

自己発信情報の組み込みによる移動体の分離追跡

非会員 野 敦稔* 非会員 内田 誠一**
 非会員 倉爪 亮** 非会員 谷口 倫一郎**
 正員 長谷川 勉**

Visual Tracking of an Object with its Motion Information

Atsutoshi Shimeno*, Non-member, Seiichi Uchida**, Non-member, Ryo Kurazume**, Non-member,
 Rin-ichiro Taniguchi**, Non-member, Tsutomu Hasegawa**, Member

Tracking of a moving robot in surveillance video is an important task for coexistence of human beings with robots. An essential technology to manage coexistence environment of human beings and moving robots is separation and tracking of moving robots. For this task, the moving robot should be separated from other moving objects, i.e., human beings. We assume that the robot provides its additional motion information to the surveillance system to ease the task. The robot can be tracked from the other objects as a moving region being consistent with the additional motion information. For this purpose, we modify a tracking algorithm based on particle filter in order to incorporate the additional motion information. The results of an experiment on real surveillance video sequences have indicated that the proposed framework can separate and track a moving robot under the existence of several walking persons.

キーワード：移動体追跡，自己発信情報，自律移動ロボット，パーティクルフィルタ

Keywords: tracking, motion information, particle filter

1. まえがき

近年のロボット技術の発展は目覚しく、ロボットと人間の共存社会も現実的な話となりつつある。実際、ロボットが人間と共生しながら働く街「ロボットタウン」の実証的研究が行われている⁽¹⁾。こうしたロボット社会実現のためには、ロボット(以下、単に移動体と呼ぶ)と人間の安全な共存環境の構築は必要不可欠である。

こうした共存環境の構築のための課題の一つとして、移動体と人間が複数混在する環境映像から移動体だけを分離し、追跡する手法の開発が挙げられる。こうした分離追跡が実現できれば、人間と移動体の衝突回避や、移動体の適応的な分散配置が可能となる。

映像中の特定の物体を分離追跡する問題⁽²⁾⁽³⁾は、コン

ピュータビジョンの古典的な問題ながら、未解決の部分も多い。従来の対象追跡手法は、対象の見えや色ヒストグラム等の事前知識を利用して追跡を行う手法と、事前知識を用いず、画像からのエッジ情報やオプティカルフロー分布を利用して追跡を行う手法に分類することができる。前者は、照明変動や対象の見えの変化に弱く、屋外の監視カメラのように、天候や時間によって色情報が頻繁に変動する状況下においては、追跡精度は大幅に低下すると考えられる。一方、後者は、色の変化に対しては頑健であると考えられるが、画像上に複数の対象物体候補が現れた場合、それらから追跡対象を分離するのは困難である。

そこで本論文では、移動体が自らの移動情報をシステム側に自己発信することができるかと仮定し、その自己発信情報と映像情報を統合することで、移動体だけを分離追跡する手法を提案する。本論文ではあえてテンプレートを使用しない。こうした困難な状況でも、自己発信情報に合致した動領域を探索していくことで、移動体だけを分離追跡可能であることを示す。

自己発信情報としては、移動体が直進、曲線的移動、停止の3つの移動モードのいずれであるかという単純なものを考える。従って自己発信情報は言わば3種類のラベルの時系列となる。移動体は、カメラの視点を考慮せずにこの

*九州大学 システム情報科学府
〒819-0395 福岡市西区元岡 744
Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University 819-0395

**九州大学 システム情報科学研究院
〒819-0395 福岡市西区元岡 744
Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
Motooka 744, Nishi-ku, Fukuoka-shi 819-0395

移動モードを発信できる。これは、例えば移動体が直進していれば、どのカメラでも直進と見えるためである。すなわち移動モードは視点不変情報である。この性質は、完全なカメラキャリブレーションが必ずしも期待できない実環境や、移動体に搭載したカメラからの映像を利用する場合に好都合と考えられる。この情報の発信方法としては、無線 LAN や IC タグなどの利用が考えられる。先に述べたロボットタウンにおいては、屋内外の至る所にシステムとの通信が可能なインターフェースやセンサが配置されており、この自己発信情報の実装は容易であると考えられる。

このように本論文の目的は、追跡対象(すなわち移動体)の見えに関する事前情報が与えられないという困難な状況にあっても、カメラとは別のチャネルから与えられる極めて少量の高信頼情報を援用すれば、高精度な分離追跡が可能であることを示す点にある。ビジョン情報と付加情報のこうした補完的融合は、タグとビジョンの組み合わせ^{(4)~(6)}にも見られるように、今後発展させていくべき新たな潮流であると言えよう。

以上の考え方を具体化するための追跡の基本方式として、本論文ではパーティクルフィルタ⁽⁷⁾を採用する。後述するようにパーティクルフィルタは、選択・予測・重み計算の3ステップからなる。このパーティクルフィルタを、自己発信情報を組み込むべく変更する。最も重要な変更点は、予測および重み計算ステップでの処理を移動モードに応じて適切に切り替える点にある。これにより移動体の移動方向に合致した追跡が得られやすくなる。他にも、予測方式の拡張(加速度の利用)や、テンプレートなどの見え情報を用いない構成としている点において、一般的なパーティクルフィルタの利用形態とは異なっている。

2. パーティクルフィルタによる追跡

本稿では、パーティクルフィルタによる追跡手法の一般的な考え方について概観する。前述の通り、本論文では自己発信情報を組み込むべくパーティクルフィルタを幾つかの点において変更する。こうして得られる変更後のパーティクルフィルタすなわち本手法については、4章で述べる。

