

類似画像特徴を持つ密集した複数移動体の追跡

ダミートラッカを用いた Mean-Shift 法

藤井 翔太[†] 西森 貴幸[†] 林 豊洋[†] 榎田 修一[†] 江島 俊朗[†]

[†] 九州工業大学

〒 820-8502 福岡県飯塚市川津 680 番 4

E-mail: †s_fujii@eken.ai.kyutech.ac.jp

あらまし Mean-Shift 追跡法は局所的な尤度分布の勾配より追跡を行うが、類似物体などが密集した場合などにはその尤度に収束等を起こす可能性がある。そこで本研究では、類似物体に対しても追跡を行い、その尤度を低下させることでトラッカの類似物体への収束を防ぎ正しい追跡を行わせる。本研究では、対象の追跡を行うトラッカのことをメイントラッカ、類似物体の追跡を行うトラッカのことをダミートラッカと呼ぶ。まずメイントラッカ周辺にダミートラッカを散布し類似物体へと収束させる。以降でダミートラッカの追跡とその先での尤度の低下を行い、すべてのダミートラッカの尤度の低下後、最後に低下された尤度分布を基にメイントラッカの追跡を行う。実験結果からダミートラッカの有効性は、ダミートラッカによって低下させる尤度の割合により左右されることが分かった。

キーワード 物体追跡, Mean-Shift 法, 類似物体, ダミートラッカ

1. はじめに

近年、携帯電話に内蔵されたカメラを代表するように家庭用カメラの普及が急速に進み、それに伴い画像処理技術への期待も高まっている。その中でも追跡技術は基盤技術であり、監視システムを使用した移動物体の追跡 [1] [2] や車両追跡による運転者への支援 [3]、細胞内の粒子の追跡など、多くの分野への応用がなされている。特に、Particle Filter [4] [5] や Mean-Shift [6] [7] に注目が集まっている。

Mean-Shift 追跡は追跡対象の色特徴を基に局所的な探索を繰り返すことで追跡を行う非常に高速な追跡処理である。しかし、追跡対象と類似した色特徴を持つ物体などが密集し近接した場合には誤追跡を起こす可能性がある。大島らは追跡対象の動きに着目し、オプティカルフロー推定より得られるフローモデルを色モデルと統合することで対応している [1]。また、背景との分離性能を向上させる色空間を動的に選択する手法 [8] や、追跡領域を複数の部分領域に分割し、それらの局所的な追跡結果を統合する手法等 [3] [9]、形状変化や環境変動に対する頑健性を向上させる研究も盛んである。

本論文では、追跡対象と同時に近傍に密集した類似物体も追跡し、その結果をもとに誤追跡を防ぐ手法を提案する。完全な重なり（交差）は考慮しないが、天井カメラ等頭上から撮影される動画像中の人物追跡等に有効となる機能を考慮する。本論文では、追跡対象と同時に近傍に密集した類似物体も追跡し、その結果をもとに誤追跡を防ぐ手法を提案する。ここで追跡対象の追跡を行うトラッカをメイントラッカ (MT)、類似物体の追跡を行

うトラッカをダミートラッカ (DT) と呼ぶ。

2. Mean-Shift 法

本章では、Mean-Shift 法の概要とそれを用いた移動物体の追跡手法について述べる。Mean-Shift 法とは尤度関数の初期位置周辺における極大点を求める手法である。密度分布関数の初期位置周辺での注目領域における傾きを求め、その関数が増加する方向へと注目領域の移動を行う。移動量は傾きに比例し、移動量が十分小さくなるまで繰り返すことで、初期位置周辺での傾きが十分小さくなる点、すなわち極大点を求めることができる。現在の中心位置を y_j としたとき、次位置 y_{j+1} への移動を表す一般的な Mean-Shift ベクトルは次のように定義される。

