

撮影領域に重なりのないカメラ群の連結関係推定に基づく物体追跡

野田, 周平
九州大学システム情報科学研究院知能システム学部門

島田, 敬士
九州大学システム情報科学研究院知能システム学部門

有田, 大作
九州大学システム情報科学研究院知能システム学部門

谷口, 倫一郎
九州大学システム情報科学研究院知能システム学部門

<https://hdl.handle.net/2324/5938>

出版情報 : 火の国情報シンポジウム, 2007-03
バージョン :
権利関係 :

撮影領域に重なりのないカメラ群の連結関係推定に基づく物体追跡

野田 周平† 島田 敬士‡ 有田 大作* 谷口 倫一郎**

九州大学工学部電気情報工学科†

九州大学大学院システム情報科学府‡

九州大学大学院システム情報科学研究院**

〒819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744

財団法人九州システム情報技術研究所*

〒814-0001 福岡県福岡市早良区百道浜 2 丁目 1-22

E-mail: {shu,atsushi,rin}@limu.is.kyushu-u.ac.jp, arita@isit.or.jp

あらまし 撮影範囲の重ならない分散配置されたカメラ群を用いて物体追跡を行う場合、撮影範囲間を移動する物体の対応付けが必要となる。撮影範囲の連結関係を事前に与えて対応付けの推定を行う方法があるが、多数のカメラすべての関係を人手で与えることは困難である。また、カメラは必要に応じて増減することが考えられ、その場合にも対応できることが重要である。これまでに、物体の消失位置と出現位置およびその間の移動に要する時間を用いたカメラの連結関係を推定することで物体の対応付けを行う手法が提案されているが、カメラの増減が考慮されていないためその場合には再推定を行う必要がある。そこで本研究では、物体の消失・出現が観測される度に連結関係を推定し、カメラの増減に対して物体の対応付けを頑健に行う手法を提案する。

キーワード 分散カメラ群, 対象追跡, カメラの連結関係, 対象の同定

Tracking across non-Overlapping Cameras based on Estimated Camera Networks

Shuhei Noda†, Atsushi Shimada‡, Daisaku Arita*, Rin-ichiro Taniguchi**

Department of Electrical Engineering and Computer Science, Kyushu University†

Department of Intelligent Systems, Kyushu University‡**

744, Motooka, Nishi-ku, Fukuoka, 819-0395, Japan

Institute of Systems & Information Technologies/KYUSHU*

2-1-22, Momochihama, Sawara-ku, Fukuoka, 814-0001, Japan

E-mail: {shu,atsushi,rin}@limu.is.kyushu-u.ac.jp, arita@isit.or.jp

Abstract We research into a method for tracking targets taken from multiple non-overlapping cameras based on estimated topology of camera networks. The topology is estimated based on the information of positions and time when objects enter to or exit from fields of view. In traditional approaches, the topology is estimated based on observing many in-out information of objects. When cameras are set or removed, the topology is changed. However these methods don't take in changing the topology. To solve the problem, we have developed a mechanism to estimate the topology every time when in-out information of objects is observed.

Key words distributed cameras, object tracking, camera networks, identification of objects

1. はじめに

人々の生活を見守るためや自動車の交通量を知るために、建物内や街頭、道路など様々な場所にカメラが設置されるようになってきた。これらのカメラは今後も増加することが考えられる。従来はこれらのカメラによって撮影される映像を人間が見ることでそこに映る内容を理解し、観察を行うことが多かった。しかし、カメラの設置台数が増加すると人間の負担が大きくなり、より多くの人間を撮影映像の観察に割り当てる必要が生じる。また、情報量が多くなるために人間が管理しきれなくなる可能性もある。この問題の解決策として、コンピュータに映像を解析させ、自動的に観察を行う方法がある。それにより、設置するカメラが増加した場合でも人間の負担をあまり増やすことなく、より広い範囲の観察を行うことができる。また、観察結果の情報の管理も行いやすくなる。さらに、これらの情報はネットワークを用いて共有することができる。従来は、一つの目的で設置されたカメラをその目的のためだけに用いていた。これは、人間が管理することのできるシステムの規模が限られているためである。しかし、コンピュータにより情報を共有し、管理することができれば、人間による観察だけでは実現することのできない大規模なシステムを構築することが可能になる。