パーティクルフィルタとは、対象の状態 \mathbf{x}_t の確率分布[†]を、状態空間内におけるサンプル点集合 $\{\mathbf{s}_t^{(n)} \mid n = 1, \dots, N\}$ と各サンプル点の重みの集合 $\{\pi_t^{(n)} \mid n = 1, \dots, N\}$ によって近似表現する方法である。このサンプル点 $\mathbf{s}_t^{(n)}$ はパーティクルもしくは仮説と呼ばれる。状態空間内において重みの大きなパーティクルが集積している箇所を、 \mathbf{x}_t の確率密度が高い箇所と考える。このことからわかるように、重み $\pi_t^{(n)}$ は一種の信頼度であり、パーティクル $\mathbf{s}_t^{(n)}$ が現在の観測値 \mathbf{z}_t と整合しているほど大きな値とする。

パーティクルフィルタを用いた追跡では、 \mathbf{x}_{t-1} の確率分布すなわち $\{\mathbf{s}_{t-1}^{(n)}, \pi_{t-1}^{(n)}\}$ を用いて、 \mathbf{x}_t の確率分布すなわち

[†]より詳細に言えば、現時刻 t までの観測値の集合 $\mathbf{Z}_t = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_t\}$ が得られたとき、現在の対象の状態 \mathbf{x}_t の事後確率分布 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{Z}_t)$ のことを指す。

1. 選択: 前時刻における重み $\pi_{t-1}^{(n)}$ に基づき、新たな N 個のパーティクル $\mathbf{s}_{t-1}^{(n)}$ を選択する。
2. 予測: 予測式(追跡対象の動きモデル)に基づき、現状の予測値 $\mathbf{s}_t^{(n)}$ を生成する。
3. 重み計算: 観測値(映像から得られる情報)との一致度合いに応じて、重み $\pi_t^{(n)}$ を計算する。

Fig. 1. The particle filter algorithm.

$\{\mathbf{s}_t^{(n)}, \pi_t^{(n)}\}$ を求め、それから最も可能性の高い \mathbf{x}_t を求めることで、時刻 t の対象位置を推定する。これを t について繰り返すことにより、追跡結果を状態空間内の軌跡として得ることができる。状態 \mathbf{x}_t およびパーティクル $\mathbf{s}_t^{(n)}$ は、一般に対象物体の画像中の位置 \mathbf{x}_t と速度 \mathbf{v}_t からなる4次元ベクトルとして表されることが多い。

Fig. 1 に示すように、パーティクルフィルタによる追跡処理は、選択・予測・重み計算の3つのステップからなる。選択ステップにおいては、重みが高いパーティクルほど重複して選択され、逆に重みが低いパーティクルほど選択されずに以降の処理から削除される。重み計算ステップにおいては、観測値との一致度が高い領域(例えば動領域であったり、テンプレートが与えられる場合はテンプレートに類似した領域)にあるパーティクルほど大きな重みが与えられる。

残る予測ステップにおいては、一般に以下の予測式に基づいて、選択の結果得られた $\mathbf{s}_{t-1}^{(n)}$ の時刻 t における予測状態が計算される。

$$\mathbf{s}_t^{(n)} = \mathbf{F}\mathbf{s}_{t-1}^{(n)} + \mathbf{w}_t \dots \dots \dots (1)$$

ここで、 \mathbf{F} は状態遷移行列(システム行列)である。また \mathbf{w}_t はノイズ項(システムノイズ)である。上式からわかるように、これら \mathbf{F} と \mathbf{w}_t により次時刻のパーティクルの分布が決定されるので、これらをどう与えるかは重要である。

以上の処理の反復により、各 t において、追跡結果すなわち尤もな \mathbf{x}_t を求めることができる。その計算には、全パーティクルの重み付き平均を用いるのが一般的である⁽³⁾。

$$\mathbf{x}_t = \frac{\sum_{n=1}^N \pi_t^{(n)} \mathbf{s}_t^{(n)}}{\sum_{n=1}^N \pi_t^{(n)}} \dots \dots \dots (2)$$

以下、本論文でも上式を利用する。

3. 想定する自己発信情報

本論文では、移動体からの自己発信情報として、直進、曲線の移動、停止の3つの移動モードを用いる。移動体は自己の現在の移動モードが、これらのうちのいずれに該当するかをシステム側に発信する。

これら3つの移動モードは、移動体の移動の様子を大まかに表したものである。例えば、直進モード(Fig. 2)とは、移動体が等速直線運動をしているモードである。曲線の移動モード(Fig. 3)とは、移動体が等速直線運動以外の移動