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{y_j - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{y_j - x_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (1)$$

h は注目領域幅、 $x_i (i = 1, \dots, n)$ は領域内の注目ピクセル位置、 $g(x)$ は正規分布などのカーネル関数 $f(x)$ を用いて $g(x) = -f'(x)$ で定義される。移動量 $\|y_{j+1} - y_j\|$ が閾値 ϵ 以下となるまで式 (1) を繰り返すことで、初期位置周辺における極大を求める。

移動体追跡においては、対象領域となる領域内の色ヒストグラムとモデルヒストグラムの類似度を尤度とし求め、式 (1) の Mean-Shift ベクトルに対応させる。追跡モデルの m 個のビンからなる色ヒストグラムを $\{\hat{q}_u\}_{u=1 \dots m}$ ($\sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1$)、対象候補の位置 y における m 個のビンからなる色ヒストグラムを

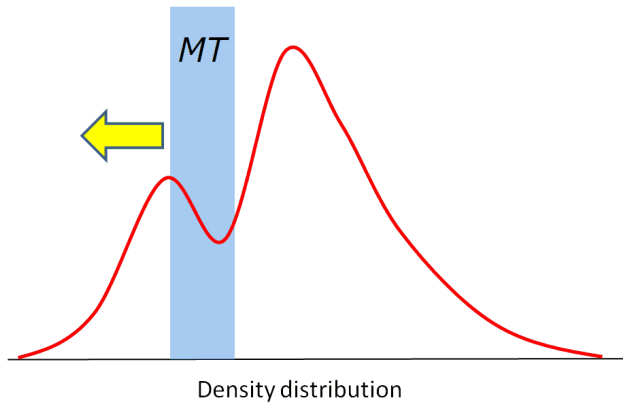


図 1 類似物への収束

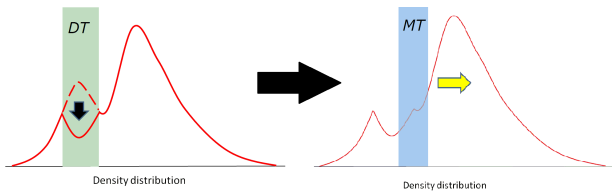


図 2 DT 使用での追跡

$\{\hat{p}_u(\mathbf{y})\}_{u=1\dots m}$ ($\sum_{u=1}^m \hat{p}_u = 1$) とする．ヒストグラム間の類似度の尺度として Bhattacharyya 係数がある．ヒストグラム $\hat{p}_u(\mathbf{y})$, $\hat{q}_u$ 間の Bhattacharyya 係数は次式で与えられる．

$$\rho[\hat{p}(\mathbf{y}), \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(\mathbf{y}) \hat{q}_u} \quad (2)$$

追跡は前フレームで推定された位置 $\mathbf{y}_0$ から開始する．追跡対象候補領域のヒストグラム $\{\hat{p}_u(\mathbf{y})\}_{u=1\dots m}$ は，初期ヒストグラム $\{\hat{p}_u(\mathbf{y}_0)\}_{u=1\dots m}$ から大きく変化することがなく，またすべての $u = 1\dots m$ について $\hat{p}_u(\mathbf{y}_0) > 0$ が成り立つという仮定のもと，式 (2) を $\hat{p}_u(\mathbf{y}_0)$ のまわりでテイラー展開し，それを書き換えることで，尤度分布 w_i を次のよう求めることができる．

$$w_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(\mathbf{x}_i) - u] \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(\mathbf{y}_0)}} \quad (3)$$

ここで， $b(\mathbf{x}_i)$ はピクセル $\mathbf{x}_i$ の持つ色情報に基づいたヒストグラム特徴量， δ は Kronecker のデルタ関数を表している．これを式 (1) に対応することで，画像特徴で追跡を行う Mean-Shift ベクトルを次式のように求めることができる．

$$\mathbf{y}_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i w_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{y}_j - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n w_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{y}_j - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (4)$$

