

追跡対象と周辺領域の関係性に注目した物体追跡

山下 隆義^{†a)} 藤吉 弘亘^{††}

Collaborative Object Tracking Based on Relation of Target and Surrounding Regions

Takayoshi YAMASHITA^{†a)} and Hironobu FUJIYOSHI^{††}

あらまし 物体追跡は、追跡対象の形状変化や照明変化による見え変化、物体の移動やカメラ移動による動き変化、他の物体や追跡対象自身による遮へいなど様々な変化が生じる複雑な状況下でも対象を追跡し続けることが求められている。従来の物体追跡は、これらの問題に対して、追跡対象と背景領域を区別するのに有効な情報を捉えることに主眼を置いてきた。我々は視点を変え、追跡対象と背景領域を区別するだけでなく、追跡対象の周辺状況を理解し、その情報を活用する協調的な物体追跡のモデルを提案する。提案モデルでは、周辺状況を理解する指標として、誤追跡の発生確率を導入する。誤追跡の発生確率は、追跡対象と周辺領域の特徴の類似性とその空間的な関係性から導く。この発生確率をもとにして、追跡の振舞いを変えることで、類似する物体や背景への誤追跡を防ぐことが可能となる。提案手法の有効性を示すために、提案する追跡モデルと関連する従来手法と追跡性能の比較を行った結果、提案手法は複雑背景や類似物体との遮へいが生じる様々なシーンにおいて従来手法より追跡性能が向上していることを示すことができた。

キーワード 追跡モデル、周辺状況、発生確率、遮へい、KL ダイバージェンス

1. ま え が き

物体追跡は、追跡対象または背景に動きや見えの変化が生じる中で、対象物体を途切れなく追跡することが求められている。動きや見えの変化に対して頑健に追跡するためには、追跡対象の動きを予測し、見えの変化に対応したモデルを生成することが必要である。

動きの予測については、追跡対象の存在する領域をゆう度をもとにサンプリングするパーティクルフィルタ [4], [7] や追跡対象の動きごとに最適なダイナミクスを導入した手法 [13] がある。

追跡対象の見えは、照明変化や向き変化、形状変化、遮へいなどにより変化する。これらの変化に対して、追跡対象の領域から単純なモデルを生成する方法と、追跡対象と背景領域とを区別するための識別モデルを

学習する方法がある。単純なモデルを生成する方法では、色ヒストグラムベースの手法 [6], [12] や輪郭ベースの手法 [1], テンプレートベース方法 [2] が提案されている。更に、複数の色ヒストグラムをモデル化する手法 [5], [9] や、色ヒストグラムや輪郭を組み合わせる手法 [8], これらは、単純な特徴量で追跡対象をモデル化することができるが、色ヒストグラムは類似色の背景や物体を誤追跡しやすい等、特徴量ごとにデメリットも存在する。一方で、識別モデルを学習する方法として、追跡対象と背景領域を識別する検出器をオンラインで学習する手法 [10], [14] が提案されている。これらは、追跡対象の変化に対して頑健であるが、追跡対象の位置を正しく検出できなかった場合、オンライン学習が正しく行われずに誤追跡する。

従来の物体追跡手法は、追跡対象若しくは追跡対象と背景領域を区別するのに有効な特徴を捉えることに主眼を置いており、追跡対象に遮へいが生じた場合、追跡対象の特徴を正しく捉えることができず、誤追跡する場合が多い。このような課題に対して、Yang らは追跡対象を正しく追跡できない場合に、継続的に存在する背景領域との位置関係を利用する手法を提案し

[†] オムロン株式会社, 草津市

OMRON Corporation, 2-2-1 Nishikusatsu, Kusatsu-shi, 525-0025 Japan

^{††} 中部大学, 春日井市

Chubu University, 1200 Matsumoto-cho, Kasugai-shi, 487-8501 Japan

a) E-mail: takayosi@omm.ncl.omron.co.jp

ている [11]. これらの手法は、追跡対象に遮へいが生じた場合でも追跡することが可能であるが、追跡対象と類似する領域を背景に含むような場合や類似する領域により遮へいが生じる場合、追跡対象を正しく追跡しているのか遮へいが生じたのか区別することができない. 背景領域を活用する手法は提案されているが、追跡ができない場合に位置関係を利用して補完するだけに留まっている.

我々は、これまでの追跡対象中心の手法から視点を変え、追跡対象以外の情報を有効に活用することに主眼を置く. 人間は、物体の位置を特定する際、周辺状況に応じて注意度合が変わることが知られている [3]. 注視する物体と類似する物体が背景にある場合は注意深く観察し、周辺に類似する物体がない場合は、注意度合が下がる. 本論文では、このような周辺状況に応じた人間の視覚特性に注目し、遮へいが生じた場合でも追跡が可能な追跡手法を提案する.