カメラにより撮影された映像の解析を行うときに基礎となる技術は物体追跡である。撮影される人間の行動の解析や、映像内で起こったことを理解するためには、まず人間や自動車などの対象を追跡する必要がある。このとき、追跡対象の隠れなどが問題となるが、パーティクルフィルタ [1] を用いることにより頑健な追跡を行うことができる。次に複数のカメラにより対象の追跡を行う場合、まず単体のカメラの撮影範囲内で物体追跡を行い、次に複数のカメラの撮影範囲間を移動する物体の対応付けを行う。このとき、視点の違いやカメラの種類・照明条件などの撮影環境の違いにより、異なるカメラで追跡された同一の物体を対応付けることは容易ではない。そこで、カメラの撮影範囲内のある位置から撮影範囲外に出た対象は他のカメラ撮影範囲内のある位置に出現することが多い、という情報をカ

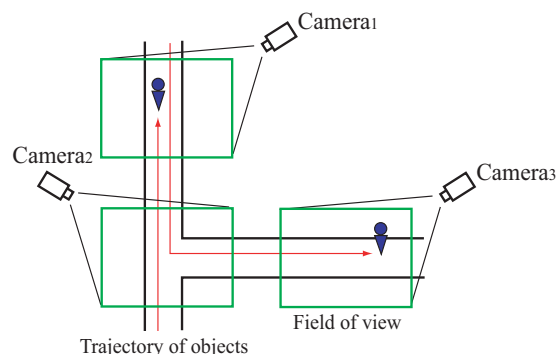


図 1: カメラの撮影範囲が重ならない環境

メラの撮影範囲の連結関係として与え、それを用いて対象の絞り込みを行うことで対応付けの精度を向上させる方法が考えられている。しかし、設置された多数のカメラについて連結関係をすべて人手で与えることは困難であり、連結関係を自動で推定する方法が求められる。これまでに、複数のカメラの撮影範囲が重なっている場合において、移動物体の同時観測結果を利用して連結関係を推定する手法が考案されている。しかし、実際にはコストの増加や管理が難しくなるなどの問題から、カメラは密に設置されずそれぞれの撮影範囲が重ならないように設置されていることが多い。撮影範囲が重ならないカメラ配置の例を図 1 に示す。この図において、枠はカメラの撮影範囲を表し、矢印は追跡対象物体が撮影範囲間を移動する様子を表す。

この場合、カメラの連結関係の推定は撮影範囲が重なっている場合と比べて難しくなる。これを行う方法として、追跡物体の出現・消失情報を大量に取得し、推定を行う手法 [2] [3] がある。追跡物体の出現・消失情報は安定した取得が可能であり、精度よく推定を行うことが可能になる。そこで、これらの手法により推定されたカメラの連結関係を用いて同一物体の対応付けを行う手法を提案する。また、実際に設置されるカメラは必要に応じて設置や撤去が行われるが、文献 [2] [3] の手法では観察中にそれらが起こることを考慮していない。そのため、それらが起こった場合には連結関係の推定をやり直す必要がある。そこで、提案手法では追跡物体の出現・消失を観測する度に連結関係を推定する。これにより、カメラの増減が起こった場合でも物体の対応付けを頑健かつ効率良く行うことができる。

2. カメラの連結関係推定による物体の対応付け

本手法は、各カメラでの追跡対象抽出と対象の追跡を行う処理、そして複数のカメラで追跡された同一追跡対象の対応付けを行う処理に分けられる。

まず、カメラ C_i により撮影された映像から人物や自動車などの追跡対象となる物体を検出する。 C_i に追跡対象物体が出現したとき、次の二つの場合が考えられる。

- (1) C_i で追跡対象として認識される前に他のカメラ C_j で追跡されていた場合。
- (2) その追跡対象物体は他のどのカメラによっても追跡されておらず、 C_i の撮影範囲に初めて出現した場合。

C_i に新たに追跡対象が出現した時にはこのどちらであるかを判断しなければならない。また、

(1) の場合には C_j によって追跡された時の物体と対応付ける必要がある。 C_j から追跡対象が消失したとき、カメラの連結関係に基づいて出現点を予測し、対応付けを行う。