3. ダミートラッカ

本章では，提案手法であるダミートラッカを用いた追跡手法について述べる．Mean-Shift 法は局所的な再帰処

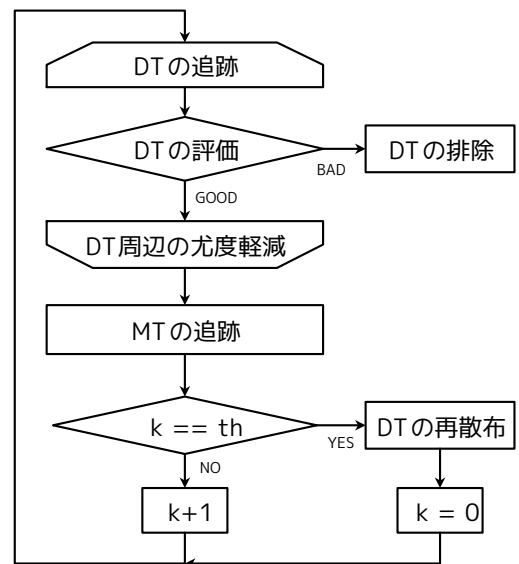


図 3 DT を用いた追跡処理の流れ

理による極大推定手法であり，大域的な極大の推定には適していない．そのため，本来収束すべき尤度関数の極大周辺に別の極大が存在した場合，トラックがその極大に収束，もしくは両極大の谷間に収束し追跡が破綻する可能性がある (図 1)．そこで本研究では，予め追跡対象周辺の高い尤度を持つ物体に対しても追跡を行い，その尤度を低下させることで追跡の破綻を防ぐ (図 2)．本論文ではこの類似物体の追跡を行うトラックのことを，対象の追跡を行うメイントラック (MT) に対し，ダミートラッカ (DT) と呼ぶ．

DT を使用した追跡処理の流れを図 3 に示す．まずはじめに，DT の追跡を行う．追跡を行った DT に対して評価値 $\rho[\hat{p}(\mathbf{y}), \hat{q}]$ を求め閾値 μ 未満の DT を排除する．それ以外の評価値を満たす DT に対しては DT 内の尤度の低下を行い，次の DT の追跡処理へと移行する．全ての DT に対して追跡を行った後，処理された尤度分布のもと MT の追跡処理を行う．追跡後， th フレーム毎に DT の再散布を行う．それぞれの詳細を以下に記述する．

3.1 ダミートラッカの散布方法

初期フレーム，または追跡工程において追跡対象との類似物体が発生した場合，その尤度を低下させるために DT を類似物体に収束させる必要がある．そこで DT の散布を行う．

まず図 4(a) のように，位置推定を行った MT の周囲 8 方向に MT と同じトラックサイズの DT を設置する．各 DT は領域内のヒストグラムから評価値 $\rho[\hat{p}(\mathbf{y}), \hat{q}]$ を求め，それが閾値 μ 以上であれば類似物体を検出したと見なし追跡を開始する．評価値が満たなかった DT に対しては MT から離れる各方向に注目領域を一定範囲内で移し，評価値が高くなる場所を検出する．一定範囲内に評価値が高い領域を検出できなかった DT については，注目方向には類似物体は存在しなかったということで削除

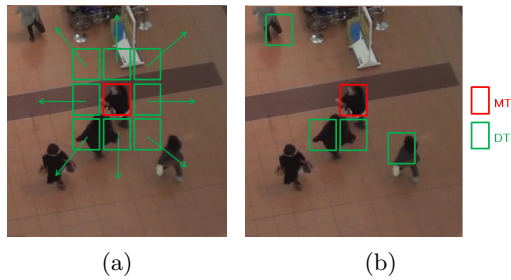


図 4 DT の散布

を行う。

以上より類似物体の検出を行う (図 4(b))。追跡工程において新たに発生する類似物体に対しては、 th フレーム毎に同様に散布を行うことで対応する。

3.2 ダミートラッカの追跡

追跡手順において、まず DT の追跡を行う。追跡は MT と同じく Mean-Shift 法で行うが、MT とは異なり追跡対象の類似物体の追跡を行う。そのため、DT は自身の類似物体の画像特徴モデルではなく、追跡対象の画像特徴モデルを用いて追跡を行う。

