

確率的背景モデルを用いたパーティクルフィルタによる頑健な追跡

武知 啓介[†] 福井 真二^{††} 岩堀 祐之[†]

[†] 中部大学大学院工学研究科 〒487-8501 春日井市松本町 1200

^{††} 愛知教育大学教育学部 〒448-8542 刈谷市井ヶ谷町広沢 1

E-mail: [†]takechi@cvt.cs.chubu.ac.jp, iwahori@cs.chubu.ac.jp, ^{††}sfukui@auecc.aichi-edu.ac.jp

あらまし 本論文では、確率的背景モデルを用いたパーティクルフィルタによる高精度な移動物体追跡手法を提案する。確率的背景モデルは、入力画像中の特徴点のオプティカルフローから作成する。オプティカルフローの出現確率に対して混合正規分布を当てはめ、背景のフローに当てはめられた正規分布を背景モデルとする。確率的背景モデルを用いて各特徴点が背景でない確率を求め、得られた確率の分布を正規化した後にそれに対して混合正規分布を当てはめる。この混合正規分布から各画素が移動物体領域である確率を求める。ここで得られた確率の平均を領域分割手法によって得られた小領域毎に求める。これをパーティクルフィルタの尤度を求める際に利用することで、追跡対象を高精度に追跡することが可能となる。実画像を用いた実験により、提案手法の有効性を示す。

キーワード 物体追跡, パーティクルフィルタ, 確率的背景モデル, Diriclet Process EM アルゴリズム

1. はじめに

コンピュータビジョンの分野では、撮影した動画像から移動物体を追跡する技術が研究されている。移動物体追跡の研究の応用分野として、監視カメラにおける不審者の特定、交通量計測、スポーツの試合における行動認識などが挙げられる。

スポーツの試合における行動認識、監視カメラにおける不審者の特定および交通量計測を行うためには、精度よく移動物体を追跡することが必要となる。しかし、このような動画像では複数の移動物体が映っている事が多く、また、よく似た外観の移動物体同士が交差する場合があります。高精度な追跡が困難となる。このような問題を解決するため、今まで多くの手法が開発されてきた。近年、追跡対象物体を頑健に追跡する手法として、パーティクルフィルタを用いた追跡手法が多く提案されている [1]- [5]。

パーティクルフィルタによって高精度に移動物体追跡を行うために、複数台のカメラを使用して移動物体の追跡を行う方法が提案されている [2]。この場合、複数台のカメラを設置することが困難な状況では適用できない。また、レーザーレンジファインダ等のカメラ以外の機器を併用して精度よく移動物体を追跡する手法も提案されている [3]。この場合、追跡するためのシステムが高価になる。1台のカメラからの映像のみを使用した移動物体追跡手法は安価に、かつ手軽に移動物体を追跡することが可能である。

文献 [4] は、視点固定サッカー映像において SVM とパーティクルフィルタを用いて複数の選手を追跡する手法を提案している。パーティクルフィルタの状態量として 3次元ワールド座標を用いており、現実に近いモデル

で追跡できるため、移動物体が交差する場合にも正確に追跡できるとしている。また SVM による移動物体の検出結果をパーティクルフィルタのモデルに取り入れることで、初期位置の取得や見失ったときの復帰が可能となっている。しかし、サッカーグラウンドという 3次元ワールド座標が既知の空間を対象としているため、入力映像が限定される。

文献 [5] では、パーティクルフィルタの尤度関数を工夫することで、高精度に追跡する手法が提案されている。パーティクルフィルタを用いて移動物体を追跡する手法では、尤度計算に色情報や、エッジ強度等のアピランスに基づく特徴量を用いることが多い。しかし類似した外観を持つ移動物体が交差した場合には、精度よく移動物体を追跡することが困難となる。そこで文献 [5] では、外観情報に加え、追跡対象物体の速度情報や移動物体間の距離情報を使用して尤度を算出する。これにより、類似した外観を持つ複数の移動物体を正確に追跡できる。しかし、文献 [5] は処理の高精度化のため背景差分結果を用いており、移動するカメラからの映像に対して処理を行うことができない。

