート外で観測されるシャトル領域」と、図9(a6)に「コート内で観測されるシャトル領域」を各々30点手動で獲得し、その観測色をRGB空間にプロットした結果を示す。各領域ともシャトルの観測色がモデル化した範囲内に収まっていることが確認できる。より多様な背景色に対して有効に働くことを確認するため、コートマットがブルー、それ以外がオレンジ色の背景の画像に対する処理結果を図9(b1-b6)に、体育館(茶色の床・板壁と灰色のコンクリート壁)の場合に対する処理結果を図9(d1-d6)に示す。双方において、RGB値の分布が上述したケースと同様であることより、提案手法が有効に機能すると考察できる。

背景色に両方の色が含まれている場合、分割処理による影響が生じることが懸念されるが、バドミントン競技会場の特性上、背景領域を校正する色が明確に異なること、ある領域の代表色が他の領域に含まれるとしても、その観測サイズは小さくなることから、カルマンフィルタによる補間処理によって対応可能である。

次に、3.4で述べた粒子を用いた物体追跡処理に利用するゆう度関数の妥当性を検証する。サンプル画像に対して、5種類のゆう度のしきい値を用いて追跡処理を行った。図12に示すように、しきい値を小さくするにつれ粒子がシャトルの3次元形状に近づいていることが確認できる(赤強調表示)。また、粒子を各画像上に投影した位置が、シャトルの領域内に収まっていることが確認できる。ゆう度関数のしきい値を $1.0 \times 10^{-30} \sim 1.0 \times 10^{-2}$ まで変化させ、各しきい値において粒子を2台の撮影画像上へ投影し、粒子がシャトル領域内外のどちらに存在するか実験を行った。2台の撮影画像ともにシャトル領域内に粒子があるこ

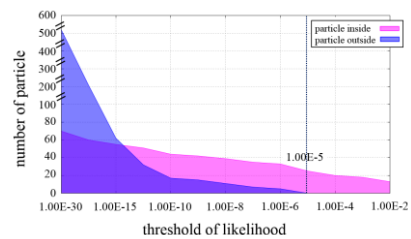


図10 ゆう度関数のしきい値別によるシャトル領域内外の粒子数

Fig. 10 The number of the particles (The inside and outside of the shuttle region) as for every threshold of the likelihood function.

とをシャトル領域の内側と定義する。図10に示すように、横軸はゆう度関数のしきい値(色要素のユークリッド距離)を表し、縦軸は粒子数を表す。ピンク色の領域は、シャトルの内側に存在する粒子数を表し、青色の領域は、シャトルの外側に存在する粒子数を表す。図10に示すように粒子数は、しきい値を高くするとシャトル領域外に存在する粒子数が減少する。 1.0×10^{-5} より高い場合、シャトル領域外に粒子が存在しないことが確認されたため、本実験ではしきい値を 1.0×10^{-5} とした。これらの結果より、本提案手法のゆう度関数は、シャトルを判別するにあたり有効であるといえる。本実験結果より、しきい値は、 1.0×10^{-5} とした。

次に、モーションブラーから推定される速度の正確性の検証実験を行った。図11に示すように、モーションブラーの発生具合が異なるラリー映像を比較実験用データとする。まず、各フレームにおいてシャトルの位置を手動で取得し、ステレオ法を用いて3次元位置を算出する。それらの3次元点群に斜方投射の曲線を

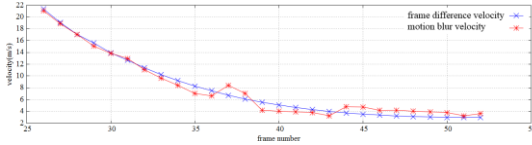


図 11 粒子を用いたシャトル領域判別法から得られる速度の分布と真値との比較

Fig. 11 A velocity by the shuttle region method utilizing particles, and compared ground truth.

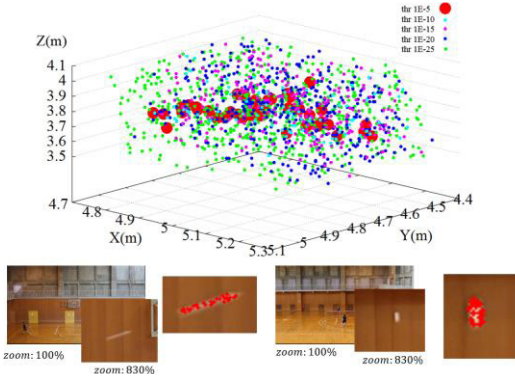


図 12 粒子を用いたシャトル領域判別法のしきい値別の粒子の状態と粒子を各画像上へ投影した結果

Fig. 12 Shuttle region method utilizing particles, and state of the every particle threshold, and projection of a particle on an image.

