

カメラネットワークによるオクルージョンに頑健な複数人物追跡

兵動 靖英^{*1} 藤村 嘉一^{*2} 湯浅 慎也^{*3} 内藤 丈嗣^{*3} 上條 俊介^{*2}

東京大学大学院情報理工学系研究科^{*1}
東京大学生産技術研究所^{*2}
オムロン株式会社^{*3}

あらまし 近年、セキュリティへの関心の高まりからカメラネットワークによる歩行者追跡が重要な問題となっている。カメラ間の重複領域における人物同定において、実用性の観点から、オクルージョンへの頑健性と、カメラキャリブレーションの簡易性が求められている。本稿では、実世界座標を用いない単純なカメラキャリブレーションによって、隣接カメラの重複領域においてオクルージョンに頑健な人物同定を行う手法を提案する。オクルージョン発生した人物の追跡において、成功率は82%に達し、実用面における有効性を示した。

キーワード 映像監視, 歩行者追跡, オクルージョン, 人物同定アルゴリズム, 時空間 MRF モデル

Robust Multiple-human Tracking against Occlusion through Camera Network

Yasuhide HYODO^{*1} Kaichi FUJIMURA^{*2} Shinya YUASA^{*3} Takeshi NAITO^{*3} and Shunsuke KAMIJO^{*2}

Graduate school of Information Science and Technology, the University of Tokyo^{*1}
Institute of Industrial Science, the University of Tokyo^{*2}
Omron Corporation^{*3}

Abstract Tracking individual pedestrians through camera network is quite important for the security issue today. In the practical use, occlusion robust methods for pedestrian matching between cameras with overlapping view are necessary. However, such matching should be processed without camera calibrations that require real world coordination. In this paper, we proposed an occlusion robust method for pedestrian matching in overlapping view of contiguous cameras. Instead of real world coordination of cameras, the matching algorithm requires quite simple calibration between continuous cameras.

Keyword Video Surveillance, Pedestrian Tracking, Occlusion, Matching Algorithm, the S-T MRF model

1. はじめに

近年、テロなどの問題から、セキュリティに対する意識が高まっている。カメラを用いた監視システムにおいて、監視員が常時注視し、不審人物を追跡することはコスト・労力において問題があることから、不審者の自動追跡の要求が高まっている。また、不審人物は一箇所に留まるケースは少ないため、不審人物の追跡を広域的に行う技術が求められている。広域的な自動人物追跡は、複数カメラにわたるネットワークが必要である。また、実用化を考慮に入れると、混雑した状況下においても安定した追跡を行わなければならない。

混雑した状況下においては人物同士の交差・遮へいによるオクルージョンを生じる。カメラネットワークを実現するためには、オクルージョンにより二つの問題が生じる。一つは、一台の単眼カメラによる映像中における重なったオブジェクトの分割の問題である。そしてもう一つは、隣接カメラ間での人物同定における、人物位置が不確定なことによる人物同定が困難であるという問題である。

一台の単眼カメラによる映像中におけるオクルージョンの問題に対しては、従来から盛んに研究が行われてきた。ただし、様々な環境において適用するためには、オクルージョンに対して頑健であることに加えて、カラー処理や感度を前提としない手法であることが求められる。また、人物の形状や見え方に依存せず、安定した追跡を行う手法であることが求められる。オクルージョンを扱った追跡手法としては W^4 [1], Level Set Method[2][9][10], Mean shift 法[5][6]がある。 W^4 では背景差分法による輝度情報のみを用い、移動体の輪郭と、出現頻度によるテクスチャモデルを併用することで、オクルージョンに対しても頑健な追跡を行うが、テクスチャモデルを生成する過程の条件が厳しいという問題がある。Level Set Methodは、背景差分を用いずに移動物体の輪郭をその付近の輝度勾配を特徴量として領域分割を行う手法である。しかし、背景エッジと輪郭エッジを安定して領域分割することは困難である。Mean shift 法は、色特徴を用いたトラッキング技術であるが、照明条件によっては色特徴を用いること

が困難となり、十分な追跡精度を保てなくなるという問題がある。これらの手法はオクルージョンに対して頑健である一方、実用化において難点がある。これに対し、筆者らが開発してきた時空間 MRF[3][4][11]は、追跡対象・外部環境に依存せずに、オクルージョン問題を解決し、オクルージョンにロバストな移動体追跡を可能としている。