そこで、本論文では文献 [5] を改良し、移動する 1台の単眼カメラからの映像中の移動物体を高精度に追跡する手法を提案する。本手法は、入力動画中の 2フレームから特徴点のオプティカルフローを求め、フローの出現確率を混合正規分布で近似し、背景のフローから作られた正規分布を確率的背景モデルとして得る。そして、確率的背景モデルを用いて、画像上のある点が移動物体上に存在する確率を求める。ここで得られた確率の平均を、領域分割手法によって得られた小領域毎に求める。この値をパーティクルの尤度を求める際に利用することで移動物体の追跡精度を向上させる。

以下、第2節で背景知識について説明し、第3節では提案手法について詳述する。第4節で提案手法による実験結果を示し、第5節で本論文をまとめる。

2. 背景知識

2.1 パーティクルフィルタ

本手法では、パーティクルフィルタによって移動物体を追跡する。パーティクルフィルタは、時刻 t での観測値を用いて t における状態量の事後確率分布を多数の粒子によって離散的に近似することで t における状態量を推定する手法である。各粒子は状態量の重みつきサンプルであり、粒子の重み分布によって事後確率分布を近似する。

パーティクルフィルタでは、各時刻において予測、重み計算、状態量推定、選択の処理を行う。予測では、前時刻における粒子の状態量を状態遷移モデルを用いて遷移させることで現時刻の粒子の状態量を得る。重み計算では、状態量と観測値を用いて各粒子の尤度を求め、その後得られた尤度を合計が1になるように正規化することで重みを得る。状態量推定では、粒子の状態量の重み付き平均から状態量を推定する。選択では、重みに比例する頻度で粒子を復元抽出する。

2.2 ディリクレ過程混合モデル

混合ガウス分布のパラメータ推定方法としてはEMアルゴリズムが有名である。旧来のEMアルゴリズムを適用する場合、混合ガウス分布の混合数を事前に与える必要があった。そのため、多くの手法では適当な混合数を手動で与えるか、MDLやBICなどの情報量基準を基に反復処理によって適切な混合数を決定していた。混合数を手動で与える場合、その混合数より多いガウス分布の混合ガウス分布のパラメータを正確に求めることは不可能であり、正確な分布が得られない可能性がある。情報量基準を基に適切な混合数を決定する場合、複数の異なる混合数でモデルを構築し、情報量基準に照らして適切な混合数を決定する。そのため、このような方法では計算量が問題となる。

近年、予め混合数を与えることなく混合分布のパラメータ推定を行うノンパラメトリックベイズ推定手法が提案されてきている。本手法では、典型的なノンパラメトリックベイズモデルの一つであるディリクレ過程混合モデルを用いる。ディリクレ過程混合モデルは、無限加算個の混合分布によってモデルを構築できるため、非常に柔軟にモデルを構築することが可能である。実際には、無限加算個の混合数でモデルを構築することは現実的ではなく、十分大きな数値で打ち切られる。打ち切りの数値が十分大きい場合、打ち切りによる近似への影響は軽微である。なぜなら、多くの場合、ある程度の混合数で混合分布を近似でき、多くの混合分布の混合比がほぼ0になるからである。

ディリクレ過程混合分布を事前分布とする混合ガウス分布のパラメータ推定法としては、変分ベイズ法を利用した方法やEMアルゴリズムを拡張した手法などが提案されている[7][8]。本手法では、ディリクレ過程EM(DPEM)アルゴリズム[8]を利用する。

3. 提案追跡手法

提案する追跡手法は、文献[5]で提案されたパーティクルフィルタによる追跡手法を基にしている。この手法は、外観の類似する移動物体が交差する際にも頑健に追跡することができる手法である。しかし、単眼固定カメラで撮影された映像を仮定しており、背景差分を利用していた。本提案手法は、背景差分を利用せず、移動カメラからの映像中の移動物体を頑健に追跡することができるように拡張する。以下に提案する追跡手法について説明する。

3.1 状態量と状態遷移モデル

本手法で用いるパーティクルフィルタにおける i 番目の粒子の時刻 t における状態量 $\mathbf{c}_t^{(i)}$ は、以下のように定義される。

$$\mathbf{c}_t^{(i)} = [x_t^{(i)}, y_t^{(i)}, u_t^{(i)}, v_t^{(i)}, w_t^{(i)}, h_t^{(i)}]^\top \quad (1)$$

ここで、 $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ は追跡対象物体の中心位置の画像座標、 $(u_t^{(i)}, v_t^{(i)})$ は追跡対象物体の速度 (pixels per frame)、 $w_t^{(i)}, h_t^{(i)}$ は追跡対象物体を内包する矩形の幅および高さ、 $^\top$ は転置を表している。