あてはめ、シャトルの軌跡を導出し [33]，比較用の速度データ（以下，比較データ）を求める。提案手法の速度は，モーションブラー領域の幅の長さから，シャトル一つ分（6.8cm）を差し引いた値で算出する。横軸がフレーム番号，縦軸が速度（m/s）を示す。比較データと提案手法で求めた速度を比較すると，打ち始めから 32 フレーム付近まで，ほぼ一致している。これは，シャトルが高速に移動している場合，モーションブラーから得られる速度の正確性が高いことを示している。しかし，速度が低下するに連れて比較データと提案手法で求められる速度の差異が大きくなる傾向がある。これは，モーションブラーが発生しなくなるに伴い，提案手法で推定される速度情報の正確性が低下しているためである。

これらの結果から，シャトルの速度が速い場合は，モーションブラーを活用した速度情報を採用し，速度が低下している場合には，フレーム間の速度を採用することが望ましいことがわかる。本実験結果より，低速は 10m/s 以下と定義し，低速時は，フレーム間速度情報を採用する。各軌道の始めに観測されたシャトル



図 13 キャリブレーションマーカスタンドの設置箇所
Fig. 13 Location of the calibration marker stands.

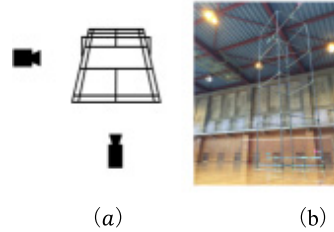


図 14 (a) 2 台のカメラ配置 (b) 組み立てたキャリブレーションマーカスタンド

Fig. 14 (a) Two camera placement (b) The building calibration marker stands.

ルの速度を高速と定め 10m/s までの速度幅を二分し，高速と中間の速度を定義する。

次に，2 台のカメラで同期撮影した映像を用いて，提案手法による物体追跡処理を行った結果を図 16，17 に示す。1 フレーム当たりの処理時間を計測したところ，位置情報だけを観測データとしてカルマンフィルタに与えた場合は，平均 0.368 秒（標準偏差 0.003 秒），位置情報と速度情報を観測データとしてカルマンフィルタに与える場合（提案手法）は，平均 0.622 秒（標準偏差 0.029 秒）であった。この際使用した計算機の CPU は Intel(R) Core i7-3770 3.40GHz であり，8.00GB のメモリを搭載し，プログラムは Windows 8 上で動作する。この実験では，キャノン社製のビデオカメラ Canon EOS 5D Mark2 を用いて，1920 画素 × 1080 画素の解像度の映像を，毎秒 30 枚撮影した。その際シャッタースピードは 60 分の 1 秒に設定した。撮影した映像シーケンスは，バドミントンにおけるシャトルの様々な飛び方を再現した。具体的には，サーブ，クリアが各 2 種類，スマッシュ，ドライブ，ロブ，ドロップが各 1 種類，ヘアピンが 3 種類の計 10 種類の軌道に対する 357 フレームの映像を撮影した。使用したカメラ配置は図 14(a) に示すように，世界座標系の Y 軸，X 軸と直行するように各 1 台設置する。図 14(b) に示すように，作成したキャ

