

# モーショングラマーを活用したバドミントンシャトルの追跡手法

宍戸 英彦<sup>†</sup> 北原 格<sup>‡</sup> 亀田 能成<sup>‡</sup> 大田 友一<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> 筑波大学 大学院システム情報工学研究科

<sup>‡</sup> 筑波大学 システム情報系

<sup>†</sup> <sup>‡</sup> 〒305-0873 茨城県つくば市天王台 1-1-1

E-mail: <sup>†</sup> shishido@image.iit.tsukuba.ac.jp, <sup>‡</sup> {kitahara, kameda, ohta}@iit.tsukuba.ac.jp

あらまし 本発表では、高速移動物体の見え方の特徴を利用することにより、その3次元位置の推定精度を向上させる手法を提案する。高速に移動する物体をビデオカメラで撮影すると、その像はモーショングラマーを伴って観測される。モーショングラマーは、物体の位置推定処理においては観測誤差として扱われることが多いが、その一方、物体の移動速度の情報を有している。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の両方を観測し、カルマンフィルタを用いて追跡する手法を提案する。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紹介する。

キーワード モーショングラマー、カルマンフィルタ、物体追跡、バドミントン、シャトル

## 1. はじめに

スポーツ競技を対象とした移動物体追跡処理に関する研究は、コンピュータビジョンの応用事例として盛んに行われており、戦術の理解や構築レベルの向上に貢献している[1]~[7]。これらの物体追跡処理では、選手やボールが追跡対象となるため、高速で複雑な動きを伴う複数物体を同時に追跡する必要があり、依然課題が多く存在する研究分野である。

我々は、それらの中から以下2点の課題に着目し、それらの解決を目的とした研究に取り組んでいる。

- ・ 追跡対象物体が高速に移動
- ・ 追跡対象物体の観測解像度が低い

本研究では、これらの課題が顕著に発生する観察対象としてバドミントンのシャトルを取りあげる。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した物であり、他の競技で用いられているボールなどに比べ、非常に軽量であり、位置計測用の発信器やマーカを取り付けることは、ラリー軌道を変化させる恐れがあるため、映像情報を用いた追跡手法の実現が期待されている。シャトルは、その構造上、空気抵抗を多く受ける[8]ため、ラリー中において著しい移動速度差が発生する。また、シャトルは約7cmと小さな物体であるため、競技シーンを撮影した映像中での観測サイズは、数画素程度になってしまう。

追跡対象物体が、撮影カメラのシャッター速度に対して十分低速で移動している場合、モーショングラマーの影響が少なく、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。一方で、高速に移動する場合は、映像上で観測される像にはモーショングラマーが発生するため、シャトルの正確な位置を確認することが困難である。しかし、このモーショングラマーの観測領域の形状を解析することにより、その速度情報を推定することが可能である。本発表では、モーショングラマーによって得られる情報を活用し、図1に示すように、位置と速度の両方を観測することにより、速度変化の大きい移動物体を安定して追跡する手法を提案する。