2. 従来の物体追跡モデル

確率的なベイズ推論の観点において、式 (1) のように、追跡対象の位置は、追跡対象の現時刻までの推定位置 $\bar{X}_t = \{x_1, \dots, x_t\}$ と観測値 $\bar{Z}_t = \{z_1, \dots, z_t\}$ から事後確率が最大化となる位置 $\bar{x}_t^*$ として推定される.

$$\bar{x}_t^* = \operatorname{argmax}_{\bar{X}_t} p(\bar{X}_t | \bar{Z}_t) \quad (1)$$

また、時系列でのマルコフ性を考慮することで、時刻 t における事後確率は式 (2) となる.

$$\begin{aligned} p(x_t | \bar{Z}_t) &= \frac{p(z_t | x_t, \bar{Z}_{t-1}) p(x_t | \bar{Z}_{t-1})}{p(z_t | \bar{Z}_{t-1})} \\ &= \frac{p(z_t | x_t) \int_{x_{t-1}} p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | \bar{Z}_{t-1}) dx_{t-1}}{p(z_t | \bar{Z}_{t-1})} \end{aligned} \quad (2)$$

これより、時刻 t における位置 x_t の事後確率 $p(x_t | \bar{Z}_t)$ は、現時刻での観測モデル $p(z_t | x_t)$ と過去の時刻の状態 $p(x_{t-1} | \bar{Z}_{t-1})$ 及び遷移モデル $p(x_t | x_{t-1})$ から表現することができる. ここで、 $p(z_t | \bar{Z}_{t-1})$ は正規化係数である. 観測モデルは、テンプレートやヒストグラムで表現された追跡対象のモデルと時刻 t における位置 x_t の特徴の類似性を観測する. 遷移モデルは、追跡対象の過去の位置をもとに、等速運動やランダムウォークを仮定する.

Yang ら [11] は、追跡対象の動きや見えの変化に対

応するために、時系列で安定して出現する背景領域を補助領域として捉え、追跡対象と補助領域の関係性を考慮した物体追跡をモデル化している. このモデルによる追跡対象の事後確率は、式 (3) のようになる.

$$\begin{aligned} p(x_{t,0} | Z_{t,0}) &\propto p_0(z_{t,0} | x_{t,0}) p_0(x_{t,0} | Z_{t-1,0}) \prod_k m_{k0}(x_{t,0}) \quad (3) \end{aligned}$$

ここで、 $x_{t,0}$ は時刻 t における追跡対象の位置、 k は補助領域 ($k = 1, \dots, K$) である. また、 $m_{k0}(x_{t,0})$ は補助領域 k から追跡対象へ伝達される情報を示しており、以下のようになる.

$$m_{k0} = \int_{x_{t,k}} p_k(x_{t,k} | Z_{t,k}) \psi_{k0}(x_{t,k}, x_{t,0}) dx_k \quad (4)$$

$\psi_{k0}(x_{t,k}, x_{t,0})$ は、データマイニングにより得られた継続的に出現する補助領域と追跡対象の位置関係に対する確率である. Yang らの追跡モデルでは、補助領域として追跡対象と同じ動きをしている領域、例えば頭部追跡の場合は胴体などが選ばれることが多い.

3. 提案する物体追跡モデル

3.1 周辺状況を理解する物体追跡

Yang らは、追跡対象の状況を理解せず、位置関係を追跡結果に反映させるだけであるため、類似する領域が近くに存在する場合や遮へいが生じると誤追跡する.

我々は追跡対象の状況に合わせて追跡処理を変えることが可能な手法を提案する. 人間が特定の物体に注目する場合、類似する物体が注目物体の周辺に存在すると見失わないように注意度合が高くなる. 一方、類似する物体が存在しない場合や離れている場合は、注意度合が低くなる. このような人間の視覚特性から、追跡対象を見失わないためには、追跡対象の周辺における状況を理解することが重要であることが分かる. そこで、本論文では、周辺状況に応じた人間の視覚特性を考慮した追跡モデルを以下のように定義する.

$$\begin{aligned} p(x_{t,0} | Z_{t,0}) &\propto p_0(z_{t,0} | x_{t,0}, m_{t,0}) p_0(x_{t,0} | Z_{t-1,0}, m_{t,0}) \quad (5) \end{aligned}$$

ここで、 $p_0(z_{t,0} | x_{t,0}, m_{t,0})$ 及び $p_0(x_{t,0} | Z_{t-1,0}, m_{t,0})$ は、時刻 t における追跡対象 x_t の観測モデルと遷移モデルである. 追跡対象の状況を表す $m_{t,0}$ を条件とすることで、状況を考慮した事後確率 $p(x_{t,0} | Z_{t,0})$ を得ることができる. 追跡対象の状況 $m_{t,0}$ は、全ての

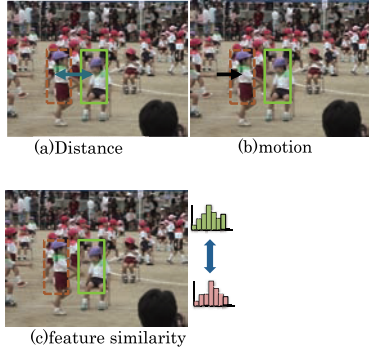


図 1 追跡対象と周辺領域の関係
Fig. 1 Relationship between target object and surrounding regions.