追跡対象物体の抽出から複数のカメラ間での対応付けまでの処理の大まかな流れは次のようになる。

- (1) 背景差分による追跡対象物体の抽出
- (2) パーティクルフィルタによる物体の追跡
- (3) カメラ連結関係の逐次推定
- (4) 連結関係の推定結果を用いた同一対象物体の対応付け

本節ではこれらの処理について説明する。

2.1 背景差分による追跡対象物体の抽出

背景差分には、混合ガウス分布による動的背景モデル [4] を用いる。これは背景の変化に対して高速にモデルの更新を行う手法であり、天候の変化などによって照明条件の変化が起こった場合でも追跡対象物体の領域を安定に抽出することができる。

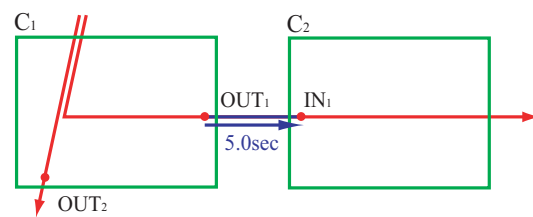


図 2: カメラの連結関係と経路

2.2 パーティクルフィルタによる物体追跡

物体の追跡にはパーティクルフィルタ [1] を用いる。これは、多数の仮説を用いて対象の状態を統計的に推定する手法であり、追跡に用いる場合には対象の一部隠れなどに対しても安定な追跡結果を得ることができる。また、生成する仮説の数を一定にすることで計算時間を一定にすることができ、実時間処理を安定に実行することができる。

2.3 カメラ連結関係の逐次推定

2.3.1 カメラの連結関係を示す経路について

カメラ間の連結関係を示すものとして経路を定義する。経路とは、カメラ C_i の撮影画像における座標 (x_i, y_i) から追跡対象物体が消失した後、時間 t を経てカメラ C_j の座標 (x_j, y_j) に出現するとき ($i \rightarrow j$)、その消失点と出現点を結ぶものである。経路の情報にはその経路を通過する際に要する時間が含まれる。消失点を経路の始点と呼び、出現点を経路の終点と呼ぶ。また、その経路の通過に要する時間を通過時間と呼ぶ。人間や車など、移動速度の違いにより追跡対象を分類すると、それぞれの種類の物体が同じ経路を通過する際に要する時間は、途中で停止するなどの状況を除いてほぼ同一と仮定することができる。

カメラの撮影範囲に追跡対象物体が出現した時の位置・時刻の情報を IN 情報と呼び、カメラの撮影範囲から追跡対象物体が消失した時の位置・時刻の情報を OUT 情報と呼ぶ。例として、図 2 の場合を考える。この図において枠はカメラの撮影範囲を、矢印は追跡対象物体の軌跡を表す。この場合、 $OUT_1 \rightarrow IN_1(5sec)$ が経路であり、これがカメラ C_i と C_j の連結関係を表すものとなる。

2.3.2 経路推定の原理

同一対象物体の IN/OUT 情報のペアを正対応と呼び、それ以外を誤対応と呼ぶ。複数の対象物体が同時に観測される場合、複数の物体の IN/OUT 情報が混在する。その中から正対応となる IN/OUT 情報のペアを抽出しなければならない。そこで、多数の IN/OUT 情報を取得し、それらをすべて仮に対応付けて経路として見たときの、正対応に関する 2 つの均一性に基づいて経路を推定し、正対応を抽出する。

空間的均一性 各経路における始点と終点の位置周辺に多量の IN/OUT 情報が観測される。

時間的均一性 人間や車など、それぞれの種類の追跡対象物体は、同じ経路を通過する際に要する時間がほぼ同一となる。

なお、人間と車など、移動速度の違う物体は物理的に同じ道路であってもその通過時間は異なる。このため、「人間の経路」「車の経路」など、それぞれ別の経路として推定されることになる。