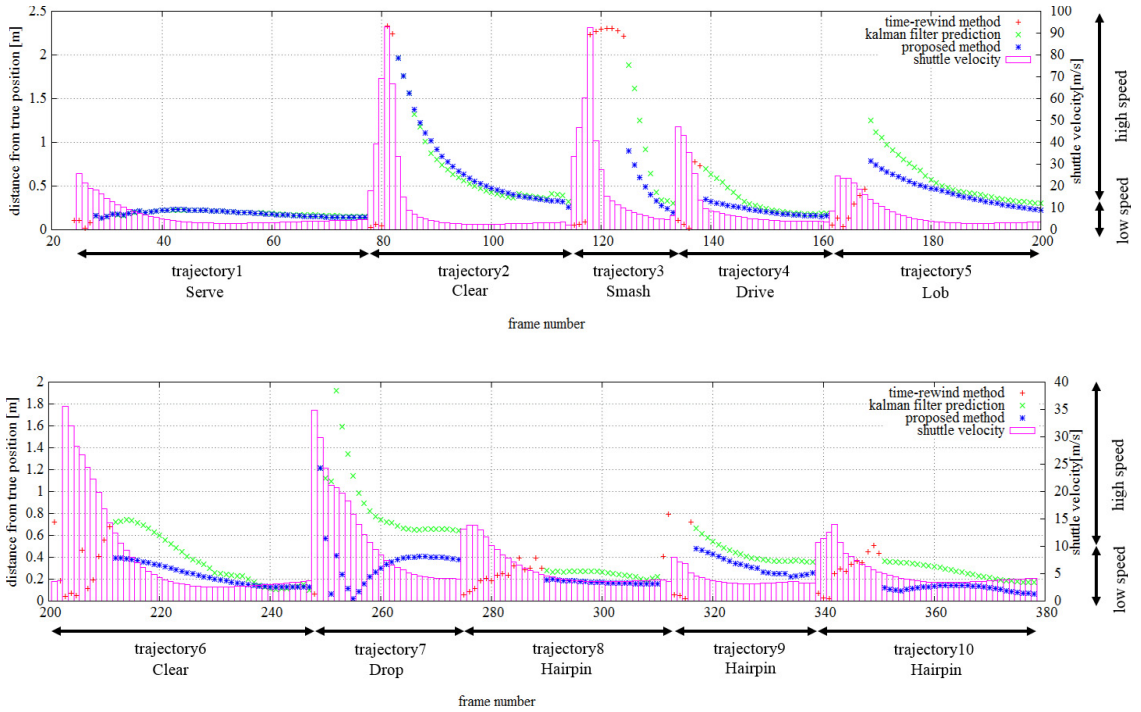


図 15 フレームごとの 3 次元位置推定誤差
Fig. 15 3D position estimation error of every frame.

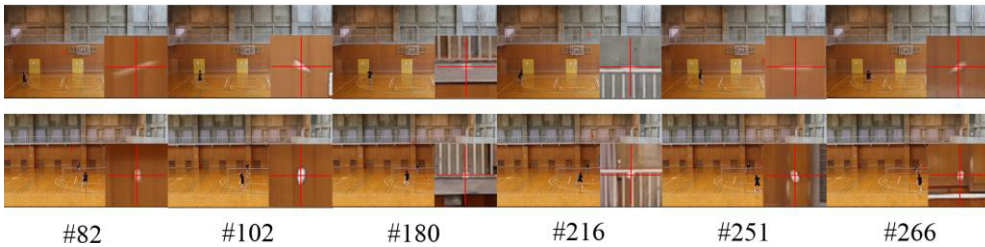


図 16 提案手法による推定したシャトルの 3 次元位置を各画像上へ投影
Fig. 16 The visual tracking result of a projection of the 3D position of the shuttle on the image.

リブレーションマーカスタンド（高さ 4m：1m の立方体を縦に 4 段，測量用反射板を最上段と最下段部分の左右に 2 箇所）を設置する．このようなキャリブレーションマーカスタンドを図 13 に示す 12 箇所を設置し，測量器にて反射板の位置を測定する．測定したデータと 2 台のカメラから観測される画像上の位置を用いて，射影変換行列を算出する．カルマンフィルタのガウス分布からなるプロセスノイズは，平均 $\mu = 0$ 分散 $\sigma^2 = 1.5$ と定義する．

図 15 に結果を示す比較実験では，手動で取得したシャトルの位置情報をカルマンフィルタへ与えた場合

の予測値と，位置情報だけを観測データとしてカルマンフィルタに与えた場合の予測値の差異，及び，位置情報と速度情報を観測データとしてカルマンフィルタに与える場合（提案手法）の予測値の差異を比較する．真値データは，実証実験に使用した撮影データ（全 360 フレーム）の各フレームにおいてシャトルの位置を手動で取得する（2 次元位置）．2 台分の撮影データに対して各フレームのシャトルの位置を手動で取得し，それらにステレオ法を適用して推定される 3 次元位置を真値とする．記号 \times は，観測された位置とフレーム間の速度情報を観測データとしてカルマンフィルタに与

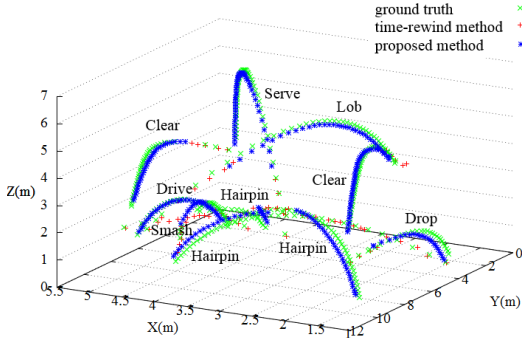


図 17 提案手法によるシャトルの 3 次元位置推定結果
 Fig. 17 The estimation result of the proposed method using a video sequence of a badminton game.

