

最適配置されたサブトラッカ群を用いた オクルージョンに頑健な物体追跡

西山 乗¹ 橋本 学¹

概要: 追跡に有効な複数の部分領域群 (サブトラッカ群) を物体上に最適に配置し, これらの組み合わせによって対象物を追跡する手法を提案する. 初期フレームにおいて対象物体上に多数の候補サブトラッカ群を設定した後に, これらから追跡に有効な少数のサブトラッカ群を決定する問題を, 組み合わせ最適化として解く. 各サブトラッカの周辺領域の相関性とサブトラッカ群の空間的なばらつき度合いを目的関数とする. Mean-Shift 追跡によるサブトラッカ照合を想定し, 周辺との類似度が低いサブトラッカを選択することにより安定した追跡を可能とする. また, 空間的にばらついた配置を優先することで, 部分的なオクルージョン時にも一定数の有効なサブトラッカが確保できる効果を持つ. 複数のサブトラッカによる追跡結果に対して RANSAC を適用して外れ値を除外し, 対象物体の移動ベクトル推定を安定化する. 大きなオクルージョンの発生する動画像に対して本手法を適用した結果, 処理速度約 30fps, 追跡成功率 98%を確認した.

キーワード: サブトラッカ, 遺伝的アルゴリズム, Mean Shift 追跡, RANSAC, オクルージョン

Robust Object Tracking for Occlusion using Optimally Located Sub-Trackers

NISHIYAMA JO¹ HASHIMOTO MANABU¹

Keywords: sub-tracker, genetic algorithm, Mean Shift tracking, RANSAC, occlusion

1. はじめに

近年, カメラの普及に伴い, 取得される動画像の利用方法が幅広く検討されている. 特に道路交通における安全性の向上を目的とした高度道路交通システム (ITS) の開発が盛んに進められている [1]. 運転支援システムには高速に周辺を走行する車両の位置を認識, 追跡することで事故防止や自律運転に発展が可能である. また, 交差点や道路に設置された固定カメラから違反車両の追跡や交通量調査などの技術 [2] が研究されている. しかし, 実環境において対象物体には照明変化やオクルージョンなど様々な外乱の発生が想定される. 特に道路上には複数の自動車やバイク, 人間が同時に存在することでオクルージョンの発生が容易

に想定される. このような状況下においても高速に誤差なく対象物体を追跡する必要がある.

近年注目されている高速な追跡アルゴリズムとして Mean Shift 追跡 [3] やパーティクルフィルタ [4][5] がある. Mean Shift 追跡は山登り法で周辺領域における類似度の極大値を追跡結果とする手法であるのに対し, パーティクルフィルタは確率的なサンプリングにより近似的に類似度の最大値を示す位置を求める手法である. 部分的にオクルージョンが発生した場合においても, Mean Shift 追跡やパーティクルフィルタなどの追跡は, 特徴量に色ヒストグラムを用いることで, 大きく類似度を低下させることがないため, 追跡を続行することができる. しかし, その際に追跡位置の誤差が発生してしまう. これは対象物体の非オクルージョン領域をもとに抽出された特徴量を有効に用いていないことに問題がある.

このような問題に対して, 状態パラメータに対象物体の

¹ 中京大学大学院 情報科学研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
Chukyo University, Toyota, Aichi 470-0348, Japan

位置、サイズに加えてパッチ領域を持たせることで非オクルージョン領域のみから階層的に尤度計算を可能としたパーティクルフィルタ [6] が提案されている。しかし、状態パラメータが増えることで処理時間の増加が大きな問題となる。

また、対象物体を複数の部分領域に分割した小領域群の追跡結果から対象物体の位置を捉える手法 [7][8] が複数提案されている。その中でも、Arther らによる HSS(Hierarchical Spring System) 法 [9] では、対象物体(メイントラック)と部分領域群(サブトラック)の追跡結果に対して、各位置関係をばねモデルにもとづいて位置補正する手法を提案している。部分的なオクルージョンが発生した場合でも、非オクルージョン領域に設定されたサブトラックの追跡結果をベースとした位置補正を行うことでオクルージョン時にも頑健な追跡が可能となる。しかし、高速処理を必要とするアプリケーションに対しては、計算コストの高い特徴量を用いるサブトラックの数が多く、処理時間が増加する問題がある。そのため、本研究では物体追跡においてオクルージョンに対する頑健性と高速性の両立を目的とする。