図 2 の環境において、 C_1 - C_2 の経路を推定する場合を考える。検出すべき経路は OUT_1 - IN_1 である。しかし、IN/OUT 情報をすべて組み合わせると、 OUT_2 - IN_1 のように組み合わせられる場合もある。このように、同一追跡対象の IN/OUT 情報の組み合わせである正対応とそれ以外の誤対応が混在する中から、正対応のみを取り出さなければならない。図 3 はこのときの仮対応付けをヒストグラムに表示したものである。横軸は仮組み合わせの経路の通過時間、縦軸は観測回数である。この図の丸枠で示すように、実際に存在する経路の通過時間に多くの仮対応付けが観測される。これに含まれる仮組み合わせのほとんどが正対応であり、それ以外は誤対応であると考えられる。すなわち、通過時間 5[sec] では OUT_1 - IN_1 の仮対応付けが多数観測され、それ以外の通過時間では OUT_2 - IN_1 の仮対応付けが観測される。

浮田の手法 [2] では、IN/OUT 情報を大量に取得した後一括して仮対応付けを行い、図 3 の丸枠で示すような仮対応付けのピークを検出することで経路の推定を行っている。また、このピークに含まれる仮対応付けを正対応とし、物体の

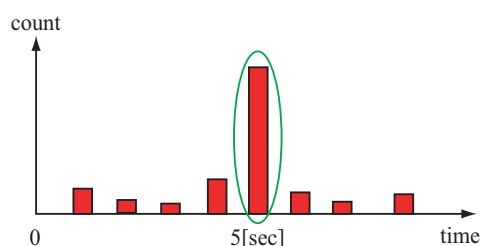


図 3: C_1 - C_2 の経路推定における仮組み合わせの分布

対応付けをオフラインで行うことが可能であるとしている。しかし、車などが頻繁に通過するような場合は、始点と終点の対応付けは得られても、通過時間の揺らぎなどの影響で正確な対象の対応が得られるわけではない。したがって、より正確な対応を得るために、本論文では、画像上の情報から対応可能な対象であるかどうかを検証する。さらに、カメラの増減が起こった場合にも対応可能なように、IN/OUT 情報が得られるたびにカメラの連結関係を推定する。

2.3.3 カメラ連結関係の逐次推定法

C_i の撮影範囲内を始点とし、 C_j の撮影範囲内を終点とする経路を推定する場合、IN/OUT 情報の仮組み合わせを投票空間 S^{ij} に投票する。投票するのは、始点の座標 (x^B, y^B) 、終点の座標 (x^E, y^E) 、通過時間 t を並べた 5 次元ベクトル、 $V^{ij} = (x^B, y^B, x^E, y^E, t)$ である。

カメラ C_i の撮影範囲から追跡対象物体が消失したとき、その OUT 情報をカメラ C_i の OUT 情報として保持する。この OUT 情報は対象物体の消失を観測してから時間 T_{\max} だけ保持した後に破棄する。これは、IN 情報と OUT 情報とを対応付ける際に、十分大きな時間差がある IN/OUT 情報は対応付ける必要がないためである。

カメラ C_i の撮影範囲に追跡対象物体が出現した時、その IN 情報とカメラ C_j ($i \neq j$) の OUT 情報とを仮に対応付ける。このとき得られた K 個の仮対応付け $V_k^{ij} = (x^B, y^B, x^E, y^E, t)$ ($k = 1, \dots, K$) を投票空間 S^{ij} に追加的に投票し、経路の推定を行う。これを追跡対象物体が出現するたびにを行うことで、カメラの連結関係を随時推定する。これにより、カメラの増減が起こった場合でも、その時点からカメラ連結関係の推定

結果が更新されていくため、自動で対応することができる。また、IN/OUT 情報を蓄積した後には推定を行う場合にはどれだけの情報を蓄積した後に推定を行うかを与えなければならないが、本手法ではこれを与える必要がない。カメラ連結関係の逐次推定処理の手順を次に示す。

step1 カメラ C_i の IN 情報を取得した時、カメラ C_j ($i \neq j$) の OUT 情報と仮対応付けを行う。このとき、 C_j の保持する OUT 情報の個数 K 個の仮対応付け V_k^{ij} ($k = 1, \dots, K$) が生成される。

step2 仮対応付け V_k^{ij} ($k = 1, \dots, K$) を投票空間 S^{ij} に投票する。

step3 Nearest Neighbor 法によりクラスタリングを行う。その結果、 L 個のクラスに分けられる。

step4 投票空間 S^{ij} 内のクラス c_l ($l = 1, \dots, L$) に属する仮対応付けの総数を求め、その数が閾値以上であるクラスを正対応クラス、それ以外を誤対応クラスとする。正対応クラスに属する仮対応付けの平均ベクトルを、経路の推定結果とする。