隣接カメラ間における人物同定の際には、人物の位置の測定が重要となる。しかし、あるカメラ映像においてオクルージョンが発生すると、その映像のみからは人物の足元を正確に知ることはできない。そのため、人物位置の測定が困難になるという問題が生じ、その解決が求められている。また、設置する際にコスト・手間がかかる手法は、実用化の面から避けたい。そのため、カメラ設置時にコスト・手間のかからない、単純なキャリブレーション方法が要求されている。隣接カメラ間における人物同定技術を監視カメラネットワークで実用化するためには、この二つの要求を満たす必要がある。Darrelら[7]はステレオカメラを用いることにより、オクルージョンの問題の対策をしている。しかし、物体の3次元情報を得るためのキャリブレーションを行うため、実世界における厳密な測定が必要となる。一方、Khanら[8]やCaiら[12]の手法は、カメラ画像間の相対的な位置関係を用いておりカメラ設置方法が単純であるが、オクルージョンの問題への対処はしていないため、混雑した状況下の追跡に対応できない。

そこで本稿では、安定した人物追跡を行うカメラネットワーク構築のために、時空間 MRF を用いることで、一台の単眼カメラによる映像中におけるオクルージョン問題に対処する。また、隣接カメラ間の人物同定においては、4点のマーキングのみの単純なキャリブレーションを用い、オクルージョンに対して頑強な人物同定アルゴリズムを提案する。

2. 時空間 MRF モデル

2.1. 概念の説明

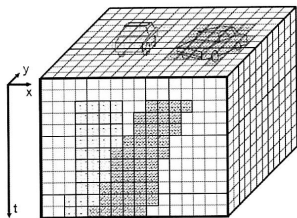


図1. 時空間画像のセグメンテーション

まず、2000年から提唱されている時空間 MRF モデ

ル[3][4][11]の基本的なアイデアについて簡単に述べる。従来から、2次元(空間)静止画像の領域分割に Markov Random Field モデルが提案され、その有用性が示されている[13][14]。これに対し、時空間 MRF モデルは、時空間画像の時間軸方向の相関関係に着目し、MRF モデルを時空間モデルとして拡張したものである。通常の空間 Markov Random Field モデルは、Pixel ごとに領域分割を行うものが多い。時空間 MRF モデルでも原理的には同様であるが、実際には画像フレーム間で車両等は数 pixels~数十 pixels 移動するため、pixel ごとに領域分割を行うことは困難である。そこで、時空間 MRF では、8pixels×8pixels で定義されるブロックを単位として領域分割を行うこととし、画像フレーム間で有するブロックごとの動きベクトルを参照した時間軸方向の相関を定義することとした。さらに、確率緩和モデルを適用することにより、オクルージョンの場合でも移動物体の境界を最適解として求めることが出来る。

本論文では、画像は 320pixels × 240pixels および 40blocks × 30blocks で構成され、40blocks × 30blocks に関する領域 ID 分布を Object-Map と呼ぶことにする。時空間 MRF は、前フレームの画像: $G(t-1, i, j) = g(i, j)$ および Object-map: $X(t-1) = x$ ならびに現フレームの画像: $G(t, i, j) = h(i, j)$ が与えられたときに、現フレームの Object-map: $X(t) = y$ を求めるものである。

2.2. 最適化のためのパラメータ

時空間 MRF モデルでは、領域分割の最適化を行うために図2に示すような3つのパラメータを定義している。詳細は、[3]で述べられているため、本論文ではそれぞれのパラメータの意味を簡単に述べるに留める。以下のようなエネルギー関数は、3つのパラメータに関する Boltzmann 分布関数として導かれる。

まず始めに、各ブロックごとに、前画像フレームと現画像フレームとの間で動きベクトルが求められる。この動きベクトルを参照して、以下のようなエネルギー関数(1)を構成する2つのパラメータが定義される。

$$U_{temp}(D_{xyk}, M_{xyk}) = b(M_{xyk} - \mu_{M_{xyk}}) + c(D_{xyk} - \mu_{D_{xyk}})^2 \quad (1)$$

$$D_{xyk} = \sum_{0 \leq d < 3, 0 \leq dj < 3} |G(t, i+d, j+d) - G(t-1, i+d-v_m, j+d-v_{mj})| \quad (2)$$