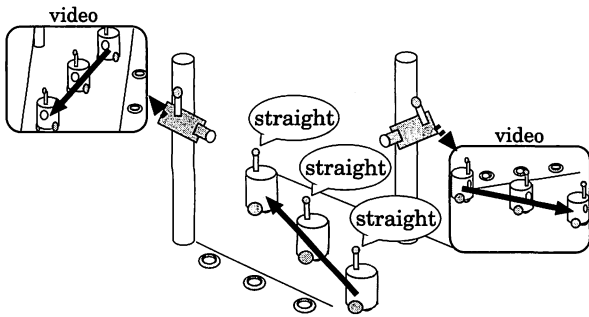


Fig. 2. Straight mode

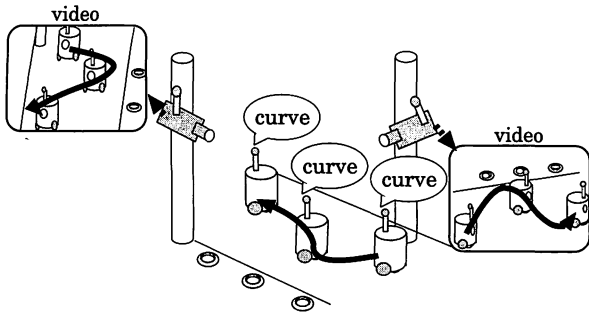


Fig. 3. Curve mode

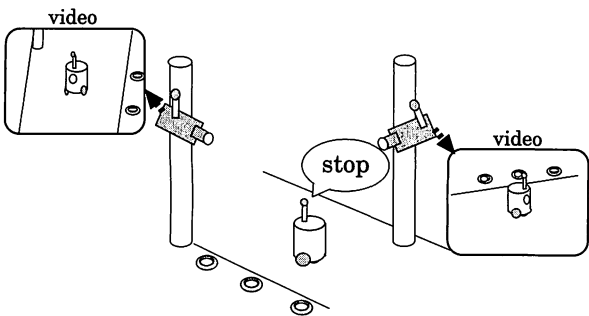


Fig. 4. Stop mode

数の動領域のうち、移動体からの自己発信情報と整合性の高い動きをしている動領域を重点的に追跡する。前述の通り本論文では移動体の見えに関する事前情報（テンプレート）が与えられないという困難な状況を前提としているために、追跡処理においても見えではなく動き情報のみを利用する。

本手法では、2章で述べたパーティクルフィルタに対し、3章で述べた自己発信情報に基づく制御を組み込むことで、自己発信情報と一致する動領域の選択的追跡を実現する。具体的には、予測ステップならびに重み計算ステップの処理を、移動モードによって切り替えることで、自己発信情報と一致するパーティクルを優先させ、追跡位置を高精度に推定する。

予測ステップでは、直進、曲線的移動、停止の各モードにおいて、移動体の動きモデルを、等速直線運動、等加速度運動、停止と仮定することで、効果的にパーティクルを拡散させる。さらに、重み計算ステップでは、各モードにおいて以下のようなパーティクルの重みを大きくする。

- 直進モード：直進を開始してから現在まで速度が一定であるパーティクル
- 曲線的移動モード：曲線的移動を開始してから現在まで、速度を変化させながら移動しているパーティクル
- 停止モード：停止してから現在まで、動きがないパーティクル

以下では、これらの処理について詳述する。

〈4・2〉状態の定義 2章で述べたように、一般的なパーティクルフィルタでは追跡対象の状態 \mathbf{x}_t の表現に位置 \mathbf{x}_t と速度 \mathbf{v}_t のみを用いる。これに対し、本手法では、自己発信情報を利用するために、加速度および速度の平均値を加えて、

$$\mathbf{x}_t = (\mathbf{x}_t, \mathbf{v}_t, \mathbf{a}_t, \bar{\mathbf{v}}_t)^t \dots \dots \dots (3)$$

とする。同様に、パーティクルを

$$\mathbf{s}_t^{(n)} = (\mathbf{x}_t^{(n)}, \mathbf{v}_t^{(n)}, \mathbf{a}_t^{(n)}, \bar{\mathbf{v}}_t^{(n)})^t \dots \dots \dots (4)$$

と表す。パーティクルフィルタの状態ベクトルに加速度を組み込んだ例⁽⁸⁾⁽⁹⁾はあるが、いずれも落下運動に適用したものである。本手法のように、平面上を移動する物体に対する加速度の導入は特徴的といえる。

〈4・3〉予測ステップ 予測ステップでは、自己発信情報に応じた制御が行われる。すなわち、各移動モードに応じて予測式(1)の \mathbf{F} および \mathbf{w}_t を適宜切り替えることで、パーティクル $\mathbf{s}_t^{(n)}$ の適切な予測生成を行う。以下本節では、各移動モードにおいて、これら \mathbf{F} , \mathbf{w}_t をどのように切り替えるかについて論ずる。

文献⁽¹⁰⁾においても \mathbf{w}_t を対象の速度に応じて制御する方法が提案されている。これに対し本手法は、自己発信情報による明示的な切り替えを行う点と、 \mathbf{F} の変更により予測モデルそのものの制御を行う点で異なっている。

〈4・3・1〉直進モードにおける予測 追跡対象が直進

をしているモードである。停止モード (Fig. 4) とは、移動体が停止したモードを示す。

1章でも述べたように、3つの移動モードはカメラの視点に不変な情報である。すなわち、例えば直進している移動体は、どのカメラで見ても（方向は異なるものの）直進している。曲線的移動や停止についても同様である。従って、移動体はすべてのカメラに対して特段の区別無く自己の移動モードを発信しても、各カメラは正しい移動モードを受け取ることができる。

このように、カメラの視点に不変な情報を用いることで、カメラがキャリブレーション済みであるという制約がなくなる。カメラのキャリブレーションが不要となれば、カメラのずれに対して頑健な追跡を行える。

4. 自己発信情報を用いた追跡アルゴリズム

〈4・1〉基本的な考え方 本論文で提案する移動体の分離追跡手法は、自己発信情報と一致する動領域を選択的に追跡するというものである。すなわち、環境映像中の複

モードのときの状態遷移行列 \mathbf{F} は、以下のように定義される。

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \epsilon & 0 & (1-\epsilon) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (5)$$

ここで Δ はフレーム周期である。追跡対象の動きモデルを等速直線運動と仮定とするため、加速度に関する要素(第3行や第3列の要素)を0としている。厳密には等速直線運動となるが、ノイズ項 \mathbf{w}_t の効果により、実際にはその厳密さは多少緩和されたものとなる。

