

## 分散カメラとレーザ測域センサの統合によるエリア内人物追跡

小林 貴訓<sup>†</sup> 杉村 大輔<sup>†</sup> 関 真規人<sup>††</sup> 平澤 宏祐<sup>††</sup> 鈴木 直彦<sup>††</sup>

鹿毛 裕史<sup>††</sup> 佐藤 洋一<sup>†</sup> 杉本 晃宏<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> 東京大学生産技術研究所 〒 153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1

<sup>††</sup> 三菱電機 (株) 先端技術総合研究所 〒 661-8661 尼崎市塚口本町 8-1-1

<sup>†††</sup> 国立情報学研究所 〒 101-8430 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2

E-mail: <sup>†</sup>{yosinori,sugimura,ysato}@iis.u-tokyo.ac.jp, <sup>††</sup>Seki.Makito@dr.MitsubishiElectric.co.jp,  
<sup>†††</sup>Hirasawa.Kosuke@cs.MitsubishiElectric.co.jp, <sup>††††</sup>Suzuki.Naohiko@dw.MitsubishiElectric.co.jp,  
<sup>†††††</sup>Kage.Hiroshi@dc.MitsubishiElectric.co.jp, <sup>††††††</sup>sugimoto@nii.ac.jp

あらまし 三次元人物追跡の本質的な課題の一つに、出現・消失や遮蔽に対する追跡初期化がある。本稿では、分散カメラとレーザ測域センサを相補的に統合した、頑健な追跡初期化機構を備えたエリア内複数人物追跡手法を提案する。具体的には、Mixture Particle Filter の枠組みに基づいて、複数の人物頭部の三次元位置と向きを追跡する。追跡初期化は、レーザ測域センサによる観測に基づいて、人物の出現を頑健に検出することで行う。追跡へのレーザ測域センサの統合は、オプティカルフローに基づいた状態遷移とレーザ測域センサによる観測に基づいた分布を混合した確率密度分布から仮説を生成することで実現する。仮説は、人物頭部のさまざまな見えに対応した AdaBoost 学習による識別器群を用いて評価する。実環境による実験により本手法の頑健性、有効性を確認した。

キーワード 人物追跡, 分散カメラ, レーザ測域センサ, mixture particle filter, AdaBoost

## People Tracking by Integrating Observations from Distributed Cameras and Laser Range Scanners

Yoshinori KOBAYASHI<sup>†</sup>, Daisuke SUGIMURA<sup>†</sup>, Makito SEKI<sup>††</sup>, Kousuke HIRASAWA<sup>††</sup>,  
Naohiko SUZUKI<sup>††</sup>, Hiroshi KAGE<sup>††</sup>, Yoichi SATO<sup>†</sup>, and Akihiro SUGIMOTO<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> Institute of Industrial Science, The University of Tokyo  
4-6-1 Komaba, Meguro-ku, Tokyo 153-8505, JAPAN

<sup>††</sup> Advanced Technology R&D Center, Mitsubishi Electric Corporation  
8-1-1, Tsukaguchi-honmachi, Amagasaki City, Hyogo 661-8661, JAPAN

<sup>†††</sup> National Institute of Informatics  
2-1-2 Hitotsubashi, Chiyoda-ku, Tokyo 101-8430, JAPAN

E-mail: <sup>†</sup>{yosinori,sugimura,ysato}@iis.u-tokyo.ac.jp, <sup>††</sup>Seki.Makito@dr.MitsubishiElectric.co.jp,  
<sup>†††</sup>Hirasawa.Kosuke@cs.MitsubishiElectric.co.jp, <sup>††††</sup>Suzuki.Naohiko@dw.MitsubishiElectric.co.jp,  
<sup>†††††</sup>Kage.Hiroshi@dc.MitsubishiElectric.co.jp, <sup>††††††</sup>sugimoto@nii.ac.jp

**Abstract** For tracking a varying number of people using distributed cameras, it is important to deal with appearance/disappearance of people due to various causes including occlusions. We propose a method for tracking people with automatic initialization by integrating observations from distributed cameras and laser range scanners. In our method, the problem of estimating 3D positions and orientations of multiple people's heads is formulated based on a mixture particle filter. Proposal distributions of a mixture particle filter are constructed by using a mixture model that incorporates information from an optical flow and measurements from a laser range scanner. A set of AdaBoost-based classifiers trained to detect a face with a particular orientation are selectively used for hypothesis evaluation. Our experimental results demonstrate the effectiveness and robustness of our method.