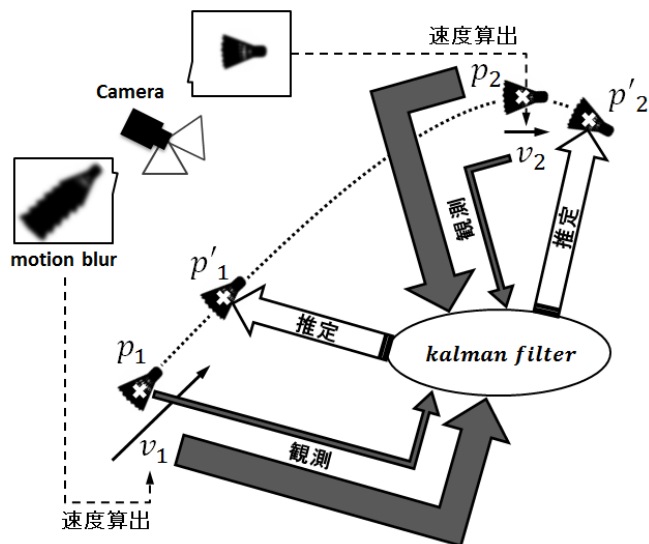


図1 モーショングラマーを利用した速度変化の大きい移動物体の追跡

## 2. 関連研究

モーショントラッカーを用いた物体追跡に関する研究が行われている[9][10]. 比較的低速なシャッター速度で撮影した映像上で発生するモーショントラッカーは、追跡対象物体をぼかした画像とマッチング精度が高いことが示されている[9]. Youngminらは、複数の3Dオブジェクトを結合することにより、モーショントラッカーを再現したモデルを生成し、それを用いた物体追跡手法の有効性を示している[10]. これらのモデルベースの手法には、照明等の環境が異なる場所へのロバスト性の問題が存在する. また、モーショントラッカーが頻発するシーケンスに対しては有効であるが、対象物体が低速で移動する場合は考慮されていない.

広範囲を撮影した映像における物体追跡においても、シャッター速度や対象物体の観測解像度が低いことが問題となる. Trinhらは、Mean ShiftとKLT(Kanade Lucas Tomasi) Trackerによって得られる追跡結果を組み合わせることで、これらの問題の解決を試みている[12]. また、複数視点から撮影した画像を利用することにより、広範囲における追跡処理を実現する研究もある[18]. このように広範囲を観測対象とする物体追跡処理には、複数の追跡手法や画像情報を組み合わせることが有効である.

カルマンフィルタやパーティクルフィルタを用いた物体追跡手法の研究も盛んに行われている. パーティクルフィルタを用いた追跡手法として、色と勾配方向ヒストグラム特徴にパーティクルフィルタを適用する追跡手法[19]や、少量のHaar-like特徴量とadaboostを段階的に構成したパーティクルフィルタ[20]が挙げられる. カルマンフィルタを用いた追跡手法として、Vasileiosらは、カルマンフィルタの観測点にMean Shiftのみの観測点とMean Shiftとカルマンフィルタの予測点から算出した値を観測点とし、2点の観測点を動的に更新することにより追跡精度の向上を実現している[13]. Changらは、対象シーケンスに応じた追跡レベルを三つに分け、レベルごとに算出される観測値をカルマンフィルタに与える追跡手法を提案している[14]. Clemensらは、3次元立体画像の動作推定において、カルマンフィルタを用いて観測できないフレームを補間することにより、リアルタイム動作推定を実現している[15].

カルマンフィルタとパーティクルフィルタを併用した追跡手法も近年研究されている. Satohらは、色情報に基づいた単純な追跡手法において、カルマンフィルタを併用することにより、従来研究よりもパーティクル数を軽減しながらより高精度の物体追跡の実現に成功している[16]. Xuらは、カルマンフィルタを分析的に利用し、パーティクルの更新処理を行っている

[17]. これらの研究により、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ことの有効性が示されている.

Zhengらは、複数のカメラを用いて、素早く移動する複数の物体追跡を実現している. 物体の追跡にあたり、画像間のエピポラ拘束を利用することにより、正確で高速な追跡処理を実現している[11].

以上の従来研究を参考に、バドミントンのシャトルの運動特性を考慮した追跡手法を検討する. 移動速度の大きな変化に対しては、前述したように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る. 観測解像度が低い問題は、複数視点から撮影した映像を用いることにより安定した追跡の実現を図る. シャトルの運動は、概ね単純な力学モデルで表現可能であるが、回転や空気抵抗などの影響を受けやすいため、不規則な運動も含まれる. 本研究では、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に加え、パーティクルフィルタで用いられている確率的な追跡処理を行うことにより、追跡精度向上を試みる. 具体的には、まず、カルマンフィルタで予測した3次元位置の周辺に、移動速度/観測精度に応じてパーティクルを均等配置する. 各パーティクルの尤度を重みとしてパーティクルの再配置を行い、パーティクル群の重心位置として位置を、分布形状から移動速度を算出し、それらをカルマンフィルタの状態モデルに与える.