まず一つの DT についてその領域内の特徴量を求め、尤度分布を式 (3) より求める。それを Mean-Shift ベクトル式 (4) に適用し移動することで類似物体の位置を推定する。

しかし DT が追跡対象の周辺に存在した場合、誤って追跡対象に対して収束する可能性がある。そこで、追跡対象が 1 フレーム間では大きな移動を行わないと仮定し、前フレームで推定された追跡対象の位置周辺の尤度を DT の追跡を行う際にのみ減らすことで DT を追跡対象以外の場所へと誘導する。

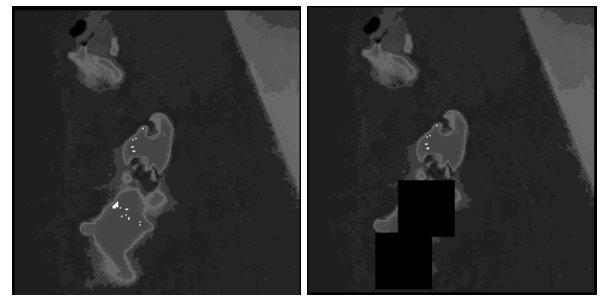
追跡工程において、例えば追跡を行っていた類似物体に輝度変化がおきた場合や他 DT との競合により類似物体領域外に収束した場合など、DT の評価値 $\rho[\hat{p}(y), \hat{q}]$ が閾値 μ 未満になることがある。このような DT に対しては排除を行う。

3.3 ダミートラッカによる尤度修正

DT の追跡によって推定した類似物体の位置周辺について、MT の誤追跡を防ぐため領域内の尤度の低下を行う。 n_d を DT 内の画素数、DT 内の尤度を $w = \{w_i\}_{i=1 \dots n_d}$ とし定数 α を用いて次のように尤度を修正する。

$$w' = \alpha w (0 \leq \alpha < 1) \quad (5)$$

全ての DT について順次追跡を行い、 $w \leftarrow w'$ とし逐次的に尤度を低下させることで他 DT との同位置への収束を避ける。 α の値が小さいほど一つのトラッカの効果は得られるが、誤って MT の追跡対象に収束した際には追跡対象の尤度を大きく低下させるので追跡が破綻する可能性が高い。一方で α の値が大きいと、尤度は小さく低下させるので、MT の追跡対象に収束した際の破綻の可



(a) 初期状態の尤度分布 (b) 低下後の尤度分布

図 5 DT による尤度の低下

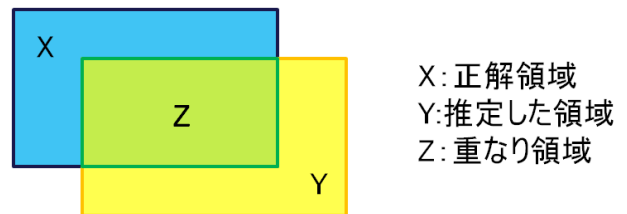


図 6 重なり領域

能性は低くなるが、DT 一つあたりの効果は薄い。本研究では α の値による追跡精度の比較実験を行う。

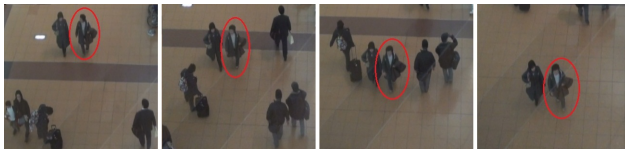
4. 評価実験

DT の有効性を確認するため、類似物体が密集し存在する複数のシーケンスに対し DT を適用しなかった場合 (本論文では $\alpha = 1.0$ と表記) と、適用した場合で移動物体追跡の精度の比較を行った。また DT を適用する場合、尤度を低下させる際の α の値について精度を比較した。追跡アルゴリズムにおける移動量に関する閾値 ϵ は 1.0 に、前フレーム MT 位置による重みの低下の割合は 7 割、DT の追跡の開始と排除を行う際の評価値の閾値 μ は 0.7、と固定した。また今回 th フレーム毎の再散布として $th = 5$ とした。追跡対象のモデル領域及び追跡の初期位置は、あらかじめ手動で入力した。- 実験環境は、OS は Windows7 64bit、CPU は Intel Core 2 Duo 2.40GHz、メモリ 2GB である。