行列 \mathbf{F} の第4行は平均速度 $\bar{\mathbf{v}}_t^{(n)}$ の逐次更新式

$$\bar{\mathbf{v}}_t^{(n)} = \epsilon \mathbf{v}_t^{(n)} + (1-\epsilon)\bar{\mathbf{v}}_{t-1}^{(n)} \dots\dots\dots (6)$$

となっている。平均速度の利用法ならびに ϵ の設定法については、 $\langle 4.4 \rangle$ 節で触れる。

以上に加えて \mathbf{w}_t の制御も行うことで、さらなる高精度化を図る。従来のパーティクルフィルタの多くは、 \mathbf{w}_t の分散を比較的大きくしておく。これは、パーティクルを広範囲に拡散させるためであり、その結果、等速直線運動モデル(5)の下であっても予期せぬ動きにある程度対応できるようになる。逆に言えば、ある程度動きが予期できる場合には、 \mathbf{w}_t の分散を小さくできることになる。実際、一般に分散を大きくすると、別の動領域が接近してきた場合に誤追跡を起こす確率が高くなってしまうので、分散を小さくできることは追跡精度の面から見て好都合である。

本手法では、自己発信情報を仮定しているので、まさに動きが予期できる場合に相当する。直進モードの場合には、 \mathbf{w}_t の速度成分の分散の値を徐々に小さくすることが考えられる。具体的には、直進モードに切り替わってからの時間長に応じて、 \mathbf{w}_t の分散を事前に設定した最大分散値 σ_{max}^2 より線形に減少させる。ただし、ある値 σ_{min}^2 以下にはならないようにする。これにより、直進を開始した直後は、様々な速度方向にパーティクルが拡散するが、時間が経つについで速度方向が移動体の直進方向に収束すると期待できる。その結果、例えば他の動領域とすれ違った場合でも、その動領域にパーティクルを奪われることが少なくなる。

$\langle 4.3.2 \rangle$ 曲線的移動モードにおける予測 曲線的移動モードのときの \mathbf{F} は、以下のように定義される。

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \Delta & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \epsilon & 0 & (1-\epsilon) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (7)$$

追跡対象の動きモデルを速度が変化する運動と仮定とするため、加速度に関する要素(第3行や第3列の要素)を非零としている。厳密には等加速度運動を仮定していることになるが、ノイズ項 \mathbf{w}_t の効果により、実際には厳密さの緩和された動きモデルとなる。

曲線的移動モードにおいても、 \mathbf{w}_t の制御を行う。具体的には、 \mathbf{w}_t の速度成分と加速度成分両方の分散値を徐々に小さくする。ただし、本モードにおいては速度が常に変わるために、速度成分の分散の最小値 σ_{min}^2 については直進モードの場合ほど小さくはしない。

$\langle 4.3.3 \rangle$ 停止モードにおける予測 停止モードのときの \mathbf{F} は、以下のように定義される。

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (8)$$

これにより、状態ベクトル中の位置 $\mathbf{x}_t^{(n)}$ のみが次時刻にそのまま引き継がれ、他の要素(速度など)は0となる。このようにして、移動体がある場に停止し続ける状況を表現している。さらに、停止モードでは \mathbf{w}_t の分散を0とする。その結果、パーティクルも移動しないことになる。

$\langle 4.4 \rangle$ 重み計算ステップ 本手法では、予測ステップにおいて予測した速度成分と、フレーム画像より得られた動きベクトルとの類似度を重みとして用いる。

$\langle 4.4.1 \rangle$ 直進モードにおける重み計算 $\langle 4.1 \rangle$ 節で述べたように、等速直線運動を表現しているパーティクルの重みを大きくする。具体的には、パーティクルが等速直線運動を表現していれば、現フレーム画像中の位置 $\mathbf{x}_t^{(n)}$ での速度と過去の平均速度 $\bar{\mathbf{v}}_t^{(n)}$ は一致する点に着目し、次式にて重み $\pi_t^{(n)}$ を計算する。

$$\pi_t^{(n)} = \frac{S_t^{(n)}}{\sum_{n=1}^N S_t^{(n)}} \dots\dots\dots (9)$$

$$S_t^{(n)} = \frac{\langle \bar{\mathbf{v}}_t^{(n)}, \mathbf{V}(\mathbf{x}_t^{(n)}) \rangle}{\|\bar{\mathbf{v}}_t^{(n)}\| \|\mathbf{V}(\mathbf{x}_t^{(n)})\|} \dots\dots\dots (10)$$

ここで、 $\mathbf{V}(\mathbf{x}_t^{(n)})$ は、第 n パーティクルの位置 $\mathbf{x}_t^{(n)}$ における第 t フレームのオプティカルフローである。また、 $S_t^{(n)}$ は、パーティクルの平均速度と実際に観測したオプティカルフローとの類似度を表している。この類似度が大きいほど、パーティクルの重みも大きくなる。

直進モードにおける平均速度を求める際、 ϵ の値は小さくしておく。式(6)からもわかるように、 ϵ が小さいほど、より過去の速度を考慮した平均値が得られる。直進モードでは、モードが切り替わってから現在まで等速直線運動を続けているので、なるべく長い範囲で平均をとるべく、 ϵ を0.1程度としておく。

$\langle 4.4.2 \rangle$ 曲線的移動モードにおける重み計算 曲線的移動モードの時も同様に、(9)と(10)を用いて、パーティクルの重みを計算する。唯一異なる点は、予測時に ϵ の値を大きめ(例えば0.8程度)にしておく点である。こうすることで直前数フレーム分の平均速度が計算でき、曲線的移動のように速度が変化する場合には都合がよい。