追跡対象物体の速度を利用して追跡の精度向上を図るため、追跡対象物体の速度が必要になる。また、追跡対象物体を内包する矩形領域から物体の色情報を取得するため、追跡対象物体の位置の他に物体の画像上でのサイズも必要となる。これらをパーティクルの状態量とし、パーティクルフィルタによって推定する。

予測で使用する状態遷移モデルは以下の式で表される。

$$\mathbf{c}_t^{(i)} = \mathbf{c}_{t-1}^{(i)} + \mathbf{v}_{t-1}^{(i)} + \mathbf{w}_t^{(i)} \quad (2)$$

ただし、 $\mathbf{v}_{t-1}^{(i)}$ は i 番目の粒子の状態量中の速度、 $\mathbf{w}_t^{(i)}$ はガウスノイズベクトルである。

3.2 尤度関数

尤度を求める関数は、追跡精度を左右する非常に重要なものである。本手法では、以下のように定義している。

$$L_t^{(i)} = L_{t,c}^{(i)} L_{t,v}^{(i)} L_{t,d}^{(i)} L_{t,f}^{(i)} \quad (3)$$

ここで、 $L_{t,c}^{(i)}$ は色に関する尤度、 $L_{t,v}^{(i)}$ は速度に関する尤度、 $L_{t,d}^{(i)}$ は距離に関する尤度であり、文献[5]と同じ方法によって求める。 $L_{t,f}^{(i)}$ は移動物体上にある確率から得られる尤度である。

物体の外観情報から得られる尤度のみを用いて追跡を行う場合、外観の類似するほかの移動物体が接近したと

きに追跡に失敗する可能性がある．この問題を解決するために，文献[5]では $L_{t,c}^{(i)}$ の他に $L_{t,v}^{(i)}L_{t,d}^{(i)}$ を用いて尤度を計算している．本手法でもこれらの尤度を用いる．また，文献[5]は追跡精度を向上させるために， $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ が背景差分で得られる領域中の点である粒子のみ尤度計算を行なっている．本手法では，移動カメラからの映像を対象としているため，背景差分を使用できない．そこで，確率的背景モデルを構築し，そのモデルを用いて計算した画像上の各点が移動物体上にある確率から計算する $L_{t,f}^{(i)}$ を尤度関数に導入する．

以下に $L_{t,c}^{(i)}$ ， $L_{t,v}^{(i)}$ ， $L_{t,d}^{(i)}$ について説明する． $L_{t,f}^{(i)}$ は次項で説明する．

3.2.1 色に関する尤度

$(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ および $w_h^{(i)}, h_t^{(i)}$ より，各粒子の色に関する尤度を計算する．矩形内の画素の画素値を基に色ヒストグラムを作成し，あらかじめ作成しておいた追跡対象物体の色ヒストグラム（以下参照用ヒストグラムという）との類似度を計算する．得られた類似度から尤度を計算する．なお，照明変化に頑健にするために，RGB表色系からHSV表色系に変換し，HS成分の色ヒストグラムを使用する．本手法では，各成分のヒストグラムの分割数をそれぞれ10とし，HS成分の組の度数分布から類似度を計算する．類似度の計算方法を以下に示す．

まず，矩形領域を水平に n 個に分割する．分割された小領域と隣接する上下の小領域から色ヒストグラムを取得し，参照用ヒストグラムの対応する部分との類似度 $S_j^{(i)}$ をHistogram Intersection [6]により求める．その後，矩形全体の類似度 $\overline{S}^{(i)}$ を以下の式により求める．

$$\overline{S}^{(i)} = \frac{1}{n-2} \sum_{j=2}^{n-1} S_j^{(i)} \quad (4)$$

得られた $\overline{S}^{(i)}$ を使用して $L_{t,c}^{(i)}$ を式(5)から求める．

$$L_{t,c}^{(i)} = \exp(k_c \overline{S}^{(i)}) \quad (5)$$

ここで， k_c は $L_{t,c}^{(i)}$ の大きさを制御するための変数である．追跡対象物体と似た外観を持つ移動物体が近く存在する場合， $L_t^{(i)}$ における $L_{t,c}^{(i)}$ の影響を小さくしたい．なぜなら，そのような場合に $L_{t,c}^{(i)}$ の影響が大きいと，追跡対象物体ではなく，類似する移動物体を追跡してしまう可能性が高くなるからである．そこで， k_c を以下のように定め，追跡対象物体と他の移動物体との類似度に応じて値を変化させる．

$$k_c = k \times \min(1.0 - S_c^l)_{l=1, \dots, M} \quad (6)$$

ここで， k は定数， S_c^l は追跡対象の参照用ヒストグラムと追跡対象の近く存在する物体 l との参照用ヒストグラムとの類似度， M は追跡対象物体の近く存在する他の移動物体数である．