以降、3章でモーショントラッカーを活用したシャトル追跡手法、4章ではシャトル領域検出手法、5章ではカルマンフィルタを用いた追跡手法、6章ではパーティクルを用いた物体の3次元位置と速度の獲得について説明する. 7章では提案手法の実証実験について述べ、考察を行う. 最後に8章で本報告をまとめる.

## 3. モーショントラッカーを活用したバドミントンのシャトル追跡手法

図2に示すように、高速に移動するシャトルはモーショントラッカーを伴って観測される. モーショントラッカーは、位置の観測にとっては観測誤差であるが、プレー領域の形状から、物体の移動速度を計算することにより、追跡処理に有効な情報になり得る. 本研究では、モーショントラッカーから算出した速度情報を予測処理に組み込むことにより、高速移動物体の追跡精度の向上を実現する手法を提案する.



図2 モーショントラッカーを伴うシャトルの観測

提案手法の処理の流れを図3に示す。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、背景差分処理と観測面積を用いたノイズ除去処理により移動物体（シャトル）領域を検出する。2視点で撮影した映像から検出したシャトル領域に対してステレオ法を適用することにより、その3次元位置を推定する。連続フレームにおいて同様の処理を行うことにより、シャトルの移動速度を算出する。

推定した3次元位置と速度を観測情報としてカルマンフィルタに入力し、次のフレーム撮影時刻におけるシャトルの位置と速度を予測する。予測された3次元位置の周辺に、予測誤差に応じた広がりを持つようにパーティクルを散布する。このとき、同じくカルマンフィルタで予測した物体の速度ベクトルを用いて、分布領域の形状を変形させる。

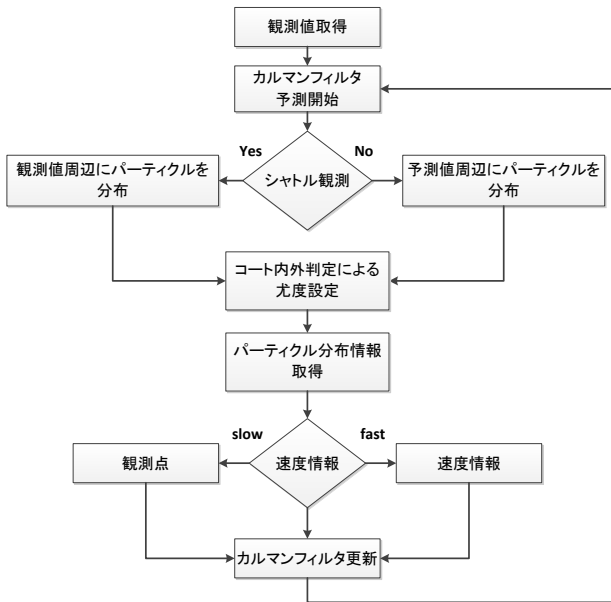


図3 提案手法の処理の流れ

図4に示すように、3次元空間中に配置されたパーティクルを各画像上に射影し、画像の見え方情報に基づく尤度計算を行う。前述したように、シャトルの観測解像度は一般的に低く、さらにモーションブラーが発生しているため、テクスチャや画像特徴量を用いた尤度計算は困難である。本方式では、色情報のみを用いて尤度を算出する。尤度を重みとしてパーティクルの再配置を行い、シャトルの位置を確率的に獲得する。また、パーティクルの分布形状から、シャトルの移動速度を獲得する。

獲得した速度が遅い場合、位置の観測精度が高いため、“獲得された位置（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差分（観測速度）”をカルマンフィルタに与える。獲得した速度が速い場合

は、“獲得された位置（観測位置）”と“獲得された速度（観測速度）”をカルマンフィルタに与える。この処理により、モーションブラーを活用したシャトルの追跡が可能となる。