M_{xyk} は、時空間画像中での前画像フレームとの一種の隣接条件を表している(図2(b))。具体的には、現画像フレームにおいてブロック C_k がある移動物体 O_m に属している($X_k(t) = O_m$)と仮定した状況において、 O_m の移動ベクトル分だけ C_k を戻した場合、すなわち $-V_{O_m} = -(v_m, v_{mj})$ だけ移動させた場合、前画像フレームにおける移動物体 O_m に属するブロックとどの程度重なる

っているかを画素数で表したものである(図 2(a)). これは、連続する画像フレーム間では実際の移動物体はブロック単位より細かい画素単位で動いているため、隣接ブロックも単純にブロック数で表せないことによる。即ち、エネルギー関数 $U_M(M_{xyk})$ は、 $\mu_{M_{xyk}}=64$ において最小値、 $\mu_{M_{xyk}}=0$ において最大値をとる。

D_{xyk} は、前フレームの画像 G と現フレームの画像 $G(t)$ のテクスチャ相関を表している(図 2 (b)). これは、先と同様にブロックを $-V_{0a}$ だけ移動させた場合の、各画素値の差分の絶対値和を表している。具体的にはテクスチャ相関は下式で評価される。ここで、 $V_{0a}=(v_m, v_n)$ である。したがって、 $\mu_{D_{xyk}}=0$ であり、 $U_D(D_{xyk})$ は $D_{xyk}=0$ で最小値をとる。また、256 階調の濃淡画像の場合には、 $U_D(D_{xyk})$ は $D_{xyk}=256 \cdot 64$ で最大値をとる。即ち、テクスチャが似通っているほど、ID の推定がより尤もらしいということになる。

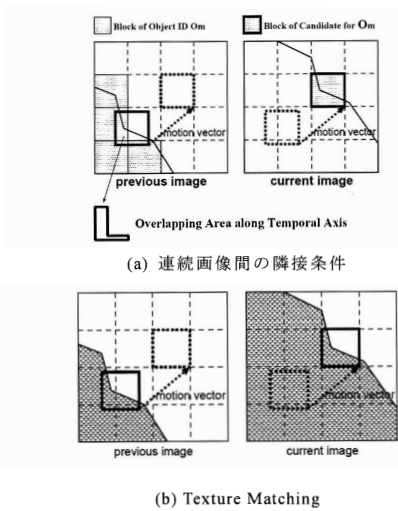


図 2. 時空間 MRF モデルのパラメータ

最後に、現在のフレームの Object-Map に関するブロックの隣接条件を示す(図 2(a)).

$$U_N(N_{yk}) = a(N_{yk} - \mu_{N_y})^2 \quad (3)$$

ここで、 N_{yk} は対象としているブロック C_k の隣接ブロック((図 2(a))のうち、 C_k と同じ移動物体 ID に属するブロックの数である。この関数は N_{yk} が大きい程 C_k がその移動物体 ID に属する確率が高くなることを表している。即ち、エネルギー関数 $U_N(N_{yk})$ は、 $N_{yk}=8$ において最小値、 $N_{yk}=0$ において最大値をとる。

結果として、最適化問題は解のエネルギー関数(4

を最小化する Object-Map: $X(t)=y$ を決定する問題となる。

$$U(y) = a(N_{y_x} - \mu_{N_{y_x}})^2 + b(M_{y_x} - \mu_{M_{y_x}})^2 + cD_{y_x}^2 \quad (4)$$

3. 複数の固定カメラによる追跡手法

3.1. 提案手法

カメラネットワークにおけるキャリブレーションに手間を要することは、実用化の観点から問題となりうる。例えば、カメラ校正を行うために、設置するたびに三次元情報を計測することは、大きな手間と労力を要するので問題である。そこで、本章では、非常に単純なカメラ校正を用いた人物同定アルゴリズムを提案する。提案手法では、人物の実世界座標は用いず、二台のカメラ間における相対的な位置関係により人物同定を行う。キャリブレーションには、地面上に 4 個の点をマーキングすることのみ必要とする。