M は以下のようにして求める．まず，追跡対象物体の

仮の推定位置 (x'_t, y'_t) を求める． (x'_t, y'_t) を以下の式より求める．

$$x'_t = \hat{x}_{t-1} + \hat{u}_{t-1}, \quad y'_t = \hat{y}_{t-1} + \hat{v}_{t-1} \quad (7)$$

ただし， $(\hat{x}_{t-1}, \hat{y}_{t-1})$ 及び $(\hat{u}_{t-1}, \hat{v}_{t-1})$ はそれぞれ $t-1$ においてパーティクルフィルタによって推定された追跡対象物体の中心位置及び速度である． $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ は $(x_{t-1}^{(i)}, y_{t-1}^{(i)})$ に速度ベクトルとガウスノイズ $g_{t,x}^{(i)}, g_{t,y}^{(i)}$ を加えて得られ，ほぼすべての粒子の $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ は (x'_t, y'_t) を中心とする半径 $\sqrt{(6\sigma_x)^2 + (6\sigma_y)^2}$ の円内に存在すると考えられる．ただし， σ_x, σ_y はそれぞれ， $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ を状態遷移させる際に加えられるガウスノイズを生成する際に従うガウス分布の分散である．そこで，その円内に追跡対象物体が存在する可能性があるとし，その円内に仮の推定位置が存在する他の移動物体の数を M とする．なお，他の移動物体は追跡対象物体を追跡している粒子群とは別の粒子群で追跡されているものとする．

3.2.2 速度に関する尤度

追跡対象物体が等速直線運動していると仮定した場合に存在するはずの位置に追跡対象物体が存在する可能性が最も高いと仮定する．そして，速度に関する尤度 $L_{t,v}^{(i)}$ を以下のように定義する．

$$L_{t,v}^{(i)} = \exp\left(-\frac{\sqrt{(x_t^{(i)} - x'_t)^2 + (y_t^{(i)} - y'_t)^2}}{2(\sigma_{t,v})^2}\right) \quad (8)$$

ここで， $\sigma_{t,v}$ は速度に応じて $L_{t,v}^{(i)}$ の変化量を制御する変数である． (x'_t, y'_t) の近くに追跡対象が存在する可能性が高いと考えられるため， (x'_t, y'_t) と $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ が近い粒子の尤度ほど高くなるように $L_{t,v}^{(i)}$ を定義している．

$\sigma_{t,v}$ は次式により決定される．

$$\sigma_{t,v} = \sqrt{\hat{u}_{t-1}^2 + \hat{v}_{t-1}^2} + 1 \quad (9)$$

対象物体の速度が遅い場合には，パーティクルフィルタにより誤った速度が推定された場合においても，予測位置の誤差は小さく，速度が速くなるほど誤差は大きくなると考えられる．そこで，速度が遅い場合には $\sigma_{t,v}$ が大きくなり，速度が遅い場合には $\sigma_{t,v}$ が小さくなるようにしている．こうすることで，対象物体の速度が遅い場合には， $L_{t,v}^{(i)}$ は $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ が (x'_t, y'_t) から離れるに従ってより緩やかな減少をするようになり，より広い範囲の粒子の $L_{t,v}^{(i)}$ が大きくなるようにしている．これにより，復元抽出する際に $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ が広く分布するように抽出されやすくなり，急激な速度変化に対して対応することができるようになる．

3.2.3 距離に関する尤度

$L_{t,v}^{(i)}$ を導入したとしても，対象物体と似た外観を持つ他の移動物体が似たような速度で移動している場合には，他の物体を追跡してしまう場合がある．そこで，距離に関する尤度 $L_{t,d}^{(i)}$ を導入することでこの問題を解決す