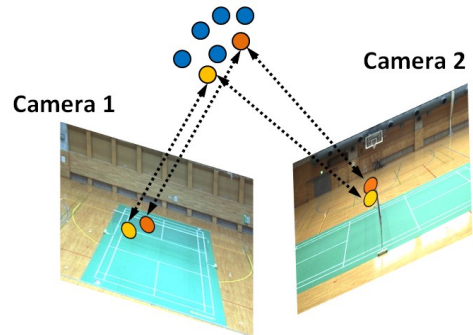


図4 パーティクルを画像上に射影し尤度を計算

#### 4. 移動物体（シャトル）領域の検出

図5に示すように、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。また、コートやネットなど観測輝度値が大きく振幅する領域についてもマスク処理を行う。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。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。

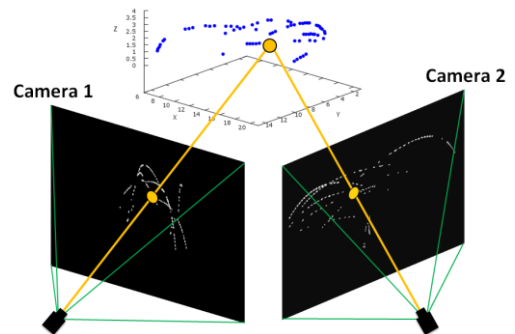


図5 背景差分処理によるシャトル検出と3次元位置

#### 5. カルマンフィルタを用いたシャトル追跡

図6に示すように、カルマンフィルタを用いた追跡では、予測値 $X_{k-1}, X_k, X_{k+1}$ と、 $X_{k-1}$ から予測される位置に、観測ベクトル $H$ の位置と速度を反映させることにより、より正確な予測位置 $H'_k, H'_{k+1}, H'_{k+2} \dots$ を得る。

本研究では、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。また、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、

$$A = \begin{bmatrix} 1 & \delta_t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \delta_t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{c}{m}\delta_t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \delta_t & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \delta_t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{c}{m}\delta_t & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \delta_t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \delta_t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{c}{m}\delta_t & 0 \end{bmatrix} \quad (3)$$

と表す。 $\delta_t$  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、

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -g \end{bmatrix} \quad (4)$$

として  $B$  を定義する。 $\omega_k$  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3次元位置を  $z_k$  とすると、観測モデルは式(5)によって表される。

$$z_k = HX_k + v_k \quad (5)$$

ただし、

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

とし、 $v_k$  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  $H$  を得る。

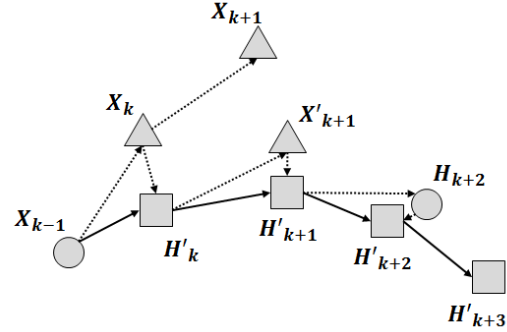


図6 カルマンフィルタ処理の流れ

## 6. パーティクルを用いた物体の3次元位置と速度の獲得

### 6.1. パーティクルの配置

図7にプロセスノイズ  $\omega_k$  の範囲とパーティクル散布の流れを示す。パーティクルを用いて物体の3次元位置と速度情報を確率的に獲得するため、カルマンフィルタで予測された3次元位置周辺にパーティクルを散布する。初期の散布は、プロセスノイズ  $\omega_k$  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を用いて、球状の散布範囲を楕円状に変形させる。予測速度ベクトルを用いることで、モーションブラーが影響を与える範囲に、パーティクルを配置することが可能となる。