周辺領域の状況から以下のように定義される。

$$m_{t,0}(x_{t,0}) = \prod_k p_k(x_{t,k}|Z_{t,0})(1 - \psi'_{k0}(x_{t,k}, x_{t,0})) - \prod_k p_k(x_{t,k}|Z_{t,0})\psi'_{k0}(x_{t,k}, x_{t,0}) \quad (6)$$

式 (6) のように、第 1 項の周辺領域自身の特徴を用いた追跡と第 2 項の追跡対象の特徴による追跡から求める。第 1 項は周辺領域自身を追跡し、第 2 項は追跡対象と類似する領域が追跡対象周辺に存在するかを得ることができる。 $\psi'_{k0}(x_{t,k}, x_{t,0})$ は誤追跡の発生確率であり、追跡対象と周辺領域の空間的な関係性と特徴の類似性から算出する。追跡対象周辺に類似する物体が存在しない場合、誤追跡の発生確率 $\psi'_{k0}(x_{t,k}, x_{t,0})$ が低くなる。一方、追跡対象の周辺に類似する物体が存在する場合は、 $\psi'_{k0}(x_{t,k}, x_{t,0})$ が高くなる。

3.2 誤追跡の発生確率

追跡対象の状況を理解するためには、図 1 に示すような追跡対象と周辺領域との位置関係 S_d (図 1 (a))、移動方向の違い S_m (図 1 (b))、特徴の類似性 S_a (図 1 (c)) が重要である。これらの要素から追跡対象に対する誤追跡の発生確率を式 (7) のように定義して用いる。

$$\psi'_{k0}(x_{t,k}, x_{t,0}) = 1 - \exp(-S_d S_m S_a) \quad (7)$$

位置関係 S_d 、移動方向 S_m 、類似性 S_a はそれぞれ式 (8)、式 (9)、式 (10) のようになる。

$$S_d = \begin{cases} 1 & \|x_{t,k} - x_{t,0}\| < T_d \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$S_m = \begin{cases} 1 & \gamma\left(\frac{x_{t,k} - x_{t-1,k}}{\|x_{t,k} - x_{t-1,k}\|} \cdot \frac{x_{t,0} - x_{t-1,0}}{\|x_{t,0} - x_{t-1,0}\|}\right) < 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$$S_a = \sum_{b=1}^B Q(b) \ln \frac{Q(b)}{P(b)} \quad (10)$$

本提案手法では、追跡対象の周辺における類似物体の影響を誤追跡の発生確率として考慮している。追跡対象から離れた位置での類似物体の影響を排除するため、式 (8) 及び式 (9) は 0 または 1 を出力するようにしている。式 (9) の γ は、 $\|x_{t-1,k} - x_{t-1,0}\| > \|x_{t,0} - x_{t,k}\|$ のとき 1、それ以外は 0 となり、追跡対象と周辺領域が近づくか遠ざかるかを判断する。式 (10) の Q と P は周辺領域 $x_{t,k}$ 、追跡対象 $x_{t,0}$ の特徴ベクトル、 B は特徴ベクトルの次元数であり、類似性 S_a は KL divergence により求める。これより、追跡対象と周辺領域の位置関係が一定より近く、近づく場合、類似性 S_a が高いと誤追跡の発生確率 $\psi'_{k0}(x_{t,k}, x_{t,0})$ は高くなる。

4. 周辺状況を理解する物体追跡の実現

4.1 周辺状況を考慮した物体追跡のフレームワーク

周辺状況を考慮した物体追跡のフレームワークを図 2 に示す。時刻 $t = 0$ において、追跡対象及び周辺領域のモデルを生成する。時刻 $t = 1$ では、追跡対象と周辺領域をそれぞれのモデルで追跡する。追跡対象は、遷移モデルをもとに決められた範囲内で追跡対象の探索を行い、追跡対象位置を推定する。周辺領域も同様に、遷移モデルをもとに、一定範囲内で探索する。各周辺領域に対しては、周辺領域自身のモデルによる追跡処理と追跡対象のモデルによる追跡処理を行う。

次に、追跡対象の追跡結果と追跡対象のモデルによる周辺領域の追跡結果から、式 (7) 及び式 (8)、式 (9)、式 (10) を用いて誤追跡の発生確率を算出する。全ての周辺領域に対して誤追跡の発生確率を算出後、式 (6) から周辺状況を理解する。周辺状況に応じて、最終的な追跡位置を推定する。また、周辺状況に従い、追跡対象のモデルと遷移モデルを更新する。更新された観測モデル及び遷移モデルをもとに、次フレーム以降は、追跡対象の追跡を行う。