**Key words** people tracking, distributed cameras, laser range scanner, mixture particle filter, AdaBoost

## 1. はじめに

社会的な防犯意識の高まりと共に、監視カメラの普及が進んでいる。店舗などの特定エリア内において、監視カメラ映像から人物の動線や各時刻での注目方向を計測することができれば、動線の分類による不審者の検知や顧客の購買行動の分析など、セキュリティやマーケティングなどへの応用が期待できる。

エリア内における人物追跡では、人物の出現に対する追跡初期化が大きな課題となる。カメラ画像に基づく追跡初期化では、複雑背景、低解像度、照明変動、多様な見えなどの要因から、高精度かつ効率的な追跡対象の検出が難しい。また、複数対象の三次元追跡では、三次元位置の獲得のため、複数カメラによる同一対象の観測を正しく対応づける必要がある。さらに、店舗などの実環境では、物理的な制約などによりカメラを理想的に配置できることは少なく、障害物や人物相互による遮蔽などにより、エリア全体において安定した観測を得ることは難しい。

これに対して、本稿では、新たにレーザ測域センサを導入し、エリア内に配置された分散カメラと相補的に統合することで、複数の人物頭部の三次元位置と向きを追跡する手法を提案する。本手法の特徴は以下である。

(1) レーザ測域センサによる観測に基づいて、エリア内での人物の出現を検出することで、頑健に追跡初期化を行う。

(2) 追跡は Mixture Particle Filter [12] の枠組みに基づいて行い、オプティカルフローに基づいた状態遷移とレーザ測域センサによる観測に基づいた分布を混合した確率密度分布から仮説を生成することで、カメラ画像による追跡にレーザ測域センサを統合する。

これにより、追跡初期化においては、エリア内に人物が出現した時点で速やかに追跡を開始し、人物同士がすれ違うなどの遮蔽により追跡が失敗した場合でも、良好な観測が得られた時点で、速やかに追跡を再開する。さらに、追跡においては、単眼カメラによる観測においても安定な三次元追跡を実現し、分散配置されたセンサ群のさまざまな組合せによる三次元人物追跡を可能とする。具体的には、追跡初期化時は、レーザ測域センサと一つ以上のカメラによる観測が得られればよく、追跡時は、単眼カメラとレーザ測域センサ、視野を共有する複数カメラ、視野を共有する複数カメラとレーザ測域センサ、のいずれかの組合せによる観測が得られればよい。

カメラ画像を用いた人物追跡では、パーティクルフィルタ [3] に基づいた手法が数多く提案され、有効性が報告されている。

人物の出現・消失に対して、Isard らは、背景と人物の両方をモデル化し、追跡人数を状態量に含めることで、シーン全体を追跡する手法を提案している [4]。この手法は、人物の出現・消失や人物相互の遮蔽を扱うことができる反面、計算コストが高く、人物と背景を事前に学習する必要があるため、不特定人物の追跡には適していない。

Okuma らは、追跡対象の検出を行う検出器を追跡器と並列に動作させることで、頑健に追跡初期化を行う手法を提案している [9]。この手法では、追跡対象の検出器に Adaboost 学習による識別器を用い、追跡器に色ヒストグラムによる尤度評価

に基づいた Mixture Particle Filter を用いている。さらに Cai らは、能動カメラを用いる場合に問題となる、検出器による検出結果と追跡対象の対応づけを高度化した手法を提案している [1]。しかし、三次元空間での追跡を考える場合、画像平面と実世界の対応を逐次求める必要があることから、対象の検出と追跡に同じカメラから得られる画像情報を用いることは効率的ではない。

視野を共有する複数カメラによる人物の三次元追跡の例では、仮説の評価に AdaBoost 学習による識別器 [13] を用いた高精度な追跡手法が提案されている [6]。また、松元らは、視野を共有する複数カメラの一部で遮蔽が起きた場合にも、尤度の統合を工夫することで、追跡が継続できることを示している [7]。しかし、これらの例では追跡初期化に関して詳細に議論されておらず、複雑な背景などに対して、どの程度頑健に動作するかが明らかでない。これに対して、杉村らは、三次元空間での追跡対象の探索に、観測履歴に基づいた環境情報を利用することで、追跡初期化を効率的に行う手法を提案している [10]。しかし、追跡初期化には、視野を共有する複数カメラでの良好な観測が必要であり、複数対象の三次元位置の獲得では誤対応の課題が残る。

Cui らは、足元に設置した複数のレーザ測域センサによる観測に基づいて歩行者を追跡している [2]。追跡初期化は、レーザ測域センサによる計測点の軌跡を観察することで実現される。この手法では、多数の歩行者をオープンスペースで高精度に追跡可能であるが、レーザ測域センサによる観測では見えの情報が得られないため、人物の同定や注目方向の計測などは難しい。また、カメラとレーザ測域センサの併用では、中村らの例 [8] があるが、カメラによる追跡はレーザ測域センサによる追跡が寸断された場合の補間的利用に留まり、カメラとレーザ測域センサによる観測を統合して追跡するものではない。