4.1 実験 1 (頭上カメラによる動画)

頭上から撮影した類似画像特徴が密集し移動する動画での人物追跡を行う。動画はデジタルカメラで撮影した 4 つのシーケンスを用いる。図 7 に各シーケンス中の様子を示す。図中の赤枠で示される人物がシーケンス中の追跡対象を示している。シーケンス A、B は従来手法においても正しく追跡が行えた動画で、シーケンス C、D は従来手法においては正しい追跡が行えなかった場合での動画である。それぞれ提案手法である DT を導入した際の追跡精度の変化について考察を行う。

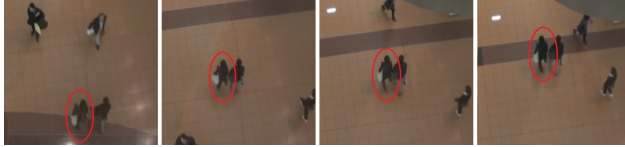
追跡精度の指標として、重なり率 R を用いて評価する。重なり率とは、真の追跡対象領域をどれだけ観測できたかを表しており、図 6 のように定義した領域に対して式 (6) のように定義する。値が高いほど追跡精度も高



(a) シーケンス A (frame1 , 60 , 100 , 150)



(b) シーケンス B (frame1 , 30 , 60 , 100)



(c) シーケンス C (frame1 , 80 , 110 , 140)



(d) シーケンス D (frame1 , 100 , 180 , 250)

図 7 4 シーケンスの様子と追跡対象

いことを示す．

$$R(\%) = \frac{Z \times 2(\text{pixel})}{X(\text{pixel}) + Y(\text{pixel})} \times 100 \quad (6)$$

それぞれの追跡精度の結果を表 1，図 8 に示す．結果より $0 \leq \alpha < 1.0$ の範囲で α の値を増すごとに追跡精度も上昇し， $\alpha = 0.8$ のときに最も高い追跡精度を示した．また α が 0, 0.2 のときは従来手法よりも精度が落ちる結果となった．

それに対する考察を行う． α の値が大きい場合，図 11 より DT が類似物体に対して何重にも重なり追跡を行っているのが確認できる．これは DT による尤度低下後の尤度がまだ高かったため，DT 再散布の際に再収束したことによる．それにより類似物体の尤度は十分に低下され，また複数の DT が類似物体の様々な位置へ細かく収束することから類似物体に適した形が表現できた．一つの DT が追跡対象に近接した際にも，追跡対象物体の尤度に与える影響は少なく MT の追跡に大きな影響は与えない．このように類似物体のみの尤度を適切に低下させることができたため良い追跡結果となったと考えられる．対して α が小さい場合では一つの類似物体に対して DT が少数で粗く収束を行うので，類似物体に対する細やかな表現はできない．図 11 にも見られるように類似物体以外の領域の尤度の低下を行う場合も多く，DT が追跡対象に与える影響も大きいため，DT が追跡対象に近接した際には多くの場合で誤追跡を起こした．一度 DT が追跡対象の誤追跡を行うと，Mean-Shift 法の特性上，以降のフレームでも DT による誤追跡が行われるため追跡精度は大きく低下した．

表 1 α の変化と重なり率 R

シーケンス	α					
	0.0	0.2	0.4	0.6	0.8	1.0
A	36.88	72.02	70.93	73.49	77.95	72.68
B	76.41	51.61	66.59	75.19	76.45	74.73
C	54.59	56.95	68.38	67.21	66.47	44.52
D	60.13	59.74	64.41	63.79	60.91	61.01
平均	57.00	60.08	67.58	69.92	70.45	63.24