本研究では、格子状に設定されたサブトラック群から安定した追跡が可能なサブトラックのみを選択して追跡に用いる手法を提案する。

メイントラックの初期位置に対して格子状に候補サブトラック群を設定する。各候補サブトラックは周辺の領域との類似度をもとに作成した自己相関マップの形状を評価することで、最も評価値が高くなるサイズに設定する。追跡時の処理速度はサブトラック数に比例するため、設定された全ての候補サブトラックを用いて追跡した場合、処理時間が増加してしまう。よって候補サブトラック群から追跡に用いるサブトラック群を選択する必要がある。また、サブトラックの中には周辺に類似する特徴量が存在することから安定した追跡が困難なサブトラックがあり、そのようなサブトラックは自己相関マップの形状評価値が低い。また、各サブトラックの性能のみを評価してサブトラックを選択した場合、多くのサブトラックがメイントラック上の部分的な領域に密集して設定されることが想定される。このようなサブトラック群に対してオクルージョンが発生すると、同時に大半のサブトラックが追跡困難となってしまうために、オクルージョンに対応できなくなる。そこで自己相関マップの形状評価値とサブトラック群の空間的なばらつき度合いの2つの評価からなる目的関数を最大化する最適化問題としてサブトラック選択問題を解く。最適化には遺伝的アルゴリズム (GA)[7] を用いることで効率的な解の探索を行う。これにより、安定した追跡が可能なサブトラックが空間的にばらついた配置で設定され、その結果オクルージョンが発生した場合でも追跡が可能なサブトラックが確保できる。

さらに実際の追跡処理では設定されたサブトラック群を

用いてメイントラックの追跡を行う。各サブトラックごとに Mean Shift 追跡を行うことで各移動ベクトルを計算する。得られた移動ベクトルに対して RANSAC によるメイントラックの移動ベクトルを推定することで追跡する。また、サブトラック群の中にはオクルージョンの発生により正しい移動ベクトルを得ることが出来なかったサブトラックが存在する。このようなサブトラックは追跡結果における色ヒストグラムの類似度が低下すると考えられる。そのため、RANSAC の投票処理において類似度を票の重みとして付与することで、追跡結果の信頼度が低いサブトラックの影響を低減する。

以下、第2章では従来法である Mean Shift 追跡の問題点を述べ、第3章では提案アイデアを説明する。第4章では実際のアルゴリズム、第5章ではオクルージョンの発生する動画像に対する性能評価の結果を示した。第6章にて本研究の成果をまとめる。

2. Mean Shift 追跡の問題点

Mean Shift は、重み分布 $\omega(\mathbf{x})$ の初期位置周辺の勾配方向を求め、 $\omega(\mathbf{x})$ が大きくなる方向へ中心位置の移動を繰り返すことで、初期位置周辺における $\omega(\mathbf{x})$ が極大となる位置を求める方法である。初期位置 \mathbf{y}_0 からの更新位置 \mathbf{y}_1 は重み分布 $\omega(\mathbf{x}_i)$ の重心として式 (1) により求める。

$$\mathbf{y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\left\|\frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i}{h}\right\|\right)\omega(\mathbf{x}_i)\mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^n K\left(\left\|\frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i}{h}\right\|\right)\omega(\mathbf{x}_i)} \quad (1)$$

ここで、 K はカーネル関数、 h はカーネル関数におけるバウンド幅、 $\mathbf{x}_i (i = 1 \dots n)$ は \mathbf{y}_0 を中心とする領域内の座標を示す。式 (1) で得られた更新位置を初期位置として再度設定することで更新を繰り返し、極大値を示す位置に移動することができる。また、更新の移動量がしきい値以下になった場合は極大値に達したとして追跡を完了する。

Mean Shift 追跡は特徴量として一般的に対象領域における色の発生頻度を意味する色ヒストグラムを用いる。対象物体領域のモデルとなる色ヒストグラム $\{q_u\}_{u=1 \dots m}$ と対象フレームの候補位置 \mathbf{y} の領域の色ヒストグラム $\{p_u(\mathbf{y})\}_{u=1 \dots m}$ は式 (2)、(3) により求める。

$$q_u = C_q \sum_{i=1}^n K(\|\mathbf{x}_i\|)\delta(b(\mathbf{x}_i), u) \quad (2)$$

$$p_u(\mathbf{y}) = C_p \sum_{i=1}^n K(\|\mathbf{y}_i - \mathbf{x}_i\|)\delta(b(\mathbf{y}_i - \mathbf{x}_i), u) \quad (3)$$