まず、画像の一部が重複するように二台の固定カメラ(カメラ 1 およびカメラ 2)を配置する(図 3)。この重複領域内のオブジェクトを対象とし、カメラ間の人物の同定を行い、広範囲の追跡を可能とさせる。カメラ 1 のカメラ座標系を xy 、カメラ 2 のカメラ座標系を XY とおく。また、カメラ 1、カメラ 2 画像内の重複領域における人物の集合を A_1, A_2 とおく。このとき、カメラ 1、カメラ 2 における人物の状態をそれぞれ $i_1 \in A_1, i_2 \in A_2$ とおき、人物 i_1 の位置を (x_{i1}, y_{i1}) 、人物 i_2 の位置を (X_{i2}, Y_{i2}) で表す。2カメラ間において、人物 i_1 と人物 i_2 を同定するためのフローを図 4 に示す。

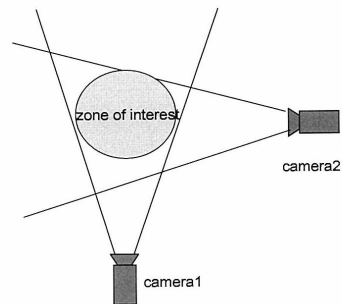


図 3. カメラ配置

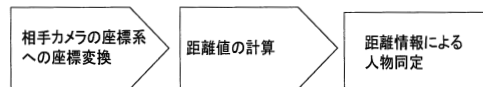


図 4. 人物同定プロセス

$x y$ 座標系を $X Y$ 座標系に変換するために射影変

換を行う。以下の式において、重複領域内の地面にマッピングした4個の基準点の各カメラ映像における座標を基に、8個の定数 $a_0, b_0, a_1, b_1, c_1, a_2, b_2, c_2$ を求めることで次の座標変換関数を導出する。

$$X = \frac{a_1x + b_1y + c_1}{a_0x + b_0y + 1}$$

$$Y = \frac{a_2x + b_2y + c_2}{a_0x + b_0y + 1}$$

同様にして、 XY 座標系を x, y 座標系に変換するために射影変換も行う。また、人物の位置は、4個の基準点を通る平面上に存在する必要があるため、平面と接しているオブジェクトの外接長方形下辺中心の座標を人物の位置と定義する。

次に、2つのカメラ映像中のそれぞれのオブジェクト全ての組合せにおいて距離エネルギーを求める。ただし、距離エネルギーを求める際、人物位置の補正を行う必要がある。トラッキングは8画素四方のブロック単位で行っているために、人物の位置に数画素のずれが生じる場合がある。また、トラッキングの領域分割精度は入力画像に依存するので、そもそも地上との接地点を正確に認識できない場合がある。そこで、各カメラにおける人物位置の周囲を探索し、二乗距離を最小化する点を人物位置として更新することで、人物位置の補正を行う(図5)。

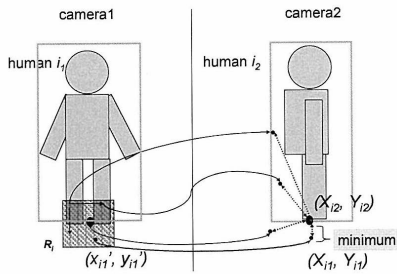


図5. 人物位置の補正

ここで、距離エネルギー関数の定義について述べる。人物 $i_1 \in A_1$ の人物位置の周囲の探索領域を R_{i1} 、領域 R_{i1} に属する点の座標を (x_{i1}', y_{i1}') とし、この点を XY 座標系に変換した座標を (X_{i1}, Y_{i1}) とおく。このとき、人物 $i_1 \in A_1, i_2 \in A_2$ を完全二部グラフで対応させ、全ての組合せにおいて、距離エネルギーを求めるための関数 $E2_{each}(i_1, i_2)$ と、距離エネルギー関数 $D2(i_1, i_2)$ を算出する(式(5))。

$$E2_{each}(i_1, i_2) = (X_{i2} - X_{i1})^2 + (Y_{i2} - Y_{i1})^2$$

$$D2(i_1, i_2) = \min_{(x_{i1}', y_{i1}') \in R_{i1}} E2_{each}(i_1, i_2) \quad (5)$$