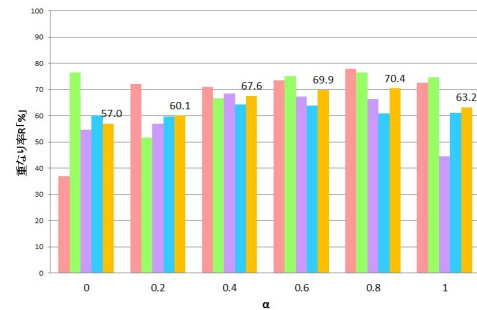


図 8 α の変化と重なり率 R

従来手法においても正しく追跡が行えたシーケンス A，B に関して，従来手法より α が 0.6 以上の値を用いた提案手法の方が良い結果が得られるものとなった．これはシーケンス中に接近してきた類似物体に対して，従来手法では MT が一部収束をする場面が見受けられたが，提案手法では DT が類似物体に対して収束，尤度の低下を行っているため，MT の類似物体に対する収束が見られず重なり率が上昇した．

従来手法において正しい追跡が行えなかったシーケンス C，D に関して，シーケンス C については提案手法で正しい追跡が行えた結果になった．図 9 にシーケンス C におけるフレームと重なり率の変化を示す．DT 未使用の場合，シーケンスの前半では高い重なり率で追跡を行っているが，類似物体が近接する 90 フレーム周辺において類似物体への追跡の破綻が発生したことにより重なり率が大幅に低下している．対して DT を使用した場合には，DT が類似物体の尤度を下げ，MT の収束を防いでいるので 90 フレーム周辺での大幅な重なり率の低下は見られず，以降の追跡でも高い重なり率で追跡を行えた．以上よりこのシーケンスにおける DT の有効性を確認した．一方シーケンス D については，提案手法による追跡精度の差は見られなかった．シーケンス中に追跡対象のスケールの変化が発生しており，DT 再散布の際に追跡対象の増長した部分に対して収束を行ったため，追跡の破綻が起きた．前述したように，DT による追跡において DT が追跡対象へ収束をおこなった場合，以降のフレームでも誤追跡を続ける可能性が高い．そのため DT を用いた追跡を行う際にはスケールの変化への対応 [7] [10] を行う必要がある．

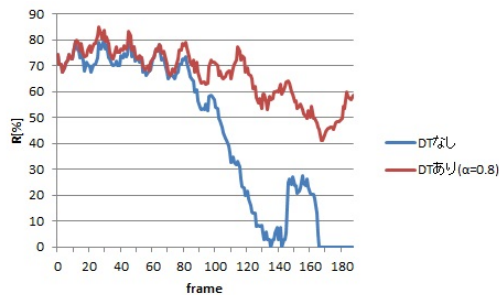


図 9 シーケンス C における重なり率 R の変化

表 2 細胞内の粒子の追跡結果 [%]

評価方法	DT 無し	DT 有り
追跡率	48.3	76.3

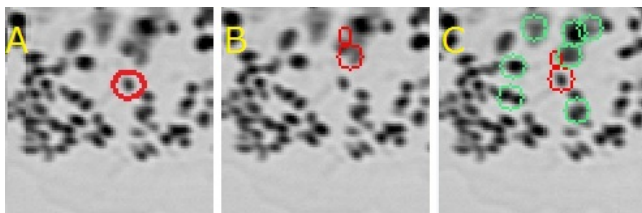


図 10 粒子追跡の様子

4.2 実験 2 (医療用細胞内粒子の動画)