2.4 連結関係推定結果を用いた同一対象物体の対応付け

推定されたカメラの連結関係を用いて同一物体の対応付けを行う。追跡されている物体が消失したとき、その物体が次にどこへ出現するかを予測し、その予測に基づいてパーティクルフィルタにより仮説を多数生成し、もっともらしい対応付けを行う。

2.4.1 パーティクルフィルタによる対象物体の出現位置予測

カメラ C_i における追跡対象が消失したとき、 S^{ij} ($i \neq j$) で推定されたいずれかの経路の始点に属するかを調べる。 S^{ij} 中のいずれかの経路の始点に属する場合、その経路に属する仮対応付けから、経路終点の座標 (x^E, y^E) 、通過時間 t の平均・分散 $\mu_x, \sigma_x, \mu_y, \sigma_y, \mu_t, \sigma_t$ を求める。

ここで、出現位置の予測は、消失した物体が出現するときの位置 (x, y) と消失してからの通過時

間 t を並べた状態ベクトル $x = (x, y, t)$ を推定する問題となる。この推定にパーティクルフィルタを用いる。まず、仮説の集合を $\{(s^{(k)}, \pi^{(k)}) | k = 1, \dots, N\}$ とする。 $s^{(k)}$ は対象の状態ベクトル x の仮説であり、 $\pi^{(k)}$ は、仮説が観測データにどれだけ適合しているかを表す重みである。対象の状態ベクトル x は仮説 $\{(s^{(k)}, \pi^{(k)}) | k = 1, \dots, N\}$ の重み付き平均により推定される。

今、対象の状態ベクトルを x 、時刻 t にカメラ C_j で撮影された画像から得られる観測ベクトルを y_t とする。パーティクルフィルタによる対象の状態推定は以下の手順で行われる。

step1 初期の仮説集合、

$\{(s^{(k)}, \pi^{(k)}) | k = 1, \dots, N\}$ を生成する。 $s^{(k)} = (x^{(k)}, y^{(k)}, t^{(k)})$ は、それぞれ平均・分散が $\mu_x, \sigma_x, \mu_y, \sigma_y, \mu_t, \sigma_t$ のガウス分布に従う。また、すべての仮説の重みは一樣とする。

step2 仮説集合 $\{(x^{(k)}, \pi^{(k)}) | k = 1, \dots, N\}$ のそれぞれの仮説から、重み $\pi^{(k)}$ に比例した個数の仮説を発生させる。このとき、発生後の仮説の総数を N にする。発生させた仮説の状態ベクトルの値は、発生元となる仮説の状態ベクトルと同じ値にする。

step3 発生させた仮説の状態ベクトルを遷移させる。

step4 各仮説について、観測モデルに従い重み $\pi^{(k)}$ を求める。

step3 の状態ベクトルの遷移は、次の式によって行う。

$$s \leftarrow s + (\omega_x, \omega_y, \omega_t) \quad (1)$$

ただし、 $\omega_x, \omega_y, \omega_t$ はそれぞれ平均 0、分散 $\sigma_x, \sigma_y, \sigma_t$ に従うガウシアンシステムノイズである。step4 において算出する重み $\pi^{(k)}$ は、次の式によって求める。

$$\pi^{(k)} = h(p^{(k)}) \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_t} \exp\left(-\frac{(t - \mu_t)^2}{2\sigma_t^2}\right) \quad (2)$$

ただし、 $h(p)$ は追跡対象の色ヒストグラムを参照するものであり、 $\sum h(p) = 1$ に正規化されているものとする。

また, $p^{(k)}$ は時刻 $t^{(k)}$ の撮影画像における座標 $(x^{(k)}, y^{(k)})$ の画素値である.

step2 ~ step4 を数回繰り返すことで, 対象の出現位置, 時刻を推定する.

2.5 複数カメラを用いた物体追跡

これまでに説明した処理を統合する. 各カメラにおいて物体の追跡を行い, 同時に異なるカメラ間の物体の対応付けを行う. ここで, カメラは N 台設置されているものとする. また, 追跡対象をそれぞれ T_j とする. T_j にはそれぞれ識別番号が付けられている. 複数のカメラで同一の対象が追跡される場合, それぞれの識別番号は同一のものを付ける.