これらに対し、本手法では、レーザ測域センサの導入により、追跡対象の検出を容易にし、検出精度の向上と複数カメラによる観測の誤対応を回避した、頑健な追跡初期化を行う。また、三次元空間でカメラとレーザ測域センサによる観測を統合することにより、追跡の枠組みを変更することなく、さまざまなセンサの組合せで、人物頭部の三次元位置と向きを追跡する。このような、カメラによる見えの観測とレーザ測域センサによる距離の観測という、異なるセンサモダリティを相補的に統合した追跡手法の例はない。

本稿では、2 節にて Mixture Particle Filter について概観し、3 節にてレーザ測域センサを統合した提案手法の詳細について述べる。4 節にて実験について述べ、最後に 5 節にてまとめる。

## 2. Mixture Particle Filter

パーティクルフィルタでは追跡対象をノンパラトリックな確率密度分布で表現するため、複数対象の追跡では、個々の追跡対象に対する確率密度分布を区別することが難しい。これに対して、Vermaak らは、シーン全体の確率密度分布を、個々の追跡対象の確率密度分布の重み付け和で表現できることを示し、複数対象の頑健な追跡を実現した [12]。

時刻  $t$  における対象の状態量を  $\mathbf{x}_t$ 、画像による観測を  $\mathbf{z}_t$  とし、時刻  $t$  までに得られる観測を  $\mathbf{Z}_t = \{\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_t\}$  とする。このとき、時刻  $t$  における対象の事前確率密度分布  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1})$  は、マルコフ過程を仮定することにより、時刻  $t-1$  における事後確率密度分布  $p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{Z}_{t-1})$  と時刻  $t-1$  から  $t$  への状態遷移確率密度分布  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$  を用いて以下のように表すことができる。

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1}) = \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{Z}_{t-1})d\mathbf{x}_{t-1} \quad (1)$$

時刻  $t$  における事後確率密度分布  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t)$  は、ベイズの法則より、時刻  $t$  における尤度  $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)$  と事前確率密度分布  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1})$  により次のように表すことができる。

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t) = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1})}{\int p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1})d\mathbf{x}_t} \quad (2)$$

さらに、複数対象の追跡のため、 $p_m$  を  $m$  番目の追跡対象の確率密度分布として、(1)、(2) を以下のように拡張する。

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1}) = \sum_{m=1}^M \Pi_{m,t-1} p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1}) \quad (3)$$

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t) &= \frac{\sum_{m=1}^M \Pi_{m,t-1} p_m(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1})}{\sum_{n=1}^M \Pi_{n,t-1} \int p_n(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p_n(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1}) d\mathbf{x}_t} \\ &= \sum_{m=1}^M \left[ \frac{\Pi_{m,t-1} \int p_m(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1}) d\mathbf{x}_t}{\sum_{n=1}^M \Pi_{n,t-1} \int p_n(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p_n(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1}) d\mathbf{x}_t} \right] \\ &\quad \times \left[ \frac{p_m(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1})}{\int p_m(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1}) d\mathbf{x}_t} \right] \\ &= \sum_{m=1}^M \Pi_{m,t} p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t) \end{aligned} \quad (4)$$

ここで、 $\Pi_{m,t}$  は以下で表される個々の追跡対象の重みであり、 $\sum_{m=1}^M \Pi_{m,t} = 1$  を満たす。

$$\Pi_{m,t} = \frac{\Pi_{m,t-1} \int p_m(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1}) d\mathbf{x}_t}{\sum_{n=1}^M \Pi_{n,t-1} \int p_n(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p_n(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1}) d\mathbf{x}_t} \quad (5)$$

個々の対象の追跡は事後確率密度分布  $p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t)$  の期待値を逐次求めることで実現される。

本手法では、3.2.3 節にて述べるように、事前確率密度分布  $p_m(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_{t-1})$  として、オプティカルフローに基づいた状態遷移とレーザ測域センサによる観測に基づいた分布を混合したモデルを仮定する。また、3.3 節にて述べるように、尤度  $p_m(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)$  は、輪郭の輝度勾配の類似性と AdaBoost 識別器による評価に基づいてカメラ画像から得る。

Mixture Particle Filter では、時刻  $t$  における事後確率密度分布  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t)$  を、状態量  $\mathbf{x}_t$  の仮説群  $\{\mathbf{s}_t^{(1)}, \dots, \mathbf{s}_t^{(I)}\}$  と各仮説に対応する重み  $\{\pi_t^{(1)}, \dots, \pi_t^{(I)}\}$  により次のように離散的に近似する。

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t) \approx \sum_{m=1}^M \Pi_{m,t} \sum_{i \in I_m} \pi_t^{(i)} \delta(\mathbf{s}_t^{(i)}) \quad (6)$$

ここで、 $I_m$  は  $m$  番目の追跡対象に所属する仮説群を表す。

また、 $\Pi_{m,t}$  は次式によって更新する。

$$\Pi_{m,t} = \frac{\Pi_{m,t-1} \sum_{i \in I_m} \pi_t^{(i)}}{\sum_{n=1}^M \Pi_{n,t-1} \sum_{i \in I_n} \pi_t^{(i)}} \quad (7)$$