$\langle 4.4.3 \rangle$ 停止モードにおける重み計算 停止モード

においては, (10) の代わりに以下の評価を用いる。

$$S_t^{(n)} = \begin{cases} 1 & \text{if } \|\mathbf{V}(\mathbf{x}_t^{(n)})\| = 0, \dots\dots\dots (11) \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

すなわち, オプティカルフローが検出された位置のパーティクルの重みを小さくし, 逆に検出されなかった位置のパーティクルの重みを大きくする。従って, 動きのない箇所のパーティクルが重要視されることになる。直進・曲線的移動に比べ, 動きの有無による正確な評価ができるため, 対象とする移動体以外に位置するパーティクルを抑制する効果が大きい。

5. 実験結果

〈5・1〉 実験試料 5名の人物 A,B,C,D,E が複雑に移動する2つの映像を実験試料とした。5名のうち1名(AもしくはB)を追跡対象とする移動体役として考えた。移動体役の自己発信情報すなわち移動モードは手動で与えた。なお移動体役には, 直進と曲線的移動の間で一旦停止し, フレームアウトしないという制約を課した。その他の3人に関しては, 停止, 直進, 曲線的移動のいずれかの行動を行うこと以外は特に制約はせず, 自由に移動させた。

実験試料は建物内を人物が移動している様子を上の階から撮影したものである。撮影は異なる2つの視点から同時に行った[†]。これら2つの映像は2台のDVカメラを用いて異なる視点で撮影された。フレームレートは15fps, それぞれのフレーム数は900であった。またフレームサイズは720×480であった。本論文では映像の見えではなく動きすなわちオプティカルフローを用いて分離追跡を行う。このオプティカルフローはOpenCVのライブラリ(Lucas-Kanade型の勾配法)を用いて求めた。初期条件として, 追跡対象の初期位置を与え, パーティクルの初期位置とした。パーティクルの個数は1000個とした。 ϵ の値には, 0.18(直進時)と0.53(曲線的移動時)を用いた。この ϵ の値は実験的に定めたものである。

〈5・2〉 追跡結果 視点1において人物Aを移動体役とした場合の実験結果をFig. 5およびFig. 6に示す。Fig. 5は上から, 移動体役が(a)直進, (b)曲線的移動, (c)停止の移動モード時の追跡結果を示している。いずれも数フレーム分を重畳表示している。また, 同図において, 一点鎖線の矢印は移動体役の移動経路, すなわち移動体位置の真値を表す。点線の矢印はそれ以外の人物の移動経路を示している。実線の矢印は得られた追跡結果を示している。今回, 真値は画面上における移動体役の中心座標とした。ただし, 移動体は形状変化を伴うため, その中心は目視によりほぼ胴体中央付近に設定した。Fig. 6は, より長時間での結果である。具体的には, 直進→停止→曲線的移動→停止→直進の順にモードが変化したときの追跡結果を表し

[†] これら以外にも人数を10名程度にまで増やした実験を2環境(屋内で外来光の強い場所および屋外)で撮影した7つの動画像に対して行ったが, 結果に大きな変化はなかったために略す。

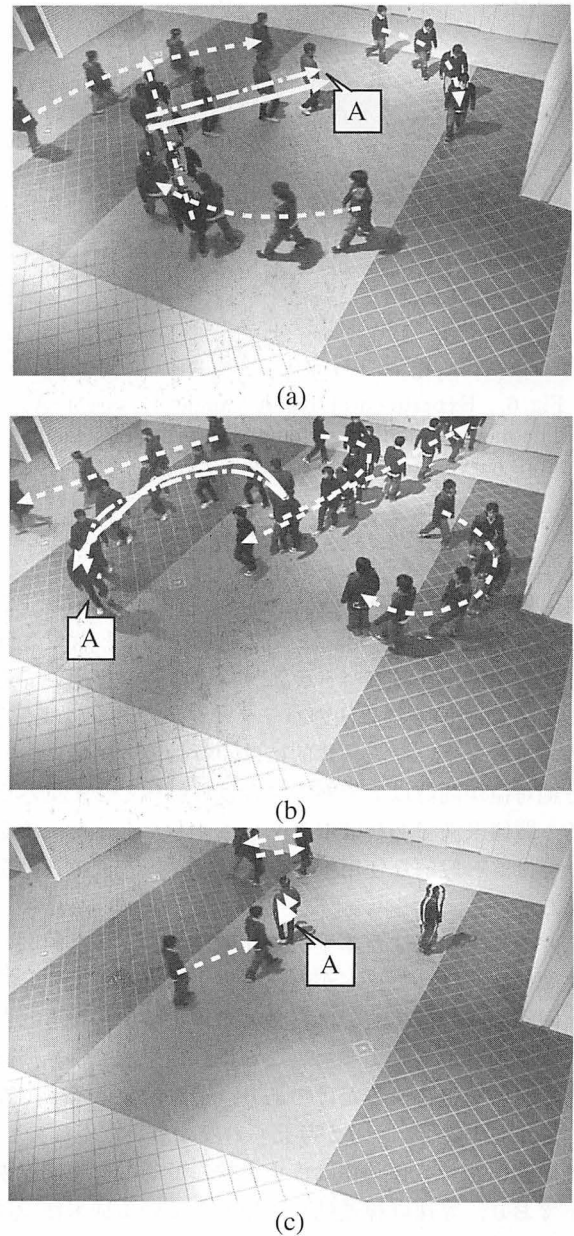


Fig. 5. Experimental result (angle 1, target A). (a) Straight mode, (b) curve mode, and (c) stop mode.