本フレームワークにおける大きなポイントは、追跡対象と周辺領域の関係性をもとに追跡対象周辺の状況を理解し、それに応じた観測モデルと遷移モデルにより最終的な追跡物体の位置を決定できる点である。追跡対象周辺の状況を理解することで、誤追跡が生じる確率の高い領域が存在するかを判断することが可能となる。ここでは、本フレームワークで用いる観測モデルと遷移モデル及び周辺状況を考慮した各モデルの選

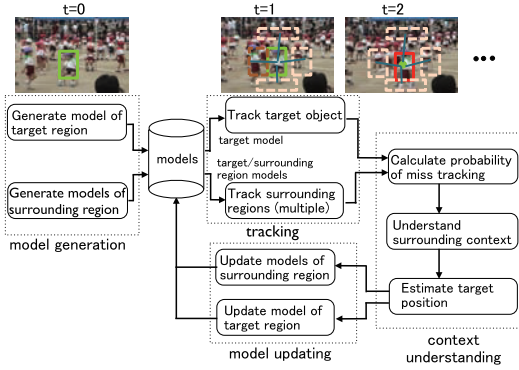


図2 提案手法のフレームワーク
Fig.2 Framework of proposed method.

択方法について述べる．

4.2 観測モデル

物体の姿勢や形状変化，照明変動に対応するために，色相と彩度及び彩度と明度の二つの共起ヒストグラムを結合したジョイントヒストグラムを特徴量に用いる．そして，Nguyen ら [12] の KL divergence によるこの配法により，局所解までの移動距離を求める．探索領域の中心位置を y_k とし，探索領域における位置 x_i に対する追跡対象との変位を式 (11) のように重み付き平均として算出する．ここで， N は探索領域の全画素数である．また，添字 k は探索領域であり， $k = 0$ の場合は追跡対象の領域， $k \geq 1$ の場合は周辺領域を表している．これにより，中心座標 y_k からの移動距離 $\hat{x}_k$ を算出することができる．距離 $\hat{x}_k$ が収束するまで繰返し演算を行い，位置 x_k^* を推定する．

$$\hat{x}_k = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_k) \beta_k(x_i) K(x_i, y_k)}{\sum_{i=1}^N \beta_k(x_i) K(x_i, y_k)} \quad (11)$$

$$x_k^* = x_k + \hat{x}_k \quad (12)$$

ここで， $\beta_k(x_i)$ は領域 k に対する重み， $K(x_i, y_k)$ はカーネル関数である．重み $\beta_k(x_i)$ は，[12] と同様に追跡対象と探索領域のヒストグラムから算出する．

4.3 追跡対象の状況を考慮した位置推定

追跡対象の状況をもとに時刻 t における追跡対象の位置 $x_{t,0}$ を推定する．式 (6) から算出した $m_{t,0}$ が負の場合，追跡対象の周辺に類似する対象が存在するため，誤追跡が生じる確率が高い状態であり，一方， $m_{t,0}$ が正の場合は，誤追跡の確率が低い状態を表している．そこで， $m_{t,0}$ の値から追跡対象と周辺領域のいずれの観測モデルで観測できた結果を用いるか選択す

る． $m_{t,0}$ が正の場合，式 (13) のように追跡対象に対する追跡結果 x_0^* を最終的な追跡位置 $x_{t,0}$ とする．

$$x_{t,0} = x_0^* \quad (13)$$

一方， m_0 が負の場合は，式 (14) のように追跡対象と類似しない周辺領域から最終的な追跡位置 $x_{t,0}$ を推定する．

$$x_{t,0} = \frac{1}{C} \sum_{x_k \in D} p(x_k | z_k) x_{k,0}^* \quad (14)$$

追跡対象の位置は，類似性 S_a がしきい値 T_a より小さい周辺領域の集合 $D = \{x_k | S_a(x_{t,k}, x_{t,0}) < T_a\}$ と周辺領域らしき $p(x_k | z_k)$ から求める．ここで， C は $S_a(x_{t,k}, x_{t,0}) < T_a$ となる領域数， $x_{k,0}^*$ は周辺領域 k から推定される追跡対象の位置である．周辺領域らしきは，式 (12) で得られた周辺領域の位置におけるヒストグラムと周辺領域自身のヒストグラムのバタチャリア距離により求める．

4.4 追跡対象の状況を考慮した遷移モデル

遷移モデルにより推定する時刻 $t + 1$ の中心位置 y_{t+1} は，追跡対象の状況をもとに追跡対象の動きまたは周辺領域の動きのいずれかを用いる．また，誤追跡の発生確率が高いとされた時刻が続いた場合，追跡対象が移動可能な範囲が広がるため，式 (11) で探索する位置 y_{t+1} と領域の大きさ R_{t+1} を以下のように広げ，時間方向の状況も考慮する．

$$y_{t+1} = \frac{1}{T} \sum_{i=t-T}^t y_i \quad (15)$$

$$R_{t+1} = \begin{cases} C_r R_t & \text{if } \psi'_{k,0}(x_k, x_0) < 0 \\ R_t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