処理の手順を次に示す.

step1 各カメラ C_i ($i = 1, \dots, N$) で撮影を行い, 処理を開始する.

step2 カメラ C_i の撮影画像について背景差分を行い, 追跡対象の物体領域を抽出する. M 個の物体領域が得られた時, それぞれを $B_k^{(i)}$ ($k = 1, \dots, M$) とする.

step3 C_i の撮影範囲内に存在する追跡対象 T_j について追跡処理を行う. 追跡が終了した場合には, T_j の消失座標, 時刻をカメラ C_i の OUT 情報として保存する. そして, 2.4.1 節で説明した出現位置, 時刻の予測を開始する.

step4-1 C_i の撮影領域に物体領域 $B_k^{(i)}$ が新規に出現したとき, これを新規追跡対象 T_{new} とする. このとき, 出現座標・時刻を C_i の IN 情報とし, 他のカメラの OUT 情報と仮対応付けを行い, 経路の推定を行う. そして, T_{new} について step4-2, step4-3 を行う.

step4-2 パーティクルフィルタによる予測により, T_{new} が他のカメラによって追跡された対象と対応付けられた場合, その対象の識別番号を T_{new} に付ける. 対応付けられなかった場合は, 新規の識別番号を付ける.

step4-3 T_{new} の追跡を開始する.



図 4: 撮影を行う環境

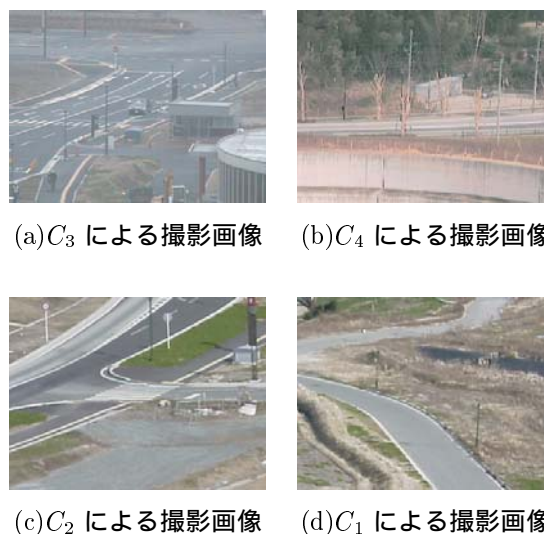


図 5: 各カメラの撮影画像

3. 実験

実際に撮影された映像を用いてカメラの連結関係の推定および同一物体の対応付けの実験を行った. 図 4 に撮影環境の全景を示す. この図に示す環境を, 4 台のカメラを用いて撮影する. 図 4 内の緑枠はそれぞれのカメラの撮影範囲を示したものである. 実際の撮影画像を図 5 に示す.

また, この撮影環境を模式的に表したものが図 6 である. この図において, 緑枠は撮影範囲を, 赤線は追跡対象物体の主な軌跡を, 青矢印は検出すべき経路を示す.

3.1 カメラ連結関係の推定

4 台のカメラにより撮影された 30 分間の映像を用いて, カメラの連結関係を逐次推定する実験を行った. 図 7 にその結果を示す. この図において, 赤線が推定された経路を表し, ● がその始点を表す. 追跡対象物体の観測数が増えるにつれて精度が向上している様子が見られる.