ている。

Fig. 5およびFig. 6からわかるように, 移動体の見えの情報(テンプレート)を用いず, 少量の自己発信情報とオプティカルフローによる動き情報のみを用いて移動体を追跡できた。部分的に移動体と同じような動きをしている人物もあったが, この結果においては, その悪影響は見られず, 正しく分離追跡が行えている。また特に直進モードの時は, 他の人物の接近による影響もほとんど見られなかった。この結果により, 直進モード開始時から徐々にパーティクルの分散を小さくしていく制御の効果が確認できた。すなわち, 同制御により, 速度の予測方向が一定の方向に収束していき, 他の人物との部分的なオクルージョンが生じた場合でも, 速度方向の違いにより, 誤追跡を抑制することが

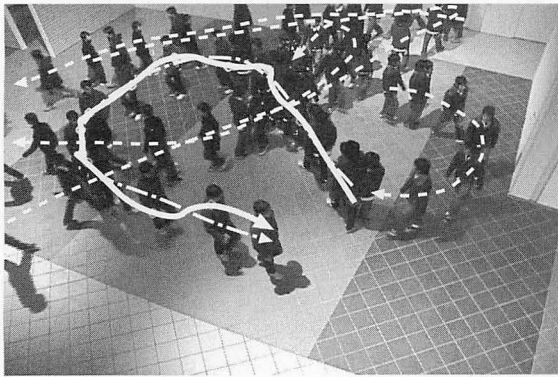
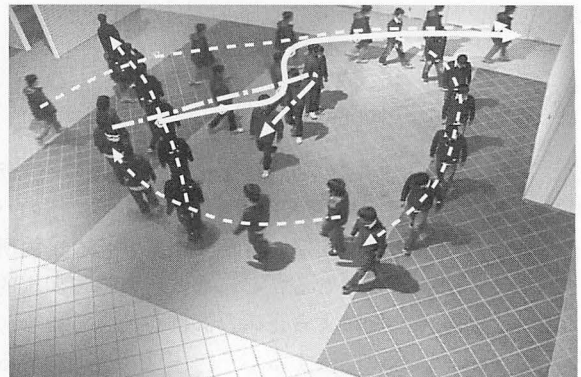
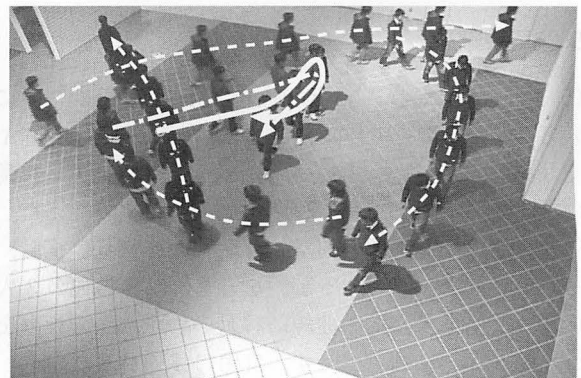


Fig. 6. Experimental result (angle 1, target A). The moving mode has changed in order of straight, stop, curve, stop, and straight.



(a)



(b)

Fig. 7. Comparison of experimental results (angle 1, target A). (a) Previous method. (b) Proposed method.

できた。

自己発信情報を用いないパーティクルフィルタ (以下、従来法) との比較を行った。ここで従来法とは、背景差分が存在する領域を通常のパーティクルフィルタを用いて追跡する手法である[†]。従来法のパーティクルの重みには、背景差分の有無を用いた。具体的には、背景差分画像において差分絶対値が閾値以上である場合は移動体として重みを大きく、閾値未満であれば重みを小さくした。また、予測については、一般的な使用例に合わせて、等速直線運動を仮定した。

Fig. 7 に、従来法と本手法の比較結果を示す。同図の実験映像においては、モードが直進→停止→直進と変化している。同図 (a) の従来法では移動体の停止時に、接近した他の人物を追跡してしまった。これは、従来法では結局動きのある領域を追跡するだけであり、追跡対象とそうでないものを弁別する手がかりが与えられなかったためと言える。特に同図において移動体は停止を挟んで急激な方向転換を行っており、等速直線運動を前提としている従来法では追従できなかったものと思われる。一方、(b) においては自己発信情報が効果的に働き、他の人物を誤追跡してしまうことはなかった。移動体が直進→停止に切り替わった時にはパーティクルも正しく移動体付近で停止し、さらにその後停止→直進に切り替わった時にはパーティクルも移動を開始し、移動体を正確に追跡することができた。

Table 1 に、本手法を用いた追跡結果と、従来法を用いた追跡結果の分離追跡成功率を示す。Angle は撮影した視点、Target は移動体役とした人物を示す。分離追跡成功率は、追跡対象の体全体を囲む大きさの円の中に追跡結果が入っていたフレームの割合として計算した。Fig. 8 に追跡結果と真値との誤差を示す。グラフの横軸はフレーム数、縦軸は誤差 (ピクセル) である。これらからわかるように、自己

[†] この従来法でも動き情報を用いて追跡することは可能である。しかし停止により移動体の動きベクトルがなくなると、他の人物を追跡してしまう。その結果、追跡精度は非常に悪かった。このため、今回は少しでも従来法を有利にするため、従来法については背景差分を用いて追跡を行った。

Table 1. Success rate of tracking(%).