この枠組みにより複数対象の追跡が実現されるため、以降は個々の対象の追跡について議論する。Mixture Particle Filter の詳細については文献 [12] を参照されたい。

### 3. 提案手法

#### 3.1 人物頭部モデル

室内空間に三次元世界座標系  $XYZ$  をとる。座標系は床面を  $XY$  平面と一致させ、高さ方向を  $Z$  軸とする。人物頭部は一定の大きさの楕円体としてモデル化し、位置を楕円体の中心座標  $(x, y, z)$  で表現する。また、人物は頭部を傾けて室内を移動することは少ないと仮定すると、人物頭部の向きは、 $X$  軸を基準とした  $Z$  軸回りの回転  $\theta$  のみで表せる。これより、人物頭部の時刻  $t$  における  $i$  番目の仮説を以下で表す。

$$\mathbf{s}_t^{(i)} = \begin{bmatrix} x_t^{(i)} & y_t^{(i)} & z_t^{(i)} & \theta_t^{(i)} \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

#### 3.2 レーザ測域センサの統合

##### 3.2.1 人物頭部候補の検出

レーザ測域センサはレーザ光を内部のミラーの回転により円周上に投光し、反射光が観測される遅延時間（光飛行時間）に基づいて、センサから物体までの距離を計測するセンサである。用いたレーザ測域センサ (SICK 社製 S300) では、センサを中心に周囲  $270^\circ$ 、距離  $15\text{m}$  の計測範囲を、計測周波数  $24\text{Hz}$ 、角度分解能  $0.5^\circ$ 、計測誤差  $\pm 1\text{cm}$  で計測可能である。図 1 左に、室内壁面に  $145\text{cm}$  の高さに設置した場合の計測データの例を示す。図 1 右は、レーザ測域センサによる計測点を校正済みのカメラ画像に重ねたものである。室内の形状や人物頭部が高精度に計測されていることが分かる。

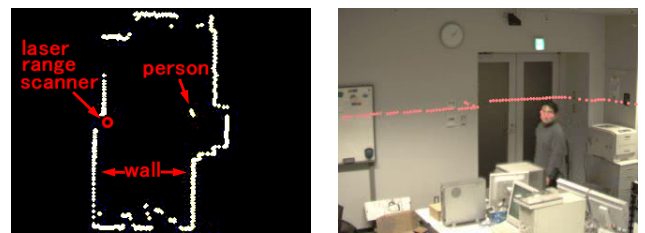


図 1 レーザ測域センサによる計測

Fig. 1 Measure points from a laser range scanner

レーザ測域センサによる観測に基づいて、時刻  $t$  における人物頭部候補  $\mathbf{y}_t$  を得る。 $\mathbf{y}_t$  は状態量  $x_t, y_t, z_t, \theta_t$  を要素に持ち、 $x_t, y_t$  をレーザ測域センサによる観測から取得する。 $z_t, \theta_t$  は追跡初期化時と追跡時で異なる値を設定する。

具体的には、人物頭部の平均的な高さにレーザ測域センサを設置し、人物が存在しないときの計測点群を背景データとして事前に記録した後、以下の手順により  $x_t, y_t$  を得る。

(1) 時刻  $t$  で得られた計測点群から、背景データとの差分を抽出する。

(2) 差分計測点群を距離 10cm を閾値としてクラスタリングする。

(3) クラス内に差分計測点が一定数<sup>(注1)</sup>以上存在するクラスを人物頭部候補とし、クラスの平均を  $x_t, y_t$  とする。

### 3.2.2 追跡初期化と追跡終了

レーザ測域センサによる観測から、エリア内で人物頭部候補  $y_t$  が新たに検出されたときに追跡を開始する。レーザ測域センサにより検出された人物頭部候補  $y_t$  に基づいて、向きを一様に分布させ、身長個人差を吸収するよう高さのばらつきを大きくとった仮説群を生成することで、追跡初期化を行う。ただし、 $y_t$  の状態量  $z_t$  はレーザ測域センサによる計測面の高さとし、 $\theta_t = 0$  とする。

追跡終了は、識別器による評価値の合計が一定の値よりも低くなった場合とした。

### 3.2.3 追跡への統合

オプティカルフローに基づいた状態遷移  $p_{opt}(x_t | x_{t-1})$  とレーザ測域センサによる観測に基づいた分布  $p_{laser}(x_t | y_t)$  を次のように混合した分布  $q(x_t | x_{t-1}, y_t)$  からサンプリングを行うことで、レーザ測域センサによる観測を追跡に統合する。

$$q(x_t | x_{t-1}, y_t) = (1 - \alpha)p_{opt}(x_t | x_{t-1}) + \alpha p_{laser}(x_t | y_t) \quad (9)$$