えた場合の予測値の差を表し、記号*は、位置情報と速度情報を観測データとしてカルマンフィルタに与える場合（提案手法）の予測値の差を表す。記号+は、過去の軌道の推定位置に粒子を用いて本提案手法を適用した位置の誤差を表す。ピンク色の棒グラフは、手動で取得したシャトルの位置情報より求めたシャトルの速度を表す。図 11 に示すように、モーションブレンダーから推定される速度の正確性の検証実験結果より得られたシャトルの移動速度に対するしきい値を 10m/s に設定し、低速は 10m/s 以下、高速を 10m/s 以上と定義した。カルマンフィルタは、観測情報を用いて注目事象の状態を逐次的に更新することで、誤差の少ない予測を実現する手法である。従来のカルマンフィルタを用いた物体追跡処理では、対象物体の位置情報を観測データとして物体の運動状態を構築し予測を行う。一方、提案手法では、対象物体の位置と速度情報の両方を同時に観測データとしてカルマンフィルタへ与え、物体の運動状態を構築し、予測を行う。図 15 に示すように、観測位置の差分として観測速度の情報を与えていた従来手法よりも、モーションブレンダーの形状から推定してカルマンフィルタに与える提案手法は、誤差を低減していることが確認できる。速度情報は、観測位置の差分以外にも、オプティカルフローから得られる速度情報が用いられることがあるが、本研究対象物体のような、誤差を大きく含むシャトルの位置情報を利用した場合、信頼性が低いオプティカルフローとなる。そこで本手法では、信頼性の低いオプティカルフローの速度情報ではなく、モーションブレンダー領域の形状から推定される速度情報を利用する。これらの結果から、提案手法を用いることにより、サーブ、クリア、スマッ

表 1 位置推定誤差の低減率と軌道ごとの観測点数
 Table 1 The error reduction rate and observation points by our proposed method.

	×PEA [m] (SD)[m]	*PMEA [m] (SD) [m]	RR	OP/FN
Trajectory1	0.19 (0.03)	0.18 (0.03)	-2%	39/55
Trajectory2	0.67 (0.43)	0.69 (0.44)	4%	18/37
Trajectory3	0.86 (0.56)	0.46 (0.23)	-45%	4/19
Trajectory4	0.32 (0.16)	0.22 (0.06)	-31%	19/28
Trajectory5	0.56 (0.26)	0.43 (0.16)	-23%	23/40
Trajectory6	0.36 (0.22)	0.23 (0.10)	-36%	25/46
Trajectory7	0.88 (0.33)	0.35 (0.22)	-60%	14/27
Trajectory8	0.25 (0.03)	0.17 (0.01)	-31%	19/36
Trajectory9	0.43 (0.09)	0.32 (0.08)	-26%	14/28
Trajectory10	0.27 (0.07)	0.11 (0.02)	-57%	28/40
average	0.44 (0.22)	0.31 (0.14)	-30%	

PEA : prediction error average
 PMEa : proposal method error average
 RR : reduction rate
 OP : observation points
 FN : number of frame