次に外観検査アルゴリズムコンテスト 2010^(注1)にて公開された密集状態で変形しながら移動する粒子について追跡を行う。ただし追跡対象である粒子は非常に小さく、それを囲むトラックも小さくなる。このとき追跡対象と背景との色分布に明瞭な違いが少なくなるため追跡が不安定になる。そこでこの実験では、式 (3) のような色情報ヒストグラムによる尤度分布は用いず、入力画像がグレースケール画像であること、背景で輝度が高く追跡対象の輝度が低いことから、入力画像に対して輝度値 I に関して二値化処理を行い、式 (4) の w_i を

$$w_i = \begin{cases} 1 & (\text{if } b(x_i) < I) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (7)$$

として実験を行う。今回 12 個の粒子動画について追跡を行いその平均値を求めた。評価は本コンテストにて用意された正解領域内にトラックの中心が含まれれば追跡成功とし、全フレームにおける追跡成功フレームの割合を追跡率として求める。また式 (5) における α の値は節 4.1 において最も良好な結果となった 0.8 に固定する。

12 シーケンスでの平均の追跡評価結果を表 2 に示す。DT を使用した場合での追跡率の向上が確認できる。追跡の様子を図 10 に示す。A で示す粒子が追跡すべき粒子を表し、B、C がそれぞれ DT を使用しなかった場合と使用した場合での様子である。使用しなかった場合では

MT が類似物体へと収束しているのが確認できるが、使用した場合は DT が周辺粒子に収束、追跡を行い、正しい追跡を行っているのが確認できる。以上により細胞内粒子の動画についても提案手法の有効性が確認できた。

5. おわりに

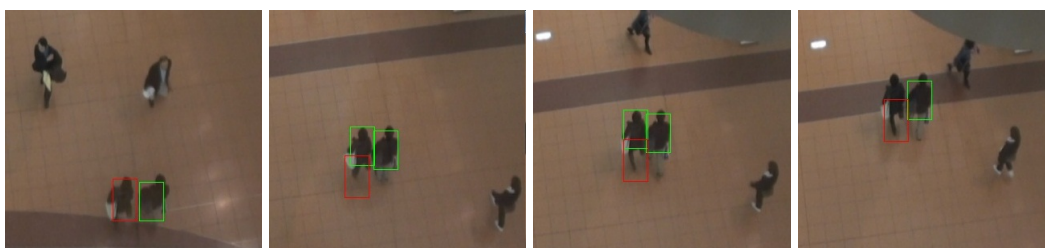
本論文では、Mean-Shift 法を用いて追跡対象との類似画像特徴を持つ物体が密集する場合においても頑健な追跡を行うことを目的とし、ダミートラッカ (DT) を用いた追跡法を提案した。また尤度低下の定数である α の値による比較実験を行った。結果として尤度低下が小さい ($\alpha = 0.6, 0.8$) 場合で最も追跡精度の向上が見られ、ダミートラッカ (DT) 導入による効果を確認した。

今後の課題として、追跡対象または類似物体に対するスケールへの対応、追跡物体に対する表現力を上げるため多数の小さなトラックでの追跡法、また追跡対象と類似物体をなるべく分離するような適切な特徴選択などが挙げられる。