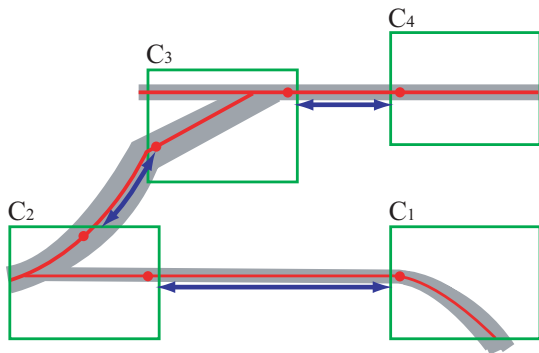


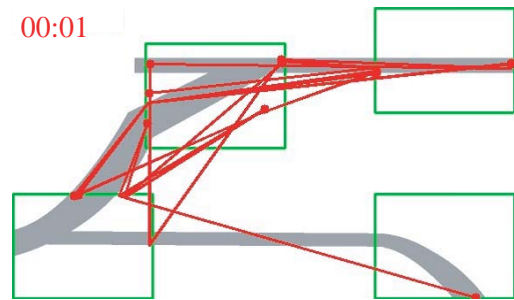
図 6: 撮影環境の模式図

推定開始から 1 分後の図 7(a) では IN/OUT 情報の取得数が少ないため、正対応に関する均一性が現れず、経路の推定が行えていない。推定開始から 10 分後の図 7(b) では p_2 p_3 や p_4 p_5 などの経路は正しいが、 p_4 p_1 や p_6 p_3 などは誤った経路である。(a) に比べて IN/OUT 情報の取得数が増え、正しい経路が推定されてきている。推定開始から 30 分後の図 7(c) では推定された経路はすべて正しいものである。

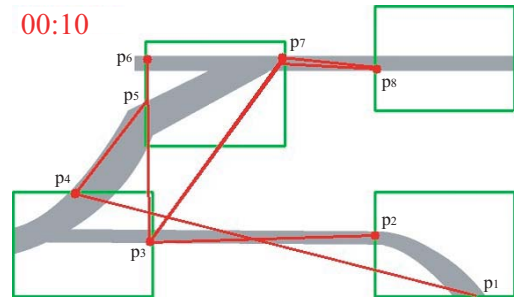
3.2 同一物体の対応付け

提案手法により同一物体の対応付けを行い、参考として従来手法での対応付けを行った結果と比較した。図 8 に提案手法による物体の対応付けを行った結果の例を示す。 C_2 における識別番号と、 C_1 における識別番号が同じであることから、対応付けが成功していることがわかる。実験は、それぞれの手法について同じ映像を用いて 60 分間連続で観測を行い、対応付けの成功率を比較する。ここで、従来手法では観測結果を蓄積した後にカメラの連結関係の推定および物体の対応付けを行うため、10 分ごとにそれまでの観測結果を用いて推定を行った。成功率は、10 分間で観測された物体の対応付けのうち、成功した割合とした。結果のグラフを図 9 に示す。グラフの横軸は観測開始からの経過時間 [min] であり、縦軸は対応付けの成功率 [%] を表す。なお、赤で表示されたグラフが提案手法によるものであり、緑で表示されたグラフが従来手法によるものである。

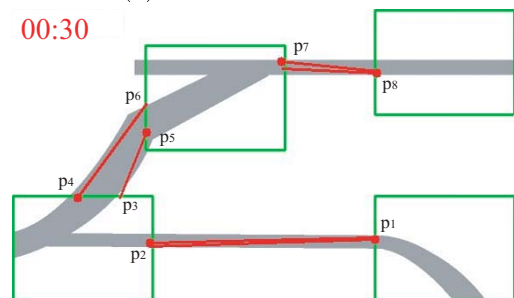
図 9 より、従来手法に比べ提案手法を用いた方が精度良く対応付けが行われていることがわかる。従来手法では追跡対象の実際の通過時間が、



(a) 推定開始から 1 分後



(b) 推定開始から 10 分後



(c) 推定開始から 30 分後

図 7: カメラ連結関係の推定結果

推定された経路の通過時間とある程度差がある場合、正しい仮対応付けが正対応クラスに属さず対応付けが失敗する。提案手法では、対象が出現すると予測された時刻だけでなく、その前後に出現する可能性も考慮に入れている。そして、対象の見かけの情報を用いて正しい対応付けの絞り込みを行っているため、より幅広く、より正確な対応付けを行うことができる。

カメラの設置や撤去が行われた場合、カメラの連結関係が変化する。従来手法では、それに対応するには連結関係の再推定を行う必要がある。このとき、保持しているすべての仮対応付けに対してクラスタリング処理を行うため、計算時間がかかりその間の観測が行えなくなる問題がある。また、連結関係の推定を行った後、次