シュ、ドライブ、ヘアピンといった、シャトルのスピードや軌道が様々に変化する一連のラリーへの対応が可能となることを確認できる。このような条件のもとで提案手法の追跡推定精度は、誤差平均距離 0.31m を示した。更に、シャトルの速度が約 3m/s～約 90m/s の実験データによる図 15 の比較実験では、時間を遡りながらの物体の 3 次元位置と速度の推定処理の効果は実験データ範囲内の速度に対応することを確認した。**3.1** の手法から得られる観測点が多い軌道は、提案手法と比較手法の差異はほとんどみられず、観測点が少なく、提案手法によって得られた観測点が多い場合、提案手法は大きく誤差が低減している。表 1 に軌道ごとの観測点数を示す。**3.1** の手法で得られる観測点は、鮮明なシャトル像の観測が可能で、シャトルの速度が遅い場合、背景差分処理によってシャトル領域の検出が可能である。一方、シャトルの速度が高速に移動する場合、モーションブレンダーにより、背景差分処理ではシャトル領域の検出が困難となるため、観測点が減少する。その結果、図 15 の軌道 3 のようなスマッシュ（シャトルが高速に移動）の場合、表 1 の軌道 3 のように観測点が少なくなり、図 15 の軌道 1, 6 のようなサブヤクリア（シャトルの減速区間が多い）の場合、表 1 の軌道 1, 6 のように観測点が多くなる。観測点

が多い場合、提案手法と比較手法の差異はほとんどみられないが、観測点が減少するに伴い、提案手法では推定誤差が大きく低減していることがわかる。

表 1 に提案手法の誤差低減率を示す。誤差低減率は、平均 30% を示した。これらの結果から、モーショントラッカーを直接観測する提案手法が、推定処理の精度向上に有効であることが確認できる。また、従来手法では、モーショントラッカーの影響によりシャトルの観測が難しいフレームにおいても、提案手法を用いれば、図 15 赤 + プロットに示すように、シャトルの観測が可能となるため、従来手法よりも高速に移動するシャトルに対しても位置と速度の観測情報をカルマンフィルタに与えることができるため、予測誤差が低減している。したがって、シャトルの速度に対し、適切な方法で観測したデータをカルマンフィルタに適用することは、速度変化の大きな物体の追跡に有効な手法であるといえる。また提案手法は、全てのフレームにおいてシャトルの 3 次元位置推定を可能とした。

図 16, 17 に本提案手法による推定した位置を各画像上へ投影した結果と推定したシャトルの 3 次元位置を示す。本提案手法において、良好に追跡できていることが 2 次元画像上においても確認できる。

本実験では、ラインの色を白、背景色を灰色または茶系としているが、それとは異なるライン色やコート色を有する環境への適用について説明する。バドミントン競技では、審判によるインアウト判定を助けるために、コートとラインの色が大きく異なるよう設定するのが一般的である。例えば、図 9 (b1) に示すようにラインが黄色の場合、コート色は補色に近い青色が設定される。このようにライン領域が画像上でシャトルやコートと十分異なる色で観測される場合、ライン領域は、上述した背景色のクラスタリング処理によって、背景領域中の新たなクラスとして分類され、同様の枠組みで追跡処理が可能である。我々は、これまでの実証実験により、提案手法が、図 9 (a) に示すようなライン色やコート色を有する環境においても有効に機能する事を確認している [40]。

5. む す び

本研究では、追跡を困難とさせている要因である、対象物体の観測解像度が低い問題、そして、対象物体の移動速度がラリー中で低速から高速まで大きく変化するという問題について取り組んだ。観測解像度が低い問題は、室内環境の背景色を考慮したシャトルの観測色情

報を活用し、2 視点で撮影した映像を用いることにより安定した追跡を実現した。対象物体の移動速度が低速から高速まで大きく変化する問題は、モーショントラッカーを活用して物体の移動速度を観測することにより対応を試みた。具体的には、3 次元空間中の粒子を用いて、粒子の形状をモーショントラッカーの 3 次元形状とさせることで、シャトルの位置と速度を獲得した。また、シャトルの速度に対し、適切な方法で観測したデータをカルマンフィルタに適用することにより、低速から高速まで大きく変化するシャトルの安定した追跡処理を実現した。更に、算出した運動方程式より、時間を遡ることで、非常に高速に移動するシャトルの位置推定をも可能とした。

提案手法の実証実験を実施し、室内環境の背景色を考慮したシャトルの観測色情報を用いたゆ度関数の妥当性を確認した。また、モーショントラッカーから得られる速度は、シャトルの速度が速い場合には、比較データと差異が認められず、シャトルの追跡処理に有効に機能することが確認された。シャトルの移動速度が低速な場合は、モーショントラッカーから得られる速度情報の信頼性は低く、フレーム間速度の信頼性が高くなることを確認した。

提案手法を実際のバドミントンのラリー映像に適用した結果、位置情報だけを観測データとしてカルマンフィルタに与えた場合よりも、約 30% の誤差を低減できることを確認した。これらの実験結果から、モーショントラッカー情報を活用し、位置と速度情報を観測データとしてカルマンフィルタへ与える提案手法は、移動速度の大きな変化、速度差によって観測形状が変化、追跡対象物体の低い観測解像度に対して有効であることを確認した。