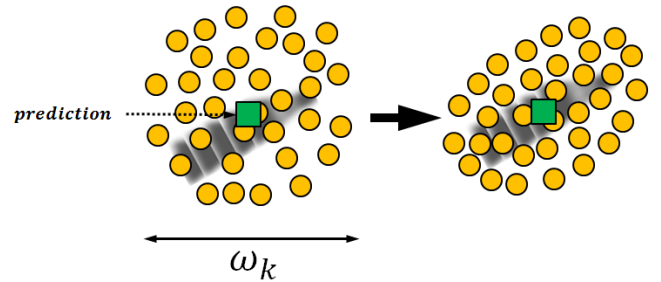


図7 プロセスノイズ  $\omega_k$  の範囲とパーティクル散布の流れ

### 6.2. 色情報を用いた尤度計算

本研究では、色情報を用いてパーティクルの尤度を算出する。手動で30枚の画像から切り出したシャトル領域の輝度値の分布を図8に示す。この分布から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分かる。バドミントン映像の場合、背景はコートとそれ以外の背景に二分できることから、2種類の尤度関数を用意し、シャトルの予測位置によって選択的に利用することとする。シャトルのコート内外判定は、撮影画像に



対して手動で3次元コート領域を指定することにより行う。

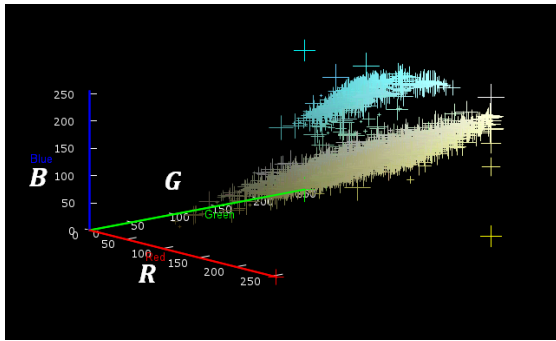


図8 シャトル領域の輝度値の分布

尤度関数  $L(d)$  は、シャトルの代表 RGB 値からのユークリッド距離  $d$  の関数であり、分散  $\sigma^2$  となる正規分布関数とする。分散  $\sigma^2$  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コート内の場合の尤度関数を  $L(d_a)$ 、コート外における尤度関数を  $L(d_b)$  とする。

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

ここで、シャトルの代表 RGB 値は、図8の輝度値分布を参考に予測速度によって設定される。例えば、予測速度が非常に遅い場合は、モーションブラーの影響が少ないためシャトル本来の輝度値（図8右上の輝度値）が選択され、予測速度が速い場合は、背景色の影響を強く受ける左下の輝度値が選択される。

### 6.3. 尤度情報を用いたパーティクルの再配置と位置の獲得

図9にパーティクルの再配置と位置の獲得の流れを示す。前述した尤度関数の出力を重みとして、パーティクルの再配置を行う。楕円状に変形させたパーティクルに尤度関数の出力の重みを加えることで、3次元空間中のパーティクルは、3次元空間中における、モーションブラーを考慮したシャトルの形状となる。全パーティクルの重心をシャトルの3次元位置として獲得する。

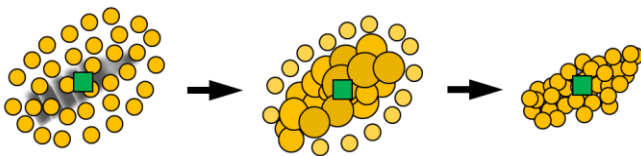


図9 パーティクルの再配置と位置の獲得

### 6.4. パーティクルの分布形状に基づく移動速度の獲得

図10にパーティクルの分布形状に基づく移動速度ベクトルの獲得について示す。前述した再配置パーティクルの分布を解析することで、速度ベクトルを獲得する。具体的には、パーティクル群に対して楕円体を当てはめた処理を行い、その長軸の長さ  $l$  を、シャッター開放時間中にシャトルが移動した距離とする。長軸の長さ  $l$  とシャッター速度（開放時間）から、シャトルの3次元位置  $g$  におけるシャトルの移動速度を算出する。