C_r は領域の大きさを広げる定数であり，ここでは予備実験から 1.2 としている．また， T は遷移モデルで考慮する時間を表している．

4.5 周辺領域の配置

遮へいによる誤追跡の発生を抑えるために，追跡対象の近傍領域に周辺領域を配置する．周辺領域の配置は，追跡対象の中心位置から T_d 離れた同心円上に配置し，周辺領域の個数に応じて等間隔の角度に分割した位置とする．例えば，周辺領域の個数が四つの場合， 90° 間隔となり，追跡対象の上下左右に配置される．また，周辺領域の位置は乱数によりずれを加える．

4.6 周辺領域の更新

常に有効な周辺領域を捉えるために，各周辺領域の

生成と消滅を行う．周辺領域 x_k において，周辺領域自身の特徴によるゆう度 $p(x_k|z_k)$ が T_{pk} より大きい場合，継続して追跡する． $p(x_k|z_k)$ が T_{pk} より小さくなった場合は，新たな周辺領域を生成する．また，追跡対象との距離が T_d の 2 倍以上離れた場合も，その周辺領域を消滅させて新規に生成する．

一方，周辺領域 x_k において，追跡対象によるゆう度 $p(x_k|z_0)$ が T_{p0} より高い場合，すなわち周辺領域 x_k が追跡対象と類似する場合は，現時刻以降で追跡対象が誤追跡する確率が高くなる．そのため，周辺領域において，追跡対象の特徴による追跡を継続して行く．また，追跡対象によるゆう度が T_{p0} より低い場合，すなわち周辺領域 x_k に類似する領域でない場合は，その周辺領域を消滅させて新規に生成する．

5. 評価実験

評価実験として，提案手法と Yang らの手法 [11]，及び Nguyen らの手法 [12] と MeanShift [6] を比較する．Yang らの手法は，追跡対象に楕円モデル，補助領域にデータマイニングで選択された領域に対する色ヒストグラムを特徴量として用い，Mean Shift 法で追跡する．各比較手法の色ヒストグラムは各文献で提案されているものとする．提案手法と Mean Shift は，色相と彩度及び彩度と明度についてそれぞれ 16×16

のビン数の共起ヒストグラムを結合したジョイントヒストグラムを用いる．周辺領域数は 4 とし，状況を理解するための各パラメータは，予備実験から T_d は追跡対象の短径 S_0 の 2 倍， T_a を 0.4， T_{p0} を 0.8， T_{pk} を 0.7 とする．また，式 (15) の T は 5 フレームとする．追跡対象の初期位置及び大きさは全ての手法で共通の位置とする．評価データは，追跡対象と類似色の物体との重なりや追跡対象の移動，カメラの移動などが複合的に生じる映像を用いる．

5.1 類似物体が遮へいするシーンでの性能

追跡対象と類似する色の服装をした人物が追跡対象を横切るとな 150 フレームから構成されるシーンでの性能を比較する．提案手法と比較手法の各フレームにおける正解位置からの誤差を図 3，代表的なフレームでの追跡結果を図 4 に示す．ここで，提案手法の追

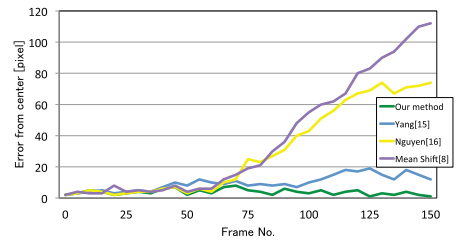


図 3 類似物体が遮へいするシーンでの誤差
Fig. 3 Tracking error in the scene of target occlusion.

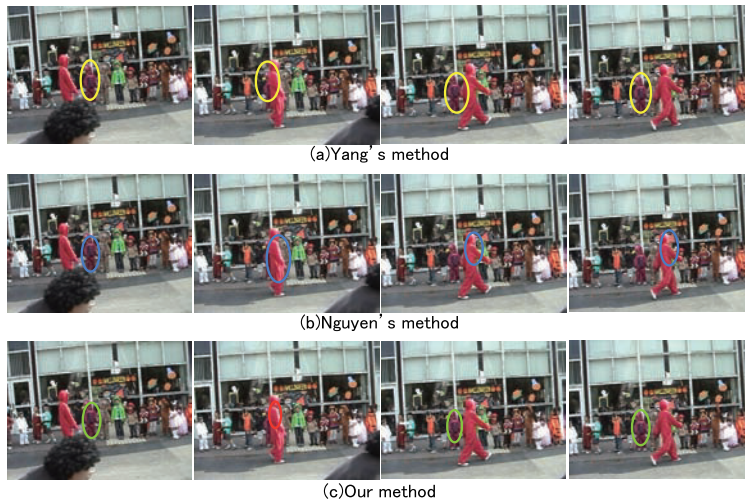


図 4 類似物体が遮へいするシーンでの追跡結果例．各行の右から 60 フレーム目，70 フレーム目，80 フレーム目，100 フレーム目の結果

Fig. 4 Example of tracking result in the scene of target occlusion. First column is 60 frame, second column is 70 frame, third column is 80 frame and forth column is 100 frame.