近年、スポーツ競技に情報処理・解析技術を導入し、トレーニングの効率化や戦術分析の実現を進める動きがある。バドミントン競技においても、シャトルの 3 次元位置情報を提供する技術の実現が期待されている。特に、打ち方のフォームによってどのような軌道となるかを判明することで戦術分析を行っている。具体的には、①エースを取るパターン②エースを取るための布石のラリー③エラーをしやすいショット④苦手なパターンの 4 種類に戦術分析データが分けられる [41]。①～④の戦術分析データは、ラリーの詳細な情報までは求められてないが、コート幅 6.1 × 13.4m、ネット高さ 1.55m、シャトルの軌道の高さ約 5m のバドミントン競技における施設の環境では、推定誤差が 1m を

超えるとラリーの種類が変わるため、戦術分析に影響を与えると考えられる。本手法による3次元位置推定精度は、誤差平均31cmであるので、戦術分析データとして十分に活用できる範囲内であると考えている。

一方で、本研究で撮影実験に使用したカメラ解像度は1920画素×1080画素であり、空間分解能は画像のコート手前側が1画素あたり0.8cm、コート奥側で1.3cmである。今後、カメラの高解像度化が一層進むことにより、本提案手法の3次元位置推定精度の向上が見込めるため、戦術分析への応用の可能性が高まることを期待している。

文 献

- [1] H. Gandhi, M. Collins, M. Chuang, and P. Narasimhan, "Real-time tracking of game assets in American football for automated camera selection and motion capture," *Procedia Engineering*, vol.2, pp.2667-2673, June 2010.
- [2] W.-L. Lu, K. Okuma, and J.J. Little, "Tracking and recognizing actions of multiple hockey players using the boosted particle filter," *Image and Vision Computing*, vol.27, no.1-2, pp.189-205, Jan. 2009.
- [3] H.-T. Chen, M.-C. Tien, Y.-W. Chen, W.-J. Tsai, and S.-Y. Lee, "Physics based ball tracking and 3D trajectory reconstruction with applications to shooting location estimation in basketball video," *J. Vis. Commun. Image R*, vol.20, no.3, pp.204-216, April 2009.
- [4] H.-T. Chen, H.-S. Chen, M.-H. Hsiao, Y.-W. Chen, and S.-Y. Lee, "A trajectory-based ball tracking framework with enrichment for broadcast baseball videos," *International Computer Symposium (ICS-2006)*, Taiwan, vol.III, pp.1145-1150, Dec. 2006.
- [5] F. Yan, W. Christmas, and J. Kittler, "Layered data association using graph-theoretic formulation with application to tennis ball tracking in monocular sequences," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.30, no.10 pp.1814-1830, Oct. 2008.
- [6] J. Ren, J. Orwell, G.A. Jones, and M. Xu, "Tracking the soccer ball using multiple fixed cameras," *Computer Vision and Image Understanding*, vol.113, no.5, pp.633-642, May 2009.
- [7] H.-T. Chen, W.-J. Tsai, S.-Y. Lee, and J.-Y. Yu, "Ball tracking and 3D trajectory approximation with applications to tactics analysis from single-camera volleyball sequences," *Multimedia Tools and Applications*, vol.60, no.3, pp.641-667, Oct. 2012.
- [8] M. Salzmann and R. Urtasun, "Physically-based motion models for 3D tracking: A convex formulation," *International Conference on Computer Vision (ICCV2011)*, pp.2064-2071, 2011.
- [9] J. Liu, P. Carr, R. Collins, and Y. Liu, "Tracking sports players with context-conditioned motion models," *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2013)*, pp.1830-1837, June 2013.
- [10] Y. Ding, S. McCloskey, and J. Yu, "Analysis of motion blur with a flutter shutter camera for non-linear motion," *11th European conference on Computer Vision (ECCV2010)*, *Lect. Notes Comput. Sci.*, vol.6311, pp.15-30, 2010.
- [11] F. Alam and H. Chowdhury, "Chavaporn thep-adungporn and aleksandar subic, measurements of aerodynamic properties of badminton shuttlecocks," *Procedia Engineering*, vol.2, Issue 2, pp.2487-2492, June 2010.
- [12] H. Oku, N. Ogawa, K. Shiba, M. Yoshida, and M. Ishikawa, "How to track spermatozoa using high-speed visual feedback," *30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC 2008) (Vancouver, 2008.8.21) / Proceedings*, pp.125-128, 2008.
- [13] K. Okumura, H. Oku, and M. Ishikawa, "High-speed gaze controller for millisecond-order pan/tilt camera," *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2011) (Shanghai, 2011.5.12) / Conference Proceedings*, pp.6186-6191, 2011.
- [14] N. Jiang, H. Su, W. Liu, and Y. Wu, "Tracking low resolution objects by metric preservation," *Computer Vision and Pattern Recognition, 2011. (CVPR2011)*, pp.1329-1336, June 2011.
- [15] R. Narayanaswami, A. Tyurina, D. Diel, R.K. Mehra, and J.M. Chinn, "Discrimination and tracking of dismounts using low-resolution aerial video sequences," *SPIE 8137 Signal and Data Processing of Small Targets 2011 81370H*, Sept. 2011.
- [16] M. Rana, G. Taylor, I. Spiro, and C. Bregler, "3D skeletal reconstruction from low-resolution multi-view images," *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, pp.58-63, June 2012.
- [17] J. Zheng, G.A. Ramirez, and O. Fuentes, "Face detection in low-resolution color images," *7th International Conference on Image Analysis and Recognition (ICIAR2010)*, vol.Part I, pp.454-463, 2010.
- [18] T.Z. Ram, T. Zhao, and R. Nevatia, "Car detection in low resolution aerial images," *Image and Vision Computing*, vol.21, no.8, pp.693-703, Aug. 2003.
- [19] D. Chen, Z. Yuan, Y. Wu, G. Zhang, and N. Zheng, "Constructing adaptive complex cells for robust visual tracking," *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV2013)*, pp.1113-1120, 2013.
- [20] M. Godec, P.M. Roth, and H. Bischof, "Hough-based tracking of non-rigid objects," *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV2011)*, pp.81-88, 2011.
- [21] J.F. Henriques, R. Caseiro, P. Martins, and J. Batista, "Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels," *12th Euro-*