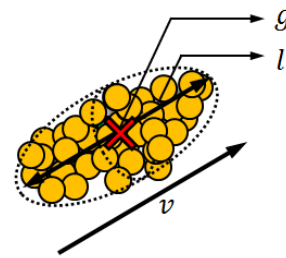


図10 パーティクルの分布形状に基づく移動速度

### 7. 提案手法の実証実験

2台のカメラ（ソニー-BRC-30）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11,12に示す。このとき、撮影解像度は  $640 \times 480$  画素、シャッター速度は  $1/60$  秒に設定した。

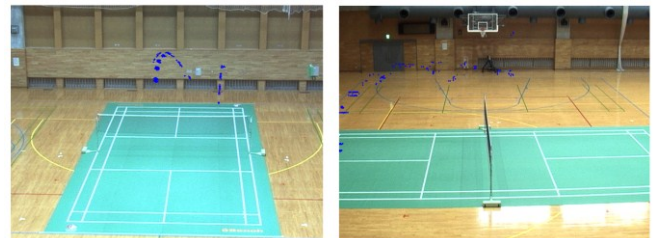


図11 画像上に射影されたシャトル領域のパーティクル位置

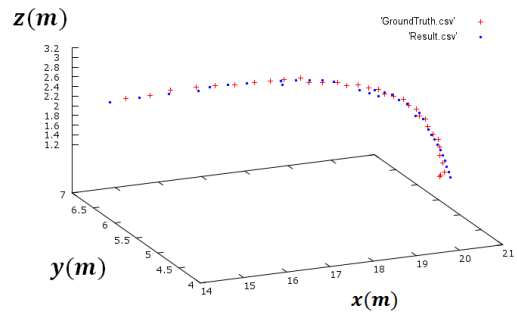


図12 シャトルの真値データと本手法による3次元追跡位置

## 8. おわりに

本研究では、高速移動物体の見え方の特徴を利用することにより、その3次元位置の推定精度を向上させる手法を提案した。移動物体の位置と速度の両方を観測し、カルマンフィルタを用いて追跡することで、高速に移動する物体の追跡を実現した。実験結果より、モーションブレンダーを伴う速度変化の大きいシーケンスに対する追跡において、本手法が有効であることを示した。