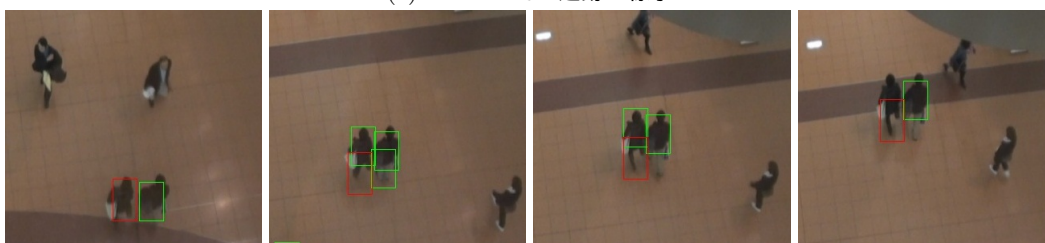
文 献

- [1] 大島直也, 齊藤剛史, 小西亮介, “オプティカルフロー分布を利用した Mean Shift 追跡,” 信学論 (D), vol. J90-D, no. 4, pp. 1096-1104, Apr. 2007.
- [2] 土居元紀, 千原國宏, “インテリジェントセキュリティカメラ,” 映像情報メディア研究会報告, vol. 25, no. 22, p1-6, Mar. 2001.
- [3] 小関亮介, 箕浦良文, 藤吉弘亘, 秋田時彦, 柿並俊明, “協調的な複数の Mean-Shift トラック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, Jul. 2005.
- [4] M. Isard, and A. Blake, “CONDENSATION – conditional density propagation for visual tracking,” International Journal of Computer Vision, vol. 29, no. 1, pp. 5-28, Aug. 1998.
- [5] 樋口知之, “粒子フィルタ,” 信学論 (A), vol. 88, no. 12, pp. 989-994, Dec. 2005.
- [6] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, “Real-Time Tracking of Non-Rigid Objects using Mean Shift,” in IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 142-149, Jun. 2000.
- [7] D. Comaniciu, V. Ramesh, and P. Meer, “Kernel-based object tracking,” in IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, vol. 25, no. 5, pp. 564-577, May. 2003.
- [8] R. Collins, Y. Liu, and M. Leordeanu, “On-Line Selection of Discriminative Tracking Features,” in IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, vol. 27, no. 10, pp. 1631-1643, Oct. 2005.
- [9] 丸山康平, 齊藤剛史, 小西亮介, “形状と背景変化に頑健な Mean Shift 追跡,” 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2010), OS13-2, pp. 1539-1546, Jul. 2010.
- [10] R. Collins, “Mean-Shift Blob Tracking through Scale Space,” in IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, vol. 2, pp. 234-240, Jun. 2003.

(注 1): <http://alcon.itlab.org/10/>



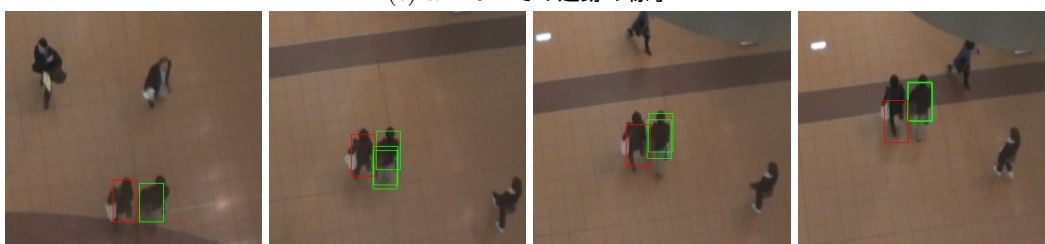
(a) $\alpha = 0.0$ での追跡の様子



(b) $\alpha = 0.2$ での追跡の様子



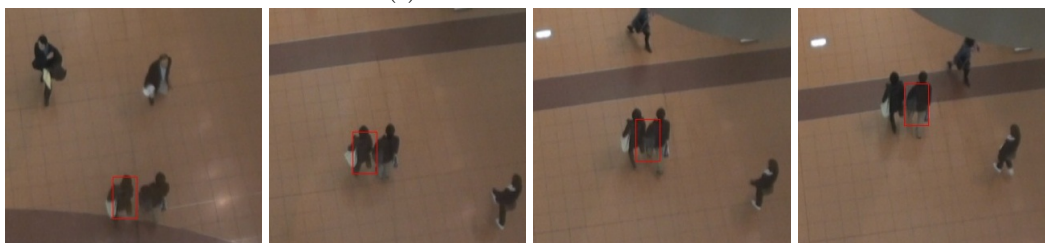
(c) $\alpha = 0.4$ での追跡の様子



(d) $\alpha = 0.6$ での追跡の様子



(e) $\alpha = 0.8$ での追跡の様子



(f) DT を使用しなかった場合での追跡の様子

図 11 シーケンス C の各 α の値における追跡の様子 (frame1, 80, 110, 140)
赤色矩形がメイントラッカを示し, 緑色矩形がダミートラッカを示す.