- pean Conference on Computer Vision (ECCV2012), vol.Part IV, pp.702–715, 2012.
- [22] H. Gong, J. Sim, M. Likhachev, and J. Shi, “Multi-hypothesis motion planning for visual object tracking,” IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV2011), pp.619–626, 2011.
- [23] J. Zhang and S. Gong, “People detection in low-resolution video with non-stationary background,” Image and Vision Computing, vol.27, no.4, pp.437–443, March 2009.
- [24] C. Yang, R. Duraiswami, and L. Davis, “Fast multiple object tracking via a hierarchical particle filter,” IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV2005), vol.1, pp.212–219, Oct. 2005.
- [25] V. Karavasili, C. Nikou, and A. Likas, “Visual tracking by adaptive Kalman filtering and mean shift,” Artificial Intelligence: Theories, Models and Applications Lect. Notes Comput. Sci., vol.6040, pp.153–162, 2010.
- [26] Y. Li, H. Ai, T. Yamashita, S. Lao, and M. Kawade, “Tracking in low frame rate video: A cascade particle filter with discriminative observers of different lifespans,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.30, no.10, pp.1728–1740, Oct. 2008.
- [27] C. Huang, B. Wu, and R. Nevatia, “Robust object tracking by hierarchical association of detection responses,” Computer Vision – ECCV 2008 Lect. Notes Comput. Sci., vol.5303, pp.788–801, 2008.
- [28] F. Yang, H. Lu, and Y.-W. Chen, “Human tracking by multiple kernel boosting with locality affinity constraints,” 10th Asian Conference on Computer Vision (ACCV2010), Lect. Notes Comput. Sci., vol.6495, pp.39–50, 2011.
- [29] V. Belagiannis, F. Schubert, N. Navab, and S. Ilic, “Segmentation based particle filtering for real-time 2D object tracking,” 12th European Conference on Computer Vision (ECCV2012), vol.Part IV, pp.842–855, 2012.
- [30] N. Wang, J. Wang, and D.-Y. Yeung, “Online robust non-negative dictionary learning for visual tracking,” International Conference on Computer Vision (ICCV2013), pp.657–664, 2013.
- [31] Y. Satoh, T. Okatani, and K. Deguchi, “A color-based tracking by Kalman particle filter,” International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2004), vol.3, pp.502–505, Aug. 2004.
- [32] X. Xu and B. Li, “Adaptive rao-Blackwellized particle filter and its evaluation for tracking in surveillance,” IEEE Trans. Image Process., vol.16, no.3 pp.838–849, March 2007.
- [33] L.-M. Chen, Y.-H. Pan, and Y.-J. Chen, “A study of shuttlecock’s trajectory in badminton,” J. Sports Science and Medicine, vol.8, pp.657–662, 2009.
- [34] Z. Wu, N.I. Hristov, T.L. Hedrick, T.H. Kunz, and M. Betke, “Tracking a large number of objects from multiple views,” IEEE 12th International Conference on Computer Vision (ICCV2009), pp.1546–1553, Sept.-Oct. 2009.
- [35] V. Reilly, H. Idrees, and M. Shah, “Detection and tracking of large number of targets in wide area surveillance,” Computer Vision – ECCV 2010 Lecture Notes in Computer Science, vol.6313, pp.186–199, 2010.
- [36] H. Jin, P. Favaro, and R. Cipolla, “Visual tracking in the presence of motion blur,” Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. (CVPR2005), vol.2, pp.18–25, June 2005.
- [37] Y. Park, V. Lepetit, and W. Woo, “Handling motion-blur in 3D tracking and rendering for augmented reality,” IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics (TVCG), vol.18, no.9, pp.1449–1459, Sept. 2012.
- [38] Y. Wu, H. Ling, J. Yu, F. Li, X. Mei, and E. Cheng, “Blurred target tracking by blur-driven tracker,” IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV) 2011, pp.1100–1107, 2011.
- [39] S. Dai, M. Yang, Y. Wu, and A.K. Katsaggelos, “Tracking motion-blurred targets in video,” IEEE International Conference on Image Processing (ICIP2006), pp.2389–2392, 2006.
- [40] H. Shishido, I. Kitahara, Y. Kameda, and Y. Ohta, “A trajectory estimation method for badminton shuttlecock utilizing motion blur,” 6th Pacific Rim Symposium on Image and Video Technology (PSIVT2013), LNCS 8333, pp.325–336, 2013.
- [41] R. Savarirajan and A.A. Govt, “An analysis of playing pattern of tamilnadu state junior badminton players,” Int. J. Health, Physical Education and Computer Science in Sports, vol.12, no.1, pp.24–27, 2013.