跡結果が緑色の楕円の場合、誤追跡の発生確率が低い状態を示しており、赤い楕円の場合、誤追跡の発生確率が高い状態を示している。追跡対象の前を類似する人物が横切る 70 フレーム以降、Nguyen らの手法及び Mean Shift は横切る人物を誤追跡している。一方、提案手法と Yang らの手法は、遮へい時に周辺領域から追跡対象の位置を推定できており、横切った後も正しく追跡している。

5.2 複雑背景下で交差が連続するシーンでの性能

複雑な背景下で追跡対象の移動と遮へいによる交差が連続して生じるシーンでの追跡性能を比較する。評価データは、運動会で類似する服装の人物が背景にいる中、追跡対象が類似する人物の前を横切り、椅子に座った後、その前を類似する服装の人物が通過する。500 フレームの映像である。提案手法と比較手法の各フレームにおける正解位置からの誤差を図 5、代表的なフレームでの追跡結果を図 6 に示す。200 フレーム付近において、追跡対象が類似する人物を横切るシーンでは、提案手法及び比較手法共に正しく追跡できている。一方、350 フレーム付近の追跡対象の前を類似する人物が横切るシーンでは、比較手法全てが横切る人物を誤追跡している。Yang らの手法は追跡対象付近に類似する物体が存在しているかどうかを判断できないため、遮へいが生じた際に対象物体または類似物

のいずれを追跡しているのか判断ができていない。提案手法は、誤追跡の確率が高い場合に周辺領域の中で追跡対象と類似しない領域をもとに位置を推定するため、遮へいが生じた際も追跡対象の位置を正しく捉えることができる。

5.3 追跡対象の動きと遮へいを伴うシーンの性能

複雑な背景下で追跡対象が右へ移動し、類似する人物と交差する 300 フレームからなる評価データで性能比較する。代表的なフレームでの追跡結果を図 7 に示す。170 フレーム付近で追跡対象と類似する物体との交差が発生し、190 フレーム付近で追跡対象が再度現れる。提案手法は、このような動きを伴う交差による重なりが発生した場合でも追跡対象の位置を正しく追

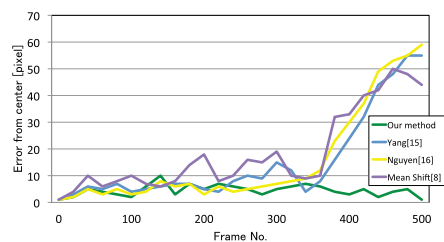


図 5 複雑背景下で交差が連続するシーンでの誤差
Fig. 5 Tracking error in the scene of crossing similar objects continuously under complex background.

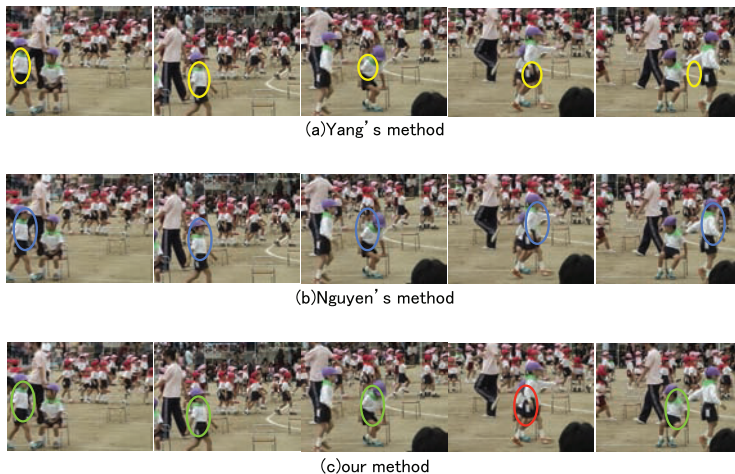


図 6 複雑背景下で類似物体の交差が連続するシーンでの追跡結果例。各行の右から 200 フレーム目、300 フレーム目、350 フレーム目、360 フレーム目、370 フレーム目の結果

Fig. 6 Example of tracking result in crossing similar objects continuously under complex background. First column is 200 frame, second column is 300 frame, third column is 350 frame, forth column is 360 frame and forth column is 370 frame.