ここで、 $\alpha$  は混合比パラメータであり、レーザ測域センサによる観測が得られない場合  $\alpha = 0$  とする。

$p_{opt}(x_t | x_{t-1})$  として、時刻  $t-1$  で選択された  $i$  番目の仮説  $s_{t-1}^{(i)}$  を  $s_t^{(i)}$  に次のように伝播するモデルを仮定する。

$$s_t^{(i)} = s_{t-1}^{(i)} + v_t + \omega. \quad (10)$$

ここで、 $v_t$  はオプティカルフローから予測された三次元空間における変位ベクトルであり、 $v_t = [\dot{x}_t \ \dot{y}_t \ \dot{z}_t \ \dot{\theta}_t]^T$  である (ただし  $\dot{\theta}_t = 0$ )。これは、時刻  $t$  において、2つのカメラの画像上で、人物頭部周辺のオプティカルフローにより予測された画像座標  $(u_{1,t}, v_{1,t}), (u_{2,t}, v_{2,t})$  を三次元空間に逆投影し、時刻  $t-1$  で推定された人物頭部の三次元位置と差分をとることで得る。 $\omega$  は平均  $0$ 、共分散行列  $\Sigma_\omega$  を持つガウス雑音であり、 $\Sigma_\omega$  は分散  $\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_z^2, \sigma_\theta^2$  を対角要素に持つ。ただし、視野を共有するカメラがない場合は、 $\dot{x}_t = 0, \dot{y}_t = 0, \dot{z}_t = 0, \dot{\theta}_t = 0$  とする。

また、 $p_{laser}(x_t | y_t)$  として、次のモデルを仮定する。

$$p_{laser}(x | y_t) \approx N(x | y_t, \Sigma_\omega) \quad (11)$$

ここで  $N(x_t | y_t, \Sigma_\omega)$  は、 $x_t$  の確率密度分布が平均ベクトル  $y_t$  共分散行列  $\Sigma_\omega$  の多変量正規分布に従うことを表す。ただし、 $y_t$  の状態量  $z_t, \theta_t$  は  $z_t = z_{t-1}, \theta_t = \theta_{t-1}$  とする。

### 3.3 人物頭部らしさの評価

各仮説の人物頭部らしさを輪郭の輝度勾配の類似性と AdaBoost 識別器 [13] を用いて評価する。時刻  $t$  における  $i$  番目の仮説  $s_t^{(i)}$  の重み  $\pi_t^{(i)}$  は、以下の手順により得る。ただし事前に、AdaBoost 識別器を、人物頭部の正面、45° 右向き、90°

右向き、135° 右向き、45° 左向き、90° 左向き、135° 左向きなどの向き毎に準備し、識別器の評価尺度を正規化するため、文献 [11] に基づいて、尤度のキャリブレーションを行っておく。

(1) 各時刻  $t$  において、生成された  $i$  番目の仮説  $s_t^{(i)}$  を  $c$  番目のカメラ画像に射影し、カメラ画像座標  $p_{c,t}^{(i)}$ 、相対的な人物頭部の向き  $\theta_{c,t}^{(i)}$ 、カメラ画像上での人物頭部の幅  $l_{c,t}^{(i)}$  を得る。ただし、仮説を射影した際にカメラの視野外となる場合、以降の手順は行わず、追跡を終了する。

(2) カメラ画像座標  $p_{c,t}^{(i)}$  を中心として、カメラ画像上での人物頭部の幅  $l_{c,t}^{(i)}$  に従い人物頭部の輪郭上 6 点の輝度勾配とモデルの輪郭の輝度勾配を比較することで、輪郭の輝度勾配の類似性に基づく重み  $\pi_{edge,c,t}^{(i)}$  を取得する。図 2 に示した 6 点はこの評価点を表している。

(3) 仮説の射影によって得られた相対的な人物頭部の向き  $\theta_{c,t}^{(i)}$  に基づいて、識別器を選択する。次に、仮説  $s_t^{(i)}$  を射影したカメラ画像座標  $p_{c,t}^{(i)}$  を中心に、カメラ画像上での人物頭部の幅  $l_{c,t}^{(i)}$  に基づいて領域を切り出す。このとき、選択された識別器の種類によって切り出す領域を図 2 の矩形のように調整する。そして、切り出した画像のサイズを調整し、選択された識別器に入力して重み  $\pi_{ada,c,t}^{(i)}$  を取得する。