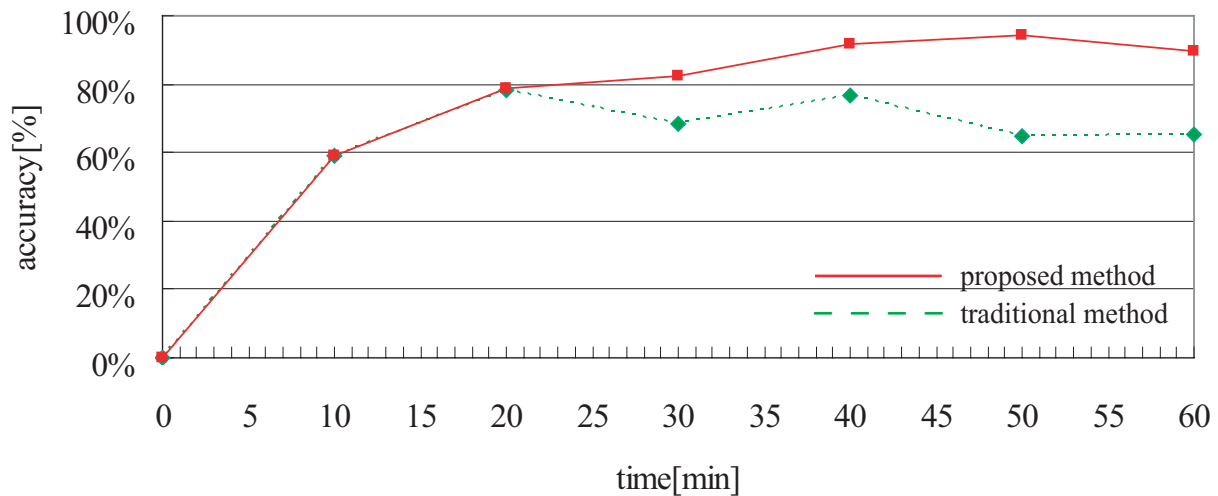


図 9: 同一物体対応付けの成功率

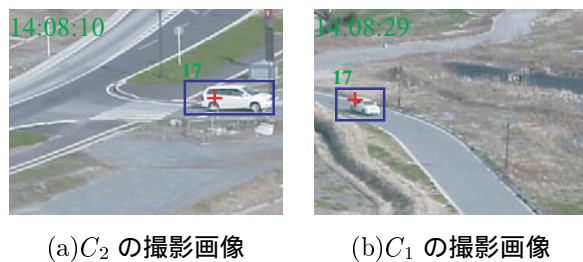


図 8: 物体の対応付けの結果例

に再推定を行うまではその間に観測される物体の対応付けが行われないため、実時間で動作する物体追跡を行うことができない。提案手法では、推定される連結関係が常に更新されるため、それが変化した場合でも自動で対応することができる。また、物体の対応付けも随時行うため、実時間での物体追跡を行うことが可能である。

4. おわりに

撮影範囲の重ならない分散配置されたカメラ群を用いて物体追跡を行うため、カメラの連結関係を推定し、その結果を用いて物体の対応付けを行う手法を提案した。本手法により、複数のカメラで追跡される同一物体の対応付けを精度よく行えることを示した。また、連結関係を逐次推定することによりカメラ配置の変化にも対応することができる。今後は、対応付けの際に用いる特徴量を再考し、対応付けの精度を向上させる

ことや、対応付けの結果をフィードバックさせ、連結関係の推定精度を向上させる手法の考案などが課題となる。

謝辞

本研究は、文部科学省の平成 18 年度科学技術振興調整費による「科学技術連携施策群の効果的・効率的な推進」の一環として実施したものである。

参考文献

- [1] M.Isard and A.Blake: "CONDENSATION-Conditional Density Propagation for Visual Tracking," International Journal on Computer Vision, Vol.29, No.1, pp.5-28, 1998.
- [2] 浮田宗伯: "広域分散カメラ群の確率的連結関係推定法," 電子情報通信学論文誌 D, Vol.J89-D, No.7, pp.1523-1533, 2006.
- [3] D.Makris, T.Ellis, and J.Black: "Bridging the Gaps between Cameras," CVPR2004, Vol.2, pp.205-210, 2004.
- [4] 島田 敬士, 有田大作, 谷口倫一郎: "混合ガウス分布による動的背景モデルの分布数増減法," 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2006), pp.746-751, 2006.