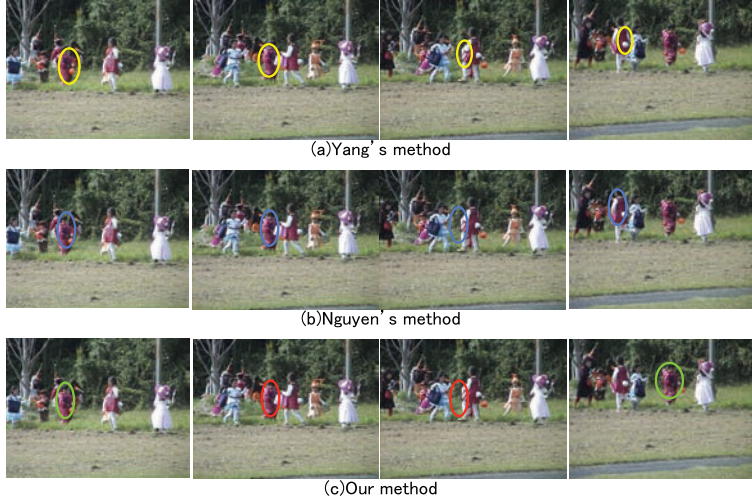


図 7 追跡対象の動きと類似物との遮へいを伴うシーンでの追跡結果例. 各行の右から 160 フレーム目, 170 フレーム目, 180 フレーム目, 190 フレーム目の結果

Fig. 7 Example of tracking result in the scene of occlusion and object motion. First column is 160 frame, second column is 170 frame, third column is 180 frame and forth column is 190 frame.

跡することができている. 一方, 比較手法は, 交差する際に, 別の人物を誤追跡している. 提案手法は, 追跡対象が移動する場合においても, 類似する人物に誤追跡せず, 追跡対象を正しく追跡できている.

5.4 周辺領域数による追跡性能の比較

5.2 で性能比較した評価データを用いて, 周辺領域の個数を変えた場合の追跡結果を比較する. 周辺領域は 0 個から 10 個まで二つずつ増やす. 評価方法として, 追跡対象の外接円内に追跡対象の中心位置が含まれている場合, 追跡成功とし, 全フレーム数に対する追跡成功数を追跡成功率として算出する. 追跡結果及びその際の処理速度を表 1 に示す. また, 処理速度あたりの追跡性能をコストパフォーマンスを表す性能係数として示す. 処理速度の計測は, Core2 Duo 2.4 GHz のパソコンでの速度である. 表 1 より, 周辺領域を増やすと追跡性能成功率は向上するが 6 個の場合を境に低下する. これは, 誤追跡の発生確率が高いフレームが増え, 周辺領域からの推定位置と実際の位置関係がずれる場合が増加するためである. 一方, 追跡成功率は, 周辺領域を 6 個とした場合が最も良いが, 処理速度当りの性能は 4 個の場合の方がよい. これより, 周辺領域を 4 個とした場合が最もコストパフォーマンスが高い.

5.5 パラメータ変更による性能変化

予備実験で決めた T_a は周辺領域から追跡対象の位

表 1 周辺領域数による追跡性能の比較

Table 1 Comparison of tracking performance for number of surround regions.

周辺領域数	追跡成功率	処理速度	性能係数
0	72.2%	1.1 ms	65.3
2	85.1%	1.16 ms	73.3
4	89.1%	1.20 ms	74.2
6	89.8%	1.23 ms	72.6
8	87.8%	1.29 ms	68.0
10	82.8%	1.34 ms	61.8

表 2 T_a の値による追跡成功率

Table 2 Tracking performance with T_a .

T_a	追跡成功率
0.1	66.4%
0.2	75.1%
0.3	78.8%
0.4	89.1%
0.5	88.2%
0.6	87.9%

置を推定する際に用いる周辺領域数に関わるパラメータである. 本パラメータを変更した際の追跡成功率について表 2 に示す. 評価データ及び追跡成功率の算出は前節, その他のパラメータはこれまでと同様である. これより, T_a が小さいと集合 D に含まれる周辺領域が少なくなるため, 周辺領域から推定することができずに追跡成功率が下がる. また, T_a を大きくすると集合 D に追跡対象と類似する周辺領域が含まれ若干追



図 8 追跡対象と周辺領域の関係
Fig. 8 Relationship between target object and surround regions.

表 3 T_{P0} 及び T_{Pk} 値による追跡成功率
Table 3 Tracking performance with T_{P0} and T_{Pk} .

(a) T_{P0}		(b) T_{Pk}	
T_{P0}	追跡成功率	T_{Pk}	追跡成功率
0.5	85.7%	0.5	84.3%
0.6	86.1%	0.6	87.2%
0.7	88.6%	0.7	89.1%
0.8	89.1%	0.8	85.8%
0.9	82.3%	0.9	80.0%

跡成功率が下がるが、類似していない周辺領域による推定も考慮するため、大きく下がることはない。これより、 T_a は 0.4 程度にするのがよいことが分かる。

次に、 T_{P0} 及び T_{Pk} について値を変更した際の追跡成功率について表 3 (a) 及び表 3 (b) に示す。 T_{P0} 及び T_{Pk} は周辺領域として追跡を継続するか消滅させるかを定めるパラメータである。これより、 T_{P0} を大きくすると類似する周辺領域が消されるため、誤追跡が生じて追跡成功率が下がる。一方、 T_{Pk} を大きくすると周辺領域が消されて追従性が下がるため、周辺領域から推定する際の追跡成功率が下がる。