る． $L_{t,d}^{(i)}$ を求める式を以下に示す．

$$L_{t,d}^{(i)} = \begin{cases} \prod_{l=1}^M L_{t,d_l}^{(i)} & (M > 1 \text{ の場合}) \\ 1 & (M = 1 \text{ の場合}) \end{cases} \quad (10)$$

$$L_{t,d_l}^{(i)} = 1.0 - \exp\left(-\frac{D_{t,l}^{(i)2}}{2(\sigma_{t,d_l})^2}\right) \quad (11)$$

ここで， $D_{t,l}^{(i)}$ は式 (7) によって得られた移動物体 l の仮の推定位置と $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ とのユークリッド距離， σ_{t,d_l} は対象物体と移動物体 l との距離に応じて $L_{t,d_l}^{(i)}$ の変化量を制御する変数である．追跡対象物体の近くに他の移動物体が存在する場合，近くに存在する移動物体それぞれに対して $L_{t,d_l}^{(i)}$ を求める．物体 l の仮の推定位置と $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ の距離が近いほど $L_{t,d_l}^{(i)}$ が小さくなるように式 (11) は定義されている．こうすることで，他の移動物体を追跡することを防ぐ．なお，追跡対象物体の近くに他の移動物体が存在しない場合には $L_{t,d}^{(i)}$ を 1 とする．

σ_{t,d_l} の決定方法を以下に説明する．追跡対象物体同士が近い場合に σ_{t,d_l} の値が大きいと， $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ に近い $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ を持つ粒子の尤度も低くなってしまいう可能性がある．そこで， $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ と物体 l の仮の推定位置とのユークリッド距離を求め， σ_{t,d_l} にその値を与える．これにより，追跡対象同士が近い場合には σ_{t,d_l} が小さくなり，遠い場合には， σ_{t,d_l} が大きくなる．こうすることで上記問題を解決する．

3.3 確率的背景モデルを用いた尤度

文献 [5] では，より高精度な追跡を行うために背景差分を利用している．しかし，本手法で仮定している環境では，背景差分を利用できない．そこで，本論文では，確率的背景モデルを観測画像から構築し，それを用いて画像上の各点が追跡対象物体上に存在する確率を求め，それを基に尤度を計算する手法を提案する．この尤度を尤度関数に導入することで，移動物体上に $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ が存在する粒子の尤度を大きくすることが可能である．

以下に，本手法で使用される確率的背景モデル及び画像上の各点が移動物体上に存在する確率の算出方法，尤度の算出方法を説明する．

3.3.1 確率的背景モデル

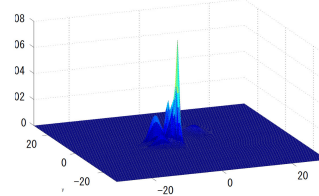
本手法では，入力動画中の 2 フレームから得られる特徴点のオプティカルフローを用いて確率的背景モデルを構築する．この際，画像中の背景上で検出された特徴点の数が，移動物体上で検出された特徴点の数よりも多いと仮定する．

縦軸，横軸にオプティカルフローの x, y 成分，高さ軸に頻度をとる 3 次元空間を考えると，背景中のオプティカルフローの分布が最も大きなピークを持つと考えられる．そこで，頻度分布の出現確率に対して DPBM アルゴリズムを適用して混合正規分布を当てはめ，得られた

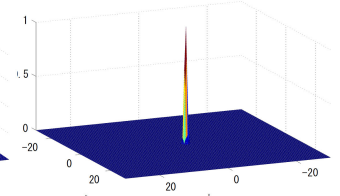


(a) 現在フレーム

(b) オプティカルフロー

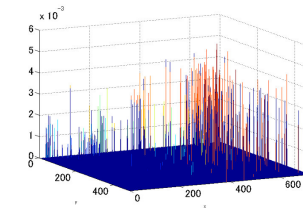


(c) 混合正規分布

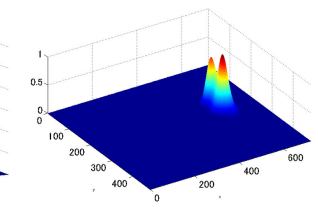


(d) 背景モデル

図 1 確率的背景モデル



(a)



(b)