(4) 視野を共有するカメラが複数ある場合、上記手順を各カメラに対して行い、得られた重みを次式により統合する。

$$\pi_t^{(i)} = \prod_c \pi_{edge,c,t}^{(i)} \pi_{ada,c,t}^{(i)} \quad (12)$$



図 2 識別器入力画像領域の調整

Fig. 2 Adjusted regions for classifiers

## 4. 実験

提案手法に基づき、およそ 5m×5m の床上を観測エリアとし、室内天井に IEEE1394 カラーカメラ (Point Grey Research 社製 Flea) を設置して実験を行った。校正済みのカメラ映像は 30fps で録画し、追跡処理はオフラインで行った。人物一人を追跡するための仮説は 250 個とし、 $\Sigma_\omega$  の分散  $\sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_z^2, \sigma_\theta^2$  の標準偏差は、それぞれ  $\sigma_x = 4\text{cm}, \sigma_y = 4\text{cm}, \sigma_z = 2\text{cm}, \sigma_\theta = 45^\circ$  とした。

### 4.1 エリア内における人物の出現と消失

3人の人物がエリア内に出現し、頭部の向きを変えながらエリア内を通過した場合の実験を行った。この実験では、視野を共有する2台のカメラとレーザ測域センサを用いた。また、混合比パラメータは  $\alpha = 0.2$  とした。

実験の様子を図 3 左に示す。人物頭部の矩形は追跡結果を重ねて表示したものである。また、矩形の色は人物頭部の向きを表している。図 3 右はレーザ測域センサによる人物頭部候補の検出の様子である。また、追跡した人物頭部の軌跡を図 4 に示す。提案手法による追跡の精度を定量的に調べるために、画像中の人物頭部位置を手作業で求め、2枚の画像から逆投影して

(注1): センサから最も遠い位置で頭部が検出されるよう決定する

求めた三次元座標を真の位置と見なし、推定結果と併せて示した。Z 軸方向及び XY 平面上での平均誤差及び標準偏差を表 1 に示す。

図 3, 図 4 より, エリア内の人物の出現と消失を捕らえ, 複数の人物頭部を三次元追跡できていることがわかる。3 人の人物には身長差があるが, 頑健に追跡初期化が行われており, 図 4 下の追跡結果にも身長差が観察できる。さらに, 本手法では, 追跡と同時に頭部の向きを推定を行うことが可能である。事前に行った単眼カメラ画像での予備実験では, 人物頭部向きを推定する誤差は平均  $24.7^\circ$  であった。レーザ測域センサによる観測のみでは, このような身長差や頭部の向きは計測できない。

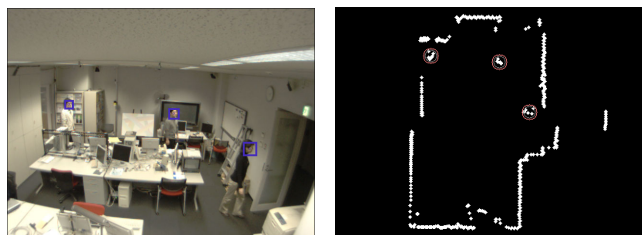


図 3 複数人物の追跡の様子  
Fig. 3 Multiple people tracking

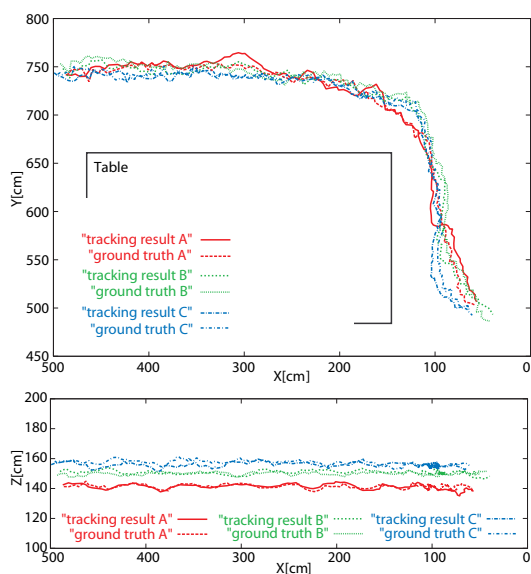


図 4 複数人物頭部の追跡結果の軌跡  
Fig. 4 Trajectories of users' head position

表 1 複数人物頭部の追跡における検出誤差  
Table 1 Tracking errors

	平均 [cm]	標準偏差 [cm]
人物 A	Z 軸方向	1.37
	XY 平面	6.68
人物 B	Z 軸方向	1.41
	XY 平面	6.27
人物 C	Z 軸方向	1.58
	XY 平面	5.68

カメラ画像を用いた追跡初期化との比較のため, 視野を共有する 2 台のカメラで観測可能な空間を一辺 25cm の立方体で分

割し, 背景差分により変化が観察されたボリュームの最上部を人物頭部候補として検出することを試みた。図 5 は立方体ボリュームの変化を検出している様子である。しかし, この方法では頭部位置の検出精度の低さや複数対象の誤対応の問題から, 多くの場合で追跡初期化に失敗した。