6. 考 察

図 8 に追跡対象と類似する人物が追跡対象の前を横切るフレームにおける追跡対象と周辺領域の追跡結果を示す。各図の緑色また赤色の楕円は追跡結果であり、点線の矩形は周辺領域自身の観測モデルによる周辺領域の追跡結果、黄色の楕円は追跡対象の観測モデルでいう度が高い周辺領域の追跡結果である。赤色の楕円は追跡対象と類似する領域が一定距離より近くにいる場合を示している。追跡対象周辺に類似する領域が一定距離以上離れている場合 (a)、誤追跡の発生確率は小さくなっている。一方、追跡対象と類似する領域が一定距離以内に存在する場合 (b 及び c)、誤追跡の発生確率は高くなっている。誤追跡の発生確率が高い場合、 $m_{t,0}$ が負となり、追跡対象の位置は周辺領域から推定されている (b 及び c)。このとき、周辺領域らし

さの高い領域から推定されているため、推定位置はずれているものの大きく離れることはない (c)。追跡対象と類似する領域が再度離れると (d)、誤追跡の発生確率は小さくなる。このように、追跡対象周辺の状況を理解することで、類似領域が存在する場合でも途切れなく追跡することが可能である。

7. む す び

本論文では、物体追跡の新たな手法として、追跡対象だけでなく周辺領域の状況を理解することが可能な追跡モデルを提案した。提案手法は、追跡対象の周辺領域における状況を理解して、その状況に応じて、追跡の振舞いを変えることで、類似する物体や背景への誤追跡を防ぐことが可能となる。評価実験では、提案手法が類似物体が近くにいる場合や重なりが生じるようなより困難なシーンでも追跡することが可能であることを示すことができた。

本追跡モデルは、他の追跡手法への応用も可能であり、Particle Filter などへの展開も検討する。

文 献

- [1] M. Isard and A. Blake, "Contour tracking by stochastic propagation of conditional density," European Conference on Computer Vision, pp.343-356, 1996.
- [2] G. Hager and P. Belhumeur, "Real-time tracking of image regions with changes in geometry and illumination," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.403-410, 1996.
- [3] M.M. Chun and Y. Jiang, "Contextual cueing: Implicit learning and memory of visual context guides spatial attention," Cognitive Psychology, no.36, pp.28-71.
- [4] M. Isard and A. Blake, "CONDENSATION—Conditional Density Propagation for Visual Tracking," Int. J. Comput. Vis., vol.29, no.1, pp.5-28, 1998.
- [5] K. Nummiaro, E. Koller-Meier, and L. Van Gool, "An adaptive color-based particle filter," Image and Vis. Comput., vol.21, no.1, pp.99-110, 2003.
- [6] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, "Kernel-

- based object tracking,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.25, no.5, pp.564–577, 2003.
- [7] K. Okuma, A. Taleghani, N. Freitas, J. Little, and D. Lowe, “A boosted particle filter: Multitarget detection and tracking,” European Conference on Computer Vision, pp.28–39, 2004.
- [8] R.T. Collins and Y. Liu, “Online selection of discriminative tracking features,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.27, no.10, pp.1631–1643, 2005.
- [9] 小関亮介, 藤吉弘亘, 秋田時彦, 柿並俊明, “協調的な複数の Mean-Shift トラッカによる後方車両追跡,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2005), pp.419–426, 2005.
- [10] H. Grabner and H. Bischof, “On-line boosting and vision,” IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.260–2670, 2006.
- [11] M. Yang, Y. Wu, and S. Lao, “Intelligent collaborative tracking by mining auxiliary objects,” IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.697–704, 2006.
- [12] Q. Nguyen, A. Robles-Kelly, and C. Shen, “Kernel-based tracking from a probabilistic viewpoint,” IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1–8, 2007.
- [13] K. Ishiguro, T. Yamada, and N. Ueda, “Simultaneous clustering and tracking unknown number of objects,” IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1–8, 2008.
- [14] 山下隆義, 勞 世紅, 川出雅人, “Online Real Boosting による人物追跡,” 情処学論, CVIM, vol.1, no.1, pp.73–82, 2008.

(平成 24 年 11 月 15 日受付, 25 年 2 月 19 日再受付)



藤吉 弘亘 (正員)

1997 中部大学大学院博士後期課程了。1997～2000 米カーネギーメロン大学ロボット工学研究所 Postdoctoral Fellow。2000 中部大学講師を経て 2004 より同大准教授。2006 米カーネギーメロン大学ロボット工学研究所客員研究員。2010 中部大学教授。工博。計算機視覚、動画像処理、パターン認識・理解の研究に従事。2005 年度ロボカップ研究賞, 2009 年度情報処理学会論文誌コンピュータビジョンとイメージメディア優秀論文賞, 2009 年度山下記念研究賞, 情報処理学会, 電気学会, IEEE 各会員。



山下 隆義

2002 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程了。同年オムロン(株)入社。2011 中部大学大学院博士後期課程了。物体検出, 物体追跡などパターン認識に関する研究に従事。工博。IEEE-CS 会員, 情報処理学会各会員。