図 2 移動物体存在確率分布構築例：(a) 移動物体上の特徴点である確率分布，(b) 移動物体存在確率の分布

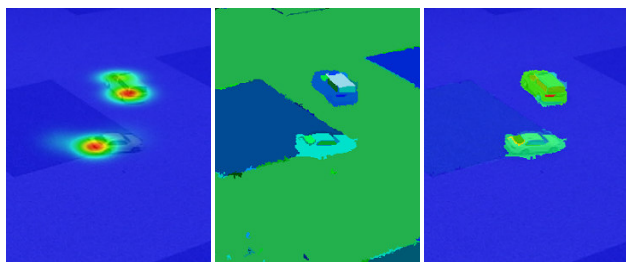
混合正規分布の中で，最も混合比の大きい分布を背景中の特徴点のオプティカルフローの確率分布とする．その正規分布の混合比を 1 とし，その他の正規分布の混合比を 0 として確率的背景モデルを得る．確率的背景モデルの構築例を図 1 に示す．

3.3.2 移動物体存在確率

確率的背景モデルを用いて，画像上の各点について移動物体中の点である確率を求める方法を説明する．

まず， $1 - \mathcal{N}(x; \theta)$ により，各特徴点が移動物体上に存在する確率を計算する．ただし， \mathcal{N} は正規分布， x はオプティカルフローベクトル， θ は背景モデルのパラメータである．次に，縦軸，横軸に特徴点の画像座標，高さ軸に特徴点が移動物体上にある確率をとる 3 次元空間に各特徴点をプロットし，得られた分布に対して DPBM アルゴリズムを適用して混合正規分布を当てはめる．ここで得られた正規分布のうち，平均ベクトル (画像座標) が 3.2.1 で説明した円内に存在しない正規分布の混合比を 0 とする．以上により，移動物体の存在する確率分布を得る．^(注1) 図 2 に移動物体存在確率の分布例を示す．

(注1)：この状態では，厳密にいうと確率分布ではないが，本手法では確率分布として扱っても問題ないため確率分布として扱うこととする



(a) 確率分布 (b) 領域分割結果 (c) $L_{t,f}^{(i)}$

図 3 $L_{t,f}^{(i)}$ 算出例

3.3.3 尤度計算

前項で得られた移動物体の存在する確率の分布を用いて $L_{t,f}^{(i)}$ を求める。 $L_{t,f}^{(i)}$ の算出方法を以下に示す。

$(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ は物体の中心位置のサンプルであるため、尤度は実際の移動物体の中心位置にピークがあることが望ましい。しかし、移動物体の存在する確率の分布は特徴点の座標に基づいて作成されるため、特徴点の位置によっては分布のピークが移動物体の中心から離れる場合がある。そこで、本手法では領域分割手法を用いてこの結果を改善する。各画素が移動物体上にある確率を求めた後、現在フレームの画像に対して領域分割を行う。次に、各画素が移動物体上にある確率の平均を各分割領域毎に求める。なお、領域分割は文献 [9] の手法を用いた。そして、 $(x_t^{(i)}, y_t^{(i)})$ が存在する領域の確率の平均を $L_{t,f}^{(i)}$ とする。

領域分割結果を用いて $L_{t,f}^{(i)}$ を算出する例を図 3 に示す。ここで、図 3(a)(c) では、値の小さい画素が青く表示され、大きくなるにつれて色が赤に変化するよう表示されている。図 3(a) では、推定した正規分布のピークが移動物体の中心から離れている。この分布に対して図 3(b) のように求めた分割された領域ごとに値の平均を求め、図 3(c) のような分布を得る。これにより、移動物体上では高く、背景上では低い尤度を得ることができる。

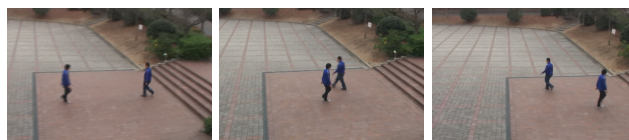
なお、3.2.1 で説明した円内に平均ベクトルがある正規分布が存在しない場合には $L_{t,f}^{(i)}$ を 1 として $L_{t,f}^{(i)}$ の尤度に対する影響をなくす。

パーティクルフィルタによってより精度良く追跡を行うには、移動物体が存在する領域内の粒子のみ尤度が高くなることが望ましい。 $L_{t,f}^{(i)}$ を用いることで、移動物体の存在しない可能性の高い領域の粒子の尤度を下げることが可能であり、頑健な移動物体追跡を実現できる。