同様に、人物 $i_2 \in A_2$ の人物位置の周囲の探索領域を R_{i2} 、領域 R_{i2} に属する点の座標を (X_{i2}', Y_{i2}') とし、この点を xy 座標系に変換した座標を (x_{i2}, y_{i2}) とおく。人物 $i_1 \in A_1, i_2 \in A_2$ を完全二部グラフで対応させ、全ての組合せにおいて、関数 $E1_{each}(i_1, i_2)$ と距離エネルギー関数 $D1(i_1, i_2)$ を算出する(式(6))。

$$E1_{each}(i_1, i_2) = (x_{i1} - x_{i2})^2 + (y_{i1} - y_{i2})^2$$

$$D1(i_1, i_2) = \min_{(X_{i2}, Y_{i2}) \in R_{i2}} E1_{each}(i_1, i_2) \quad (6)$$

最後に、2つのカメラ映像中のそれぞれのオブジェクトを一対一対応させ、全ての組合せにおいて、距離エネルギーの総和を求める。式(5)、(6)で定義した距離エネルギー関数 $D1(i_1, i_2), D2(i_1, i_2)$ は、人物 i_1 と人物 i_2 が同一人物の場合、最も小さくなる。重複領域中の複数人物の人物同定を行い、最尤である (i_1, i_2) の集合を求めるために、人物 $i_1 \in A_1, i_2 \in A_2$ を一対一対応させ、全ての組合せにおいて、次式で定義された距離エネルギーの総和 E_{total} を求める。

$$E_{total} = \sum_{i_1 \in A_1, i_2 \in A_2} (D1(i_1, i_2) + D2(i_1, i_2))$$

このとき、 E_{total} を最小化する (i_1, i_2) のペアの集合が、二台のカメラ間の複数人物の人物同定の結果となる。

3.2. オクルージョン問題の対策

時空間 MRF モデルは一台の単眼カメラによる画像中において、オクルージョンによる領域分割問題を解決している。しかし、隣接カメラ間で人物同定を行う際、オクルージョンにより、正確に人物の足下の測定ができなくなるという別のオクルージョン問題が生じる。したがって、安定した人物同定を行うために、オクルージョンがある場合は人物位置を補正する必要がある。本章では、オクルージョン発生時において、前節で提案したアルゴリズムを補正する手法を提案する。

オクルージョンが無くトラッキングできており正しく人物同定できている場合と、そうでない場合の最小の E_{total} の値は大きく異なることが分かっている。この理由は二つ考えられる。一方は、重複領域内にオブジェクトがあれば、オクルージョンが起こってしまうと外接長方形下辺中心の座標を基にマッチングを行うために、位置を示す座標が人物の足下と大きく異なってしまうからである。もう一方は、 E_{total} を最小とする (i_1, i_2) の組の中に同一人物でない組を含んでしまっていることが考えられる。図6にオクルージョン発生例を示す。図6において、左の画像がカメラ1、右の画像がカメラ2のものである。正しい人物の組合せは $(i_1,$

$i_2) = (8, 13), (12, 11)$ である。カメラ2において、人物 $i_2 = 13$ がオクルージョンにより地面との接点付近に座標を取れていないため、エネルギー $D1(8, 13)$ が著しく大きくなり、正しい結果が得られなくなることがある。

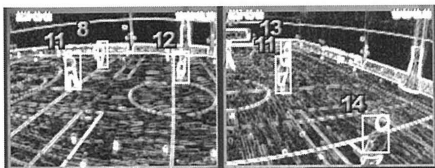


図6. オクルージョン発生例

E_{total} が最小となる時の距離エネルギー関数 $D1(i_1, i_2)$, $D2(i_1, i_2)$ の値から、 (i_1, i_2) がオクルージョンがなく正しく人物同定できているものとそうでないものを閾値により判別することが出来る。後者にはオクルージョンが生じているが同一人物である (i_1, i_2) の組と、同一人物でない (i_1, i_2) の組があるが、それらを識別することは困難である。そこで、オクルージョンが起きている場合は学習しておいたオブジェクトの高さを基にして、接地点を推定することで距離エネルギーを小さくし、識別する。