(平成 26 年 4 月 30 日受付, 12 月 22 日再受付,
27 年 4 月 1 日早期公開)



宍戸 英彦 (学生会員)

2013 筑波大学大学院システム情報工学研究科知能機能システム専攻博士前期課程了, 同大学院博士後期課程在学中。現在, コンピュータビジョン, 多視点画像解析の研究に従事。2014 年度 FIT 奨励賞受賞。



北原 格 (正員：シニア会員)

1996年筑波大学大学院理工学研究科了。同年シャープ(株)入社。2000年筑波大学先端学際領域研究センター助手。2003年ATR研究員。2005年筑波大学大学院システム情報工学研究科講師。2008年同准教授。コンピュータビジョン、複合現実感の研究に従事。2001年本学会学術奨励賞。IEEE VR2003, EuroITV2013 Honorable Mention Award, 2009年度日本VR学会論文賞などを受賞。博士(工学)。



亀田 能成 (正員：シニア会員)

1996年京都大学大学院博士後期課程認定退学。京都大学助手。2001-2002年米国MIT客員研究員(併任)、筑波大学講師を経て、2004年同大学院システム情報工学研究科助教授、現准教授。京都大学博士(工学)。知的画像処理、マルチメディア処理、複合現実感技術等の研究に従事。情報処理学会、バーチャルリアリティ学会、画像電子学会、IEEE会員。



大田 友一 (正員：フェロー)

1977年京大大学院博士課程了。京都大学情報工学科助手、筑波大学電子・情報工学系講師、カーネギーメロン大学計算機科学科客員研究員、筑波大学電子・情報工学系助教授を経て、1992年同教授。2004年同大学院システム情報工学研究科教授。2013より、同大学副学長・理事。工博。コンピュータビジョン、視覚情報メディア、複合現実感の研究に従事。2008~2009年度本会理事。2009年度日本VR学会論文賞受賞。パターン認識国際連盟フェロー、情報処理学会フェロー。