4. 実験

提案手法の有効性を確認するために実験を行った。

実験に使用した動画は SONY HDR-XR520V で撮影したものをを用いた。画像サイズは 720×480 画素、RGB 各色 8bit カラーであった。また、計算に使用した計算機は CPU に Core i7 860 2.80 GHz を搭載し、メモリを 4GBYTE 搭載していた。



(a) 50th Frame (b) 90th Frame (c) 130th Frame



(a) 10th Frame (b) 40th Frame (c) 70th Frame



(a) 40th Frame (b) 80th Frame (c) 120th Frame

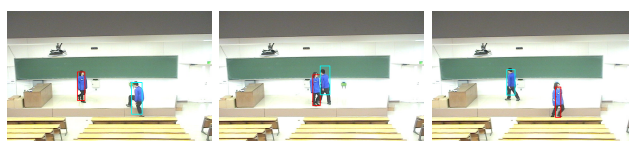
図 4 入力動画 (上段:Scene 1, 中段:Scene 2, 下段:Scene 3)



(a) 50th Frame (b) 90th Frame (c) 130th Frame



(a) 10th Frame (b) 40th Frame (c) 70th Frame



(a) 40th Frame (b) 80th Frame (c) 120th Frame

図 5 処理結果 (上段:Scene 1, 中段:Scene 2, 下段:Scene 3)

1つの移動物体を追跡するためのパーティクルフィルタの粒子数を 1000 個とし、他の移動物体と交差中と判定されている場合には 2000 個にした。また、今回の実験で使用した動画は初期フレームにおいて追跡対象物体が存在していたため、移動物体領域を手動で与えて各粒子の初期化を行った。

使用した動画は、3つの異なる条件（以下シーン 1、シーン 2、シーン 3 という）で撮影を行った。実験に使用した入力画像を図 4 に示す。

シーン 1 は、同じ服装の 2 人の人間を、シーン 2 は 2 台の同色のラジコンカーを手で持ったカメラによって撮影している。シーン 1 及びシーン 2 の撮影中は、カメラの向きを変更している。また、固定カメラを用いた場合の本手法の有効性を確認するために、シーン 3 では、固定カメラで 2 人の人物を撮影している。

各シーンの動画に対して本手法を適用した。処理結果を図 5 に示す。なお、図中の矩形が移動物体の推定位置

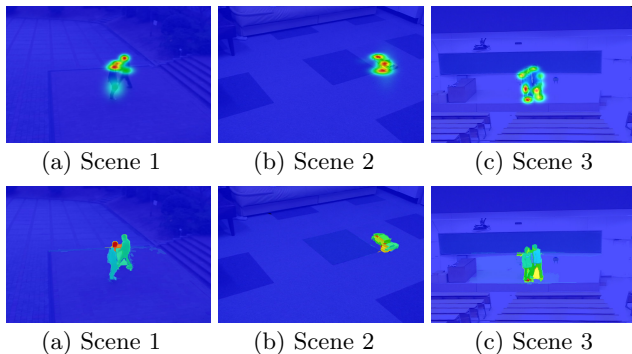


図 6 移動物体の確率分布 (上段) と $L_{t,f}^{(i)}$ の分布 (下段)

表 1 各シーンにおける追跡成功率 [%]

入力動画	追跡成功率 [%]
Scene 1	92.0
Scene 2	98.0
Scene 3	94.0

である．図 5 より，どのシーンに対しても精度良く追跡できていることが確認できる．シーン 1，シーン 2 ともに頑健に追跡できることから，本手法は剛体物体，非剛体物体に関係なく追跡できることが確認できた．また，固定カメラからの映像であるシーン 3 の実験では，背景上の移動量 0 のフローによって確率的背景モデルが構築される．そのため，移動量を持つフローのある移動物体上で $L_{t,f}^{(i)}$ が高くなる．したがって，固定カメラ，移動カメラに関係なく追跡対象が移動していれば問題なく追跡できる．

各シーンで移動物体交差中における $L_{t,f}^{(i)}$ の分布を図 6 に示す．どのシーンも分布のピークの偏りはあるが，分割領域ごとに平均をとることで，背景上で $L_{t,f}^{(i)}$ が小さくなっていることが確認できる．移動物体同士が接近する場合には，文献 [5] で提案されている尤度関数によって追跡できるが，移動物体同士が複雑に交差する場合には推定位置が追跡対象から外れることがある．しかし本手法では，確率的背景モデルによって作成した尤度 $L_{t,f}^{(i)}$ を用いることで，移動している追跡対象を正確に追跡できた．