オクルージョンにより地面との接点付近に座標を取れていないオブジェクトの検出方法を示す。まず、画像の奥行きに応じた人物の高さ h を統計的に学習することができる。また、人物 i の外接長方形上辺の中点の座標を (x_{i_top}, y_{i_top}) 、下辺の中点を $(x_{i_bottom}, y_{i_bottom})$ と定義する。このとき、次の処理をすべての人物 $i \in A_1$ に対して行う。

[オクルージョン検知]

ステップ1) 画像中で下に隣接するオブジェクトがあるか探索。あればステップ2へ。なければ人物 i においてオクルージョンは生じていないとして終了。
 ステップ2) オブジェクトの外接長方形の高さ $y_{i_bottom} - y_{i_top}$ と h の大小を比較する。 $y_{i_bottom} - y_{i_top} < h$ であればステップ3へ、そうでなければ人物 i においてオクルージョンが生じていないとして終了
 ステップ3) 人物 i においてオクルージョンが生じていると判定

次に、オクルージョンが生じていると判定されたオブジェクトについて、位置の補正を行う(図7)。

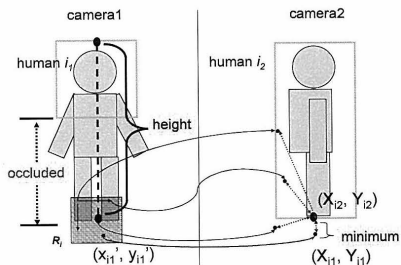


図7. オクルージョンのある人物の位置補正

[オクルージョン発生時の人物位置の補正]

ステップ1) 部分隠れが検出されたオブジェクトにおいて、外接長方形上辺中心の座標 (x_{top}, y_{top}) から、画像中の人物がどの程度奥にいるかを推測し、その位置における平均の高さ h を学習データから参照する。
 ステップ2) 人物位置を示す座標を $(x_{top}, y_{top} + h)$ に更新する。

ステップ3) 2.1の手法と同様にして、最終的な補正後の座標を (x_i', y_i') を求める。

こうして、オクルージョンが生じた人物 i_1 または人物 i_2 に対して距離エネルギー $D1(i_1, i_2)$ および $D2(i_1, i_2)$ を導出し、前節で提案したアルゴリズムにより、 E_{total} を最小化する (i_1, i_2) の組の集合を求める。本節での処理により、オクルージョンが生じているが同一人物である (i_1, i_2) の組と、同一人物でない (i_1, i_2) の組を識別すること識別できる。

4. 実験結果

隣接した二台のカメラ間における人物同定の実験を行った。処理結果を図8に示す。左画像中の青色の枠に囲まれたオブジェクトおよびそのID番号は、人物同定を行ったオブジェクトおよび左画像中の対応人物のID番号である。ここで、図8(c)の左画像において、重複領域中に存在しているオブジェクトにも関わらず、人物同定がされていないものが存在している。提案手法では、二台のカメラ間の各オブジェクトにおいて、一対一対応の人物同定を想定している。したがって、右画像における対応人物が他の人物と融合しているために対象オブジェクトであるにもかかわらず人物同定はされない。オクルージョンへの頑健性を評価するため、単眼カメラによる人物追跡の成功人数と、2台の単眼カメラ間重複領域内におけるオクルージョンの発生していない人物とオクルージョンが発生した人物の追跡の成功人数を実験により調査し、各条件における人物追跡の成功率により評価を行う。人物追跡の実験

結果を Table1 に示す。単眼カメラによる人物追跡の成功率は 94.8%，2 台の単眼カメラ間重複領域内における人物追跡結果はオクルージョンのない場合は 90.2%，オクルージョンのある場合は 82.4%であった。