## 文 献

- [1] Heer Gandhi, Michael Collins, Michael Chuang, and Priya Narasimhan, Real-Time Tracking of Game Assets in American Football for Automated Camera Selection and Motion Capture, Proc. Procedia Engineering, vol. 2, Issue 2, pp.2667–2673, June 2010
- [2] Wei-Lwun Lu, Kenji Okuma, and James J. Little, Tracking and recognizing actions of multiple hockey players using the boosted particle filter, Proc. Image and Vision Computing, vol. 27, Issues 1–2, pp.189–205, January 2009
- [3] Hua-Tsung Chen, Ming-Chun Tien, Yi-Wen Chen, Wen-Jiin Tsai and Suh-Yin Lee, Physics-based ball tracking and 3D trajectory reconstruction with applications to shooting location estimation in basketball video, Proc. J. Vis. Commun. Image R, vol.20, Issue 3, pp.204–216, April 2009
- [4] Hua-Tsung Chen, Hsuan-Sheng Chen, Ming-Ho Hsiao, Yi-Wen Chen, and Suh-Yin Lee, A Trajectory-Based Ball Tracking Framework with Enrichment for Broadcast Baseball Videos, Proc. International Computer Symposium (ICS-2006), Taiwan, vol. III, pp. 1145-1150, December 2006
- [5] Fei Yan, William Christmas, and Josef Kittler, Layered Data Association Using Graph-Theoretic Formulation with Application to Tennis Ball Tracking in Monocular Sequences, Proc. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 30, Issue. 10 pp.1814-1830, October 2008
- [6] Jinchang Ren, James Orwell, Graeme A. Jones, and Ming Xu, Tracking the soccer ball using multiple fixed cameras, Proc. Computer Vision and Image Understanding, vol. 113, Issue 5, pp.633–642, May 2009
- [7] Hua-Tsung Chen, Wen-Jiin Tsai, Suh-Yin Lee, and Jen-Yu Yu, Ball tracking and 3D trajectory approximation with applications to tactics analysis from single-camera volleyball sequences, Proc. Multimedia Tools and Applications, vol. 60, Issue 3, pp.641-667, October 2012
- [8] Firoz Alam, Harun Chowdhury, Chavaporn Theppadungporn and Aleksandar Subic, Measurements of Aerodynamic Properties of Badminton Shuttlecocks, Proc. Procedia Engineering, vol. 2, Issue 2, pp.2487–2492, June 2010
- [9] Hailin Jin, Paolo Favaro, and Roberto Cipolla, Visual Tracking in the Presence of Motion Blur, Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. (CVPR2005), vol. 2, pp.18-25, June 2005
- [10] Youngmin Park, Vincent Lepetit, and Woontack Woo, Handling Motion-Blur in 3D Tracking and Rendering for Augmented Reality, Proc. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (TVCG) vol. 18, Issue 9, pp.1449-1459, September 2012
- [11] Zheng Wu, Nickolay I. Hristov, Tyson L. Hedrick, Thomas H. Kunz, and Margrit Betke, Tracking a Large Number of Objects from Multiple Views, Proc. IEEE 12th International Conference on Computer Vision (ICCV2009), pp.1546-1553, September-October. 2009
- [12] Hoang Trinh, Jun Li, Sachiko Miyazawa, Juan Moreno, and Sharath Pankanti, Efficient UAV Video Event Summarization, Proc. International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2012), pp. 2226-2229, November 2012
- [13] Vasileios Karavasilis, Christophoros Nikou, and Aristidis Likas, Visual Tracking by Adaptive Kalman Filtering and Mean Shift, Proc. Artificial Intelligence: Theories, Models and Applications Lecture Notes in Computer Science vol.6040, pp. 153-162, 2010
- [14] Chang Huang, Bo Wu, and Ramakant Nevatia, Robust Object Tracking by Hierarchical Association of Detection Responses, Proc. Computer Vision – ECCV 2008 Lecture Notes in Computer Science vol.5303, pp.788-801, 2008
- [15] Clemens Rabe, Thomas Muller, Andreas Wedel, and Uwe Franke, Dense, Robust, and Accurate Motion Field Estimation from Stereo Image Sequences in Real-Time, Proc. Computer Vision – ECCV 2010 Lecture Notes in Computer Science, vol.6314, pp.582-595, 2010
- [16] Yoshinori Satoh, Takayuki Okatani and Koichiro Deguchi, A Color-based Tracking by Kalman Particle Filter, Proc. International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2004), vol.3, pp.502-505, August 2004
- [17] Xinyu Xu and Baoxin Li, Adaptive Rao-Blackwellized Particle Filter and Its Evaluation for Tracking in Surveillance, Proc. IEEE Transactions on Image Processing, vol.16, Issue.3 pp.838-849, March 2007
- [18] Vladimir Reilly, Haroon Idrees, and Mubarak Shah, Detection and Tracking of Large Number of Targets in Wide Area Surveillance, Proc. Computer Vision – ECCV 2010 Lecture Notes in Computer Science, vol. 6313, pp.186-199, 2010
- [19] Changjiang Yang, Ramani Duraiswami and Larry Davis, Fast Multiple Object Tracking via a Hierarchical Particle Filter, Proc. IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV2005), vol.1, pp.212-219, October 2005
- [20] Yuan Li, Haizhou Ai, Takayoshi Yamashita, Shihong Lao, and Masato Kawade, Tracking in Low Frame Rate Video: A Cascade Particle Filter with Discriminative Observers of Different Lifespans, Proc. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.30, Issue.10, pp.1728-1740, October 2008