Angle	Target	proposed method	previous method
1	A	96	54
1	B	94	45
2	A	49	34
2	B	86	26

発信情報を用いない従来法に比べ、本手法のほうが高い分離追跡成功率が得られた。この理由として、従来法では停止や直進といった移動体の動きに合わせた予測ができないことが考えられる。すなわち、移動体に他の人物が接近した時、移動体の動きが急激に変化すると、Fig. 7 のように従来法では等速直線運動に従った予測により誤った人物を追跡してしまう。本実験では、頻繁にこの現象が見られた。この差が分離追跡成功率の差となって現れている。

ただし、視点2・移動体役 A の時のように、本手法においても、オクルージョンが頻繁に発生する状況においては誤追跡が散見された。特に、移動モードが切り替わる時にオクルージョンが発生した場合、誤追跡が起りやすい。Table 1 において、視点2・移動体役 A の時の分離追跡成功率が低くなったのは、この原因によるものである。Fig. 9 に、誤追跡の例を示す。この例では、移動モードが停止から曲線的移動に切り替わる時に、他の人物がやはり曲線的に移動しながら接近していたために、動きベクトルの混同

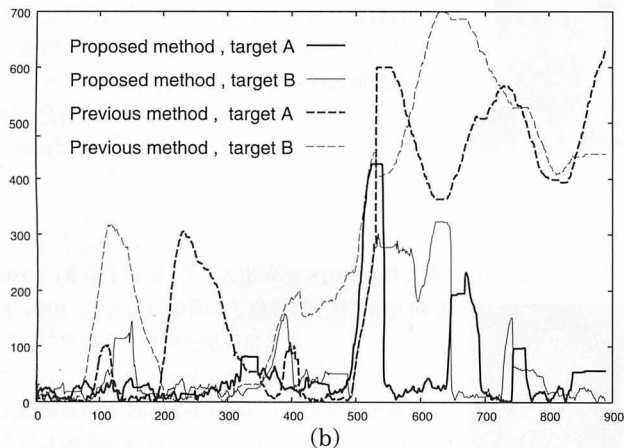
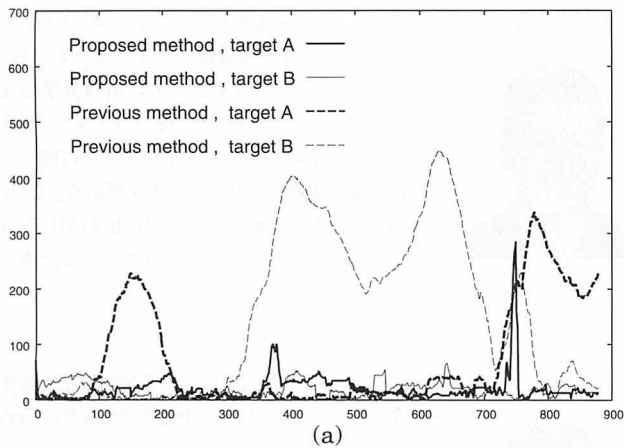


Fig. 8. Error between tracking result and ground truth: (a) angle 1, (b) angle 2.

が発生し、その時点から誤追跡が発生している。視点2は俯角が小さく、このようなオクルージョンが頻繁に起きたため、視点1に比べて全体的に精度が低くなっている。なお視点1の実験結果における誤追跡の原因も、モード切替え時のオクルージョン発生が大半を占めていた。

この対策としては、停止時の移動体の見えに関する情報を保存しておき、直進あるいは曲線的移動にモードが切り替わった直後はテンプレートを使って追跡を行うことが考えられる。また、前報⁽¹¹⁾のようにオフライン追跡の考え方を援用することも考えられる。

6. まとめと今後の課題

本論文では、自律移動ロボット(移動体)から発信される情報(自己発信情報)を用いて、環境映像中の移動体の高精度分離追跡、すなわち移動体の選択的追跡について検討した。具体的には、自己発信情報をパーティクルフィルタによる追跡手法に組み込み、情報と一致した移動領域を移動体と見なすことで、移動体だけを検出する。自己発信情報としては、直進、曲線的移動、停止という3つの移動モードのラベルを利用した。この自己発信情報により、パーティクルフィルタにおける予測方式などを切り替える。実験の結果、移動体の見えに関する情報が与えられないという困



Fig. 9. A failure result (angle 2, target A).

難な問題設定においても、以上のような少量の自己発信情報を援用することで、移動体の分離追跡能力を大きく向上できることを確認した。

今後の課題を以下に列挙する。

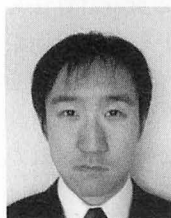
- 他の自己発信情報の利用： 本論文で用いた自己発信情報は視点不変であるという特長がある反面、弁別力が低く、追跡対象だけを分離するには不十分と思われる場合があった。より弁別力の高い自己発信情報の利用が考えられる。例えば、車輪による移動体の場合、デッドレコニングにより得られた車輪の回転情報は、特に曲線的移動時に効果を発揮するであろう。(右カーブ、左カーブを区別すれば、視点不変性を保ったまま分離追跡能力の向上が期待できる。)
- 重みの再検討： 上記と同じく、自己発信情報の弁別力を上げるべく、直進モードと曲線的移動モードにおけるパーティクルの重み計算をさらに工夫する必要があると思われる。今回、両モードで同じ重み計算法を利用したことについても、再考の余地がある。例えば、曲線的移動時に、直進しているパーティクルの重みを強制的に小さくすることが考えられる。
- 画像情報の部分的な使用： 実験結果から考察されたように、自己発信情報が与えられても、動き情報だけは完全な追跡は困難であった。従って、今後は見えの情報も積極的に組み込むことが考えられる。テンプレート取得については、自己発信情報が役立つ。すなわち、移動モードが停止時にテンプレートを取得し、その後の移動時に利用する。もちろん、停止時であっても、オクルージョンが発生した場合には正しいテンプレートが取得できない場合が考えられるが、動きベクトルの有無により取得タイミングを判断することは可能である。長い時間、他の停止した物体によるオクルージョンが発生した場合においては、あらかじめ用意したテンプレート、もしくは過去に取得したテンプレートとの比較を行うことで、取得可能かを判別できると考えられる。テンプレートが得られれば mean shift⁽¹²⁾などの様々な追跡手法が援用可能であろう。