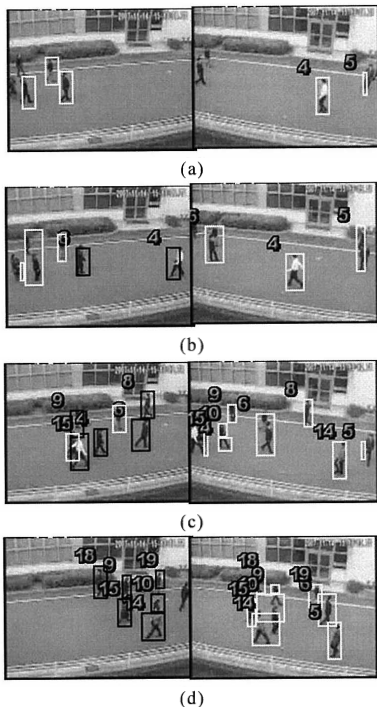


図 8. 隣接した二台のカメラ間における人物同定

TABLE 1. 実験結果

	成功	失敗	総数	成功率
目視計測人数	307人	17人	324人	94.8%

(a) 一台の単眼カメラによる人物追跡

	成功	失敗	総数	成功率
オクルージョンなし	83人	9人	92人	90.2%
オクルージョンあり	94人	20人	114人	82.4%

(b) 二台の単眼カメラによる人物追跡

5. 結論

本稿では、時空間 MRF に基づく広域的人物追跡の開発をした。そして、二台のカメラ間の重複領域における人物同定アルゴリズムを提案した。提案した人物同定アルゴリズムは実世界への座標キャリブレーション

をせずに、オクルージョンへ対処することができる。提案手法はオクルージョンに対して頑強であり、かつ取付けが容易であることから、駅・空港・ショッピングモールなどの公共の場における歩行者監視において、実用面から大いに期待できる。本稿では、人物一人一人をトラッキングし、人物同定をしているが、二人の人物を一つのオブジェクトとすることや、一人の人物を二つに分割するなどの問題が時折見受けられる。今後の課題としては、アルゴリズムの精度を改善することでこの問題に取り組みきたい。

謝辞

本成果は NICT 民間基盤技術研究促進制度に基づくものである。

参考文献

- [1] Haritaoglu, I., Harwood, D., Davis, L.S., "W⁴: real-time surveillance of people and their activities," PAMI, IEEE Trans, Vol.22 No.8, Aug 2000, pp.809-830.
- [2] Y. Iwashita, R. Kurazume, T. Tsuji, K. Hara, T. Hasegawa, "Fast Implementation of Level Set Method and Its Realtime Applications," IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics 2004 (SMC'04)
- [3] S.Kamijo, Y.Matsushita, K.Ikeuchi, M.Sakauchi, "Occlusion Robust Vehicle Tracking utilizing Spatio-Temporal Markov Random Field Model", 7th World Congress on ITS, Torino, Nov. 2000.
- [4] S.Kamijo, K.Ikeuchi, M.Sakauchi, "Vehicle Tracking in Low-angle and Front-View Images based on Spatio-Temporal Markov Random Field Model" 8th World Congress on ITS, Sydney Oct.2001, CD-ROM.
- [5] D. Comaniciu, V Ramesh, P Meer, "Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift," IEEE Computer Society Conference on CVPR, 2000
- [6] D. Comaniciu, V Ramesh, P Meer, "Kernel based object Tracking," PAMI, IEEE Trans, Vol.25 No.5, May 2003, pp.564-577
- [7] T.Darrell, G. Gordon, M. Harville, J.Woodfill, "Integrated person tracking using stereo, color, and pattern detection," Int'l J. Computer Vision, 37(2):175-185, June 2000.
- [8] Sohaib Khan, Mubarak Shah, "Consistent Labeling of Tracked Objects in Multiple Cameras with Overlapping Fields of View," PAMI, IEEE Trans., Vol.25 No.10, Oct 2003.
- [9] N Paragios, R Deriche, "Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects," PAMI, IEEE Transactions on, Vol.22 No.3, March 2000, pp.266-280
- [10] M. Niethammer and A. Tannenbaum, "Dynamic level sets for visual tracking," Proceedings of the Conference on Decision and Control, IEEE, Vol.5, Dec2003, pp4883-4888
- [11] S.Kamijo, M.Sakauchi, "Simultaneous Tracking of Pedestrians and Vehicles in Cluttered Images at Intersections," 10th World Congress on ITS, Madrid, November.2003, CD-ROM
- [12] Q. Cai and J.K. Aggarwal, "Tracking Human Motion in Structured Environments Using a Distributed Camera System," IEEE Trans. PAMI, vol.21 no.11, Nov. 1999, pp.1241-1247.