次に，実験結果の定量的な評価を行った．本手法は粒子の分散にガウスノイズを利用しているため，同じ動画を利用した実験でも成功する場合と失敗する場合があります．そこで，入力動画に対して 25 回実験を行い，追跡に成功した移動物体の個数を数えて追跡成功率を算出した．各シーンにおける追跡成功率を表 1 に示す．全てのシーンで 90% 以上の成功率が得られており，本手法が精度の良い追跡手法であることを示している．

また， $L_{t,f}^{(i)}$ の効果を調べるため， $L_{t,c}^{(i)}$ ， $L_{t,v}^{(i)}$ ， $L_{t,d}^{(i)}$ の積から尤度を求めた場合の実験をシーン 1 に対して行った．追跡成功率を求めたところ，36% であった． $L_{t,f}^{(i)}$ を導入することにより，高精度に追跡を行うことが可能となったことを確認した．

5. おわりに

本論文では，パーティクルフィルタの尤度関数に，確率的背景モデルを基に計算した尤度を加えることで移動物体を高精度に追跡する手法を提案した．

確率的背景モデルは，入力画像中の特徴点のオプティカルフローの出現確率に対して混合正規分布を当てはめ，背景のフローの分布を近似する正規分布により得た．その後，確率的背景モデルを用いて，各画素が移動物体領域である確率を求め，領域分割手法を適用して得られた領域ごとに求めた確率の平均を尤度計算に利用した．これにより，特徴点が移動物体全体から得られない場合にも移動物体上で高く，背景上で低い尤度を得ることができ，移動カメラからの映像を用いた場合においても対象物体を高精度に追跡することが可能となった．実画像を用いた実験を行い，本手法の有効性を確認した．

本手法では，移動物体が存在する確率をオプティカルフローをもとに求めている．そのため，移動物体が静止した場合には追跡精度が低下すると考えられる．そこで，移動物体が静止した場合の精度向上が今後の課題として挙げられる．

謝 辞

本研究の一部は科学研究費補助金 (基盤研究 (c)(#23500228)，若手研究 (B)(#23700199)) 及び中部大学研究費の支援による．ここに感謝申し上げる．

文 献

- [1] M. Isard and A. Blake: “CONDENSATION - conditional density propagation for visual tracking”, *IJCV*, Vol. 29, No. 1, pp.5-28, 1998.
- [2] 小林貴訓, 杉村大輔, 平澤宏祐, 鈴木直彦, 鹿毛裕史, 佐藤洋一, 杉本晃宏: “パーティクルフィルタとカスケード型識別器の統合による人物三次元追跡”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J90-D-II, No. 8, pp.2049-2059, 2007.
- [3] 山田弘幸, 倉爪亮, 村上剛司, 長谷川勉: “SIR/MCMC パーティクルフィルタを用いた複数カメラとレーザレンジファインダによる移動体のトラッキング”, *MIRU2007 論文集*, IS-5-19, 2007.
- [4] 西濃 拓郎, 滝口 哲也, 有木 康雄: “複数尤度を用いた 3 次元パーティクルフィルタによる選手の追跡”, *MIRU2010*, IS1-39, 2010.
- [5] 圓田直樹, 福井真二, 倉橋涉, 武知啓介, 岩堀祐之: “外観の類似する物体同士の交差に頑健な追跡手法”, 電学論 C, Vol 130, No 9, 2010.
- [6] M. J. Swain and D. H. Ballard: “Color indexing”, in *IJCV*, Vol. 7, pp. 11-32, 1991.
- [7] Blei D. M. and Jordan M. I.: “Variational inference for Dirichlet process mixtures”, *Bayesian Analysis*, Vol. 1, No. 1, pp. 121-144, 2006.
- [8] T. Kimura, Y. Nakada, A. Doucet, and T. Matsumoto: “Semi-supervised learning scheme using dirichlet process em-algorithm”, *IEICE Tech. Rep.*, Vol. 108, No. 484, pp. 77-82, 2009.
- [9] P. F. Felzenszwalb, D. P. HUTTENLOCHER: “Efficient graph-based image segmentation”, *IJCV*, Vol. 59, No. 2, pp. 167-181, 2004.