(平成20年10月3日受付, 平成21年1月23日再受付)

文 献

- (1) T. Hasegawa and K. Murakami: "Robot Town Project: Supporting Robots in an Environment with Its Structured Information", Proc. 3rd Int. Conf. Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence, pp.119-123 (2006-10)
- (2) A. Yilmaz, O. Javed, and M. Shah: "Object Tracking: A Survey", ACM Computing Surveys, Vol.38, No.4 (2006-12).
- (3) 加藤丈和・深尾隆則・羽下哲司:「対象追跡—フレーム間の類似度に着目した手法から動きのモデルに着目した手法まで—」, 情処学研報, 2005-CVIM-150-(23) (2005-9)
- (4) 中嶋大介・伊藤義道・新田直子・馬場口登:「RFID タグとカメラ映像を用いたサーベイランス映像中の人物同定」, 信学技報, PRMU2007-106 (2007-10)
- (5) 大田 周・坂本竜基, 小暮 潔・藤波 努:「画素位置取得可能な光 ID タグとフロアセンサを統合した複数人物追跡」, 信学技報, PRMU-2005-279 (2006-3)
- (6) 山田 興・内田誠一・谷口倫一郎:「RFID を援用した特定人物の分離追跡」, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2008), IS1-35, pp.538-543 (2008-7)
- (7) M. Isard and A. Blake: "CONDENSATION — Conditional Density Propagation for Visual Tracking", Int. J. Comput. Vis., Vol.29, No.1, pp.5-28 (1998)
- (8) 石井規弘・北原 格・亀田能成・大田友一:「2 視点からの映像を利用したサッカーボール追跡手法」, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2007), IS-3-19 (2007-7)
- (9) 三須俊彦・高橋正樹・藤井真人・八木伸行:「パーティクルフィルタによる単眼動画からのサッカーボール 3 次元軌道推定」, FIT2006, LI-002, pp.167-170 (2006)
- (10) 岡 兼司・佐藤洋一・中西泰人・小池英樹:「適応的拡散制御を伴うパーティクルフィルタを用いた頭部姿勢推定システム」, 信学論, Vol. J88-D-II, No.8, pp.1601-1613 (2005-8)
- (11) 野敦稔・内田誠一・倉爪 亮・谷口倫一郎・長谷川勉:「自己発信される情報を利用した移動体の分離および識別」, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2007), IS-2-03 (2007-7)
- (12) D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer: "Real-Time Tracking of Non-Rigid Objects using Mean Shift", Proc. Comput. Vis. Pattern Recog., pp.142-149 (2000)

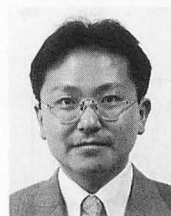
野 敦 稔 (非会員) 2007 年 3 月九州大学工学部電気情報工学科卒業。現在, 同大学大学院システム情報科学府に所属し, 画像中の移動体追跡に関する研究に従事。電子情報通信学会会員。



内 田 誠 一 (非会員) 1990 年九大・工・電子卒業。1992 年同大学院修士課程 (情報) 修了。セコム (株) 勤務を経て, 現在, 同大システム情報科学研究院知能システム学部門教授。博士 (工学)。画像パターン・時系列パターンの解析・認識に関する研究に従事。2003 年 PRMU 研究奨励賞, 2006 年 MIRU 長尾賞, 2007 年 IAPR/ICDAR Best Paper Award 各受賞。電子情報通信学会, 情報処理学会, IEEE 各会員。



倉 爪 亮 (非会員) 1991 年東京工業大学機械物理工学専攻修士課程修了。同年 (株) 富士通研究所入社, 1995 年同学機械宇宙学科助手, 2000 年スタンフォード大客員研究員, 同年東京大学生産技術研究所博士研究員, 2002 年より九州大学システム情報科学研究院助教授, 現在同研究院教授。群ロボット, 歩行機械, レーザ計測, 医用ロボットの研究に従事。博士 (工学)。電子情報通信学会, 日本ロボット学会会員



谷 口 倫 一 郎 (非会員) 1978 年九州大・工・情報工卒業。1980 年同大学院修士課程修了。同年同大助手。1996 年同大学院システム情報科学研究科 (現研究院) 教授。工博。画像処理, コンピュータビジョン, 並列処理等の研究に従事。1987 年度本学会会篠原記念学術奨励賞, 1994 年度情報処理学会坂井記念特別賞, 2000 年度映像情報メディア学会丹羽高柳論文賞等を受賞。



長 谷 川 勉 (正員) 1973 年東京工業大学電子物理工学科卒業。同年電子技術総合研究所勤務。1992 年より九州大学工学部情報工学科教授。現在同大学大学院システム情報科学研究院教授。知能ロボットの研究に従事。工博。日本ロボット学会, 計測自動制御学会, 電子情報通信学会, 日本機械学会などの会員。