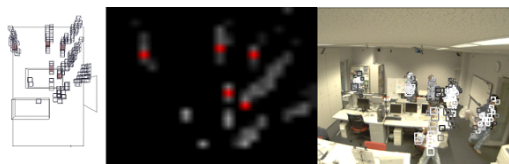


図 5 差分ボリュームの観察による三次元人物頭部検出  
Fig. 5 People's heads detection based on volume intersection

#### 4.2 人物相互遮蔽

二人の人物がすれ違い, 一方の人物が遮蔽される場合の実験を行った。この実験では, 視野を共有する 2 台のカメラとレーザ測域センサを用いた。また, 混合比パラメータは  $\alpha = 0.2$  とした。

図 6 上段において, 二人の人物がすれ違い, 人物 B が人物 A によって一時的に遮蔽される。追跡結果の軌跡から, 人物 B は, 人物 A に遮蔽されている間追跡されていないが, 人物 A の影から出現し, レーザ測域センサによる検出とカメラ画像による良好な観測が得られた時点で速やかに初期化され, 追跡が頑健に再開されていることが分かる。このように, 本手法では, 人物相互の遮蔽などにより追跡が一時的に失敗しても, レーザ測域センサによる観測に基づいた頑健な追跡初期化により, 速やかな追跡の再開が可能である。

図 6 下段では, 二人の人物はすれ違いますが, 身長差によりカメラ画像上で頭部の遮蔽が起きない。この場合, 識別器の評価値が低下しないため, 追跡が継続できる。また実験では, 二人の人物が交差する際に, 人物 B のレーザ測域センサによる観測が, 人物 A に遮蔽され得られない状況であった。しかし, 視野を共有する 2 台のカメラによる観測により人物 B の追跡は継続される。このように, カメラ画像による評価に基づいて追跡を行うことから, レーザ測域センサによる観測が得られない場合でも追跡を継続できる。

#### 4.3 単眼カメラによる追跡

単眼カメラとレーザ測域センサを用いた場合の実験を行った。この実験では, 混合比パラメータを  $\alpha = 0.5$  とした。

図 7 に単眼カメラとレーザ測域センサを用いて追跡した人物頭部の軌跡を示す。また, 視野を共有する 2 台のカメラとレーザ測域センサを用いた場合, 単眼カメラでレーザ測域センサを用いない場合, の追跡結果も併せて図 7 に示した。

図 7 より, 単眼カメラの場合でも, レーザ測域センサによる観測を統合することで, 視野を共有する 2 台のカメラを用いた場合に近い良好な三次元追跡ができていることが分かる。また, レーザ測域センサによる観測を利用しない場合, 人物頭部の画像上の大きさのみを手掛かりにカメラからの距離が推定されるため, カメラ光軸方向に大きな誤差が生じている。このように, 本手法では, レーザ測域センサによる観測を追跡に統合することで, 単眼カメラでも安定な三次元追跡が可能である。

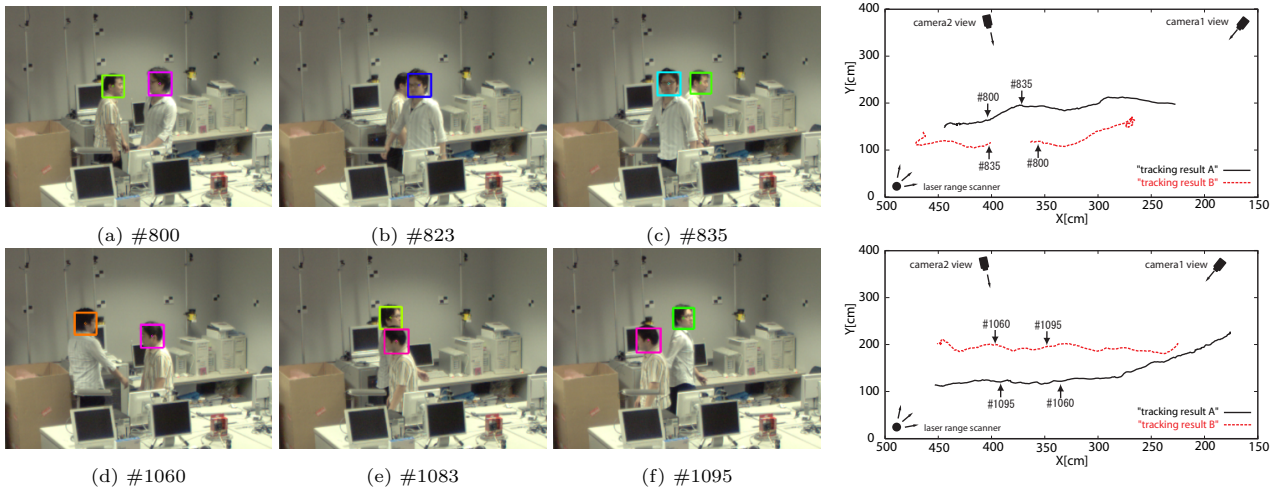


図 6 人物相互遮蔽

Fig. 6 Occlusions caused by people's interaction

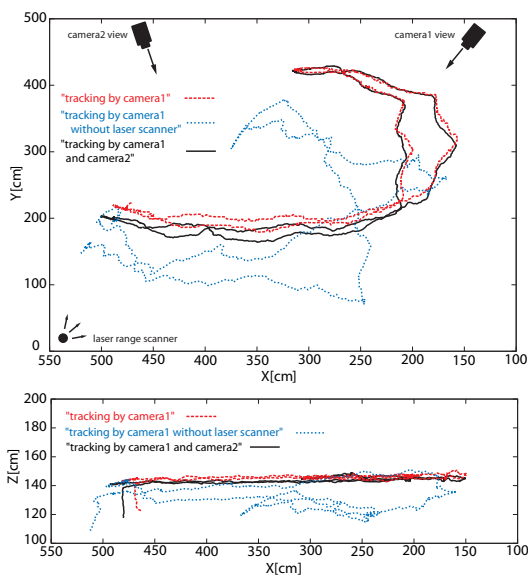


図 7 単眼カメラによる三次元人物頭部追跡

Fig. 7 3D head tracking using a single camera

## 5. おわりに

本稿では、Mixture Particle Filter の枠組みに基づいて、分散カメラとレーザ測域センサを相補的に統合した人物追跡手法を提案した。レーザ測域センサによる観測に基づいて、エリア内での人物の出現を検出することで、頑健な追跡初期化を可能とした。これにより、人物同士がすれ違うなどの遮蔽により追跡が失敗した場合でも、良好な観測が得られた時点で、速やかに追跡を再開することができた。また、オプティカルフローに基づいた状態遷移とレーザ測域センサによる観測に基づく分布を混合した確率密度分布から仮説を生成することで、レーザ測域センサを追跡に統合し、単眼カメラを用いた場合でも良好な三次元追跡を実現した。これにより、分散配置されたセンサ群のさまざまな組合せによる三次元人物追跡を可能とした。

今後は、人物相互の遮蔽などより、断片化した人物動線を、Javed らの手法 [5] に基づいて対応づけ、観測エリア全体の人物動線を計測する枠組みを構築する予定である。

## 文 献

- [1] Y. Cai, N. Freitas, and J. Little, "Robust Visual Tracking for Multiple Targets," Proc. the European Conference on Computer Vision, vol.4, pp.107-118, 2006.
- [2] J. Cui, H. Zha, H. Zhao and R. Shibasaki, "Fusion of Detection and Matching Based Approaches for Laser Based Multiple People Tracking," Proc. the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol.1, pp.642-649, 2006.
- [3] M. Isard and A. Blake, "Condensation - Conditional Density Propagation for Visual Tracking," International Journal of Computer Vision, vol.29, no.1, pp.5-28, 1998.
- [4] M. Isard and J. MacCormick, "BraMBLE: a Bayesian multiple-blob tracker," Proc. the International Conference on Computer Vision, vol.2, pp.34-41, 2001.
- [5] O. Javed, Z. Rasheed, K. Shafique, and M. Shah, "Tracking Across Multiple Cameras With Disjoint Views," Proc. the International Conference on Computer Vision, vol.2, pp.952-958, 2003.
- [6] 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 D-II, Vol. J90-D-II, No.8, 2007.
- [7] 松元郁佑, 加藤丈和, 和田俊和, "複数カメラを用いた Condensation によるオクルージョンにロバストな人物追跡," 画像の理解・認識シンポジウム, pp.501-506, 2006.
- [8] 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介, "レーザスキャナと画像センサの融合による歩行者追跡," 第 11 回 画像センシングシンポジウム講演論文集, pp.177-180, 2005.
- [9] K. Okuma, A. Taleghani, N. Freitas, J. Little and D. Lowe, "A Boosted Particle Filter: Multitarget Detection and Tracking," Proc. the European Conference on Computer Vision, vol.3021 of LNCS, pp.28-39, 2004.
- [10] 杉村大輔, 小林貴訓, 佐藤洋一, 杉本晃宏, "行動履歴を反映させた適応的環境属性を伴う三次元人物追跡," 情報処理学会 研究報告 コンピュータビジョンとイメージメディア, vol.2006-CVIM-156, pp.171-178, 2006.
- [11] T. Chateau, V. G. Belille, F. Chausse and J. T. Lapreste, "Real-Time Tracking with Classifiers," International Workshop on Dynamical Vision in conjunction with ECCV, 2006.
- [12] J. Vermaak, A. Doucet and P. Perez, "Maintaining Multi-Modality through Mixture Tracking," Proc. the International Conference on Computer Vision, vol.2, pp.1110-1116, 2003.
- [13] P. Viola and M. Jones, "Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features," Proc. the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol.1, pp.511-518, 2001.