また、 δ は Kronecker のデルタ関数、 $b(\mathbf{x})$ は画素 \mathbf{x} の色ヒストグラム上のビン番号、 C_q, C_p は正規化定数で式 (4)、(5) を用いて計算される。

$$C_q = \frac{1}{\sum_{i=1}^n K(\|\mathbf{x}_i\|)} \quad (4)$$

$$C_p = \frac{1}{\sum_{i=1}^n K(\|\mathbf{y} - \mathbf{x}_i\|)} \quad (5)$$

式 (2), (3) から計算された対象物体と候補領域の色ヒストグラムを用いて式 (1) のための重み分布 $\omega(\mathbf{x})$ を式 (6) から求めることができる。

$$\omega(\mathbf{x}_i) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(\mathbf{y})}} \delta(b(\mathbf{x}_i), u) \quad (6)$$

これにより、重み分布 $\omega(\mathbf{x})$ は対象物体領域のモデル色ヒストグラム q_u と対象フレームの候補位置 \mathbf{y} の領域の色ヒストグラム $p_u(\mathbf{y})$ の各ピンの発生頻度の比から設定される。この重み分布 $\omega(\mathbf{x})$ に対して更新を繰り返すことで、Mean Shift 追跡は対象物体と類似する領域を追跡することが可能である。

しかし、対象物体に部分的なオクルージョンが発生する対象フレームにおいて、正解位置の色ヒストグラムはモデル色ヒストグラムの類似度が低下することによって極大値の位置を求める Mean Shift 追跡では対象物体の正解位置を正確に求めることができない。これは、対象物体のモデルを単一の色ヒストグラムで表現することに問題がある。部分的なオクルージョンが発生した場合は、非オクルージョンの領域を有効に利用する必要がある。

3. 提案アイデア

本研究では、対象物体の部分的な小領域を示すサブトラックを複数設定することで、サブトラック群によるオクルージョンに頑健な追跡を行う。各サブトラックの評価値とサブトラック間の位置関係をもとにサブトラック群を最適に配置することが本研究の基本的なアイデアである。対象物体に対して格子状にサブトラック群を設定した場合、追跡誤差が大きいサブトラックを設定してしまう可能性がある。また、多くのサブトラックを追跡に用いると処理コストが高くなるため、追跡誤差が小さい有効なサブトラックのみを追跡に用いることで処理コストが削減できる。しかし、サブトラック群を個々のサブトラックの評価のみで設定した場合、空間的に密集した配置をとることが考えられる。部分的なオクルージョンが発生した状況において、全てのサブトラックがオクルージョンを受けてしまうことで、追跡が困難になることが懸念される。したがって、サブトラック群はメイントラック上で空間的に分散して配置される必要がある。

以降の節では、自己相関マップの形状とサブトラック群の空間的な配置によるサブトラックの評価方法について説明する。

3.1 自己相関マップの形状評価

サブトラックの追跡の安定性は、サブトラックからなる注目領域 $R(\mathbf{a}, \mathbf{s})$ と周辺領域 $R(\mathbf{x}_j, \mathbf{s})$ との相関性をもとに求める。領域は中心位置 \mathbf{a} と領域のサイズ \mathbf{s} からなる。具体的には図 1 に示す通り、注目領域 $R(\mathbf{a}, \mathbf{s})$ の色ヒストグラム $\mathbf{q}(\mathbf{a}, \mathbf{s})$ と周辺領域 $R(\mathbf{x}_j, \mathbf{s})$ の色ヒストグラム $\mathbf{p}(\mathbf{x}_j, \mathbf{s})$ からなる相関性 (類似度) をもとに色ヒストグラムの自己相関マップを作成する。なお、類似度には Bhattacharyya 係数 $\rho(\mathbf{p}, \mathbf{q})$ を用いる。

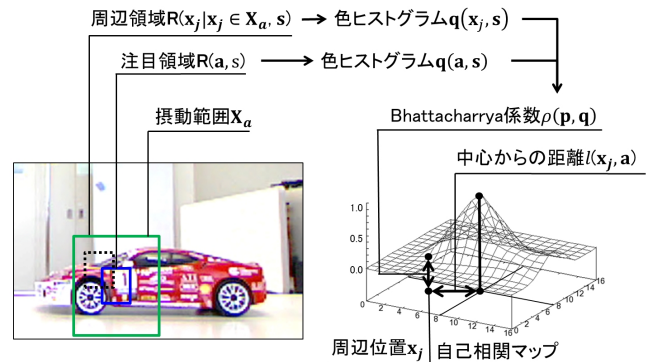


図 1 自己相関マップの作成

自己相関マップの中心の類似度は注目領域と周辺領域が同じ位置を示すことから、最大値 1 となる。また、マップ上の位置が中心から離れるにつれて類似度は低下する。周辺の領域の類似度が高いほど安定した追跡が困難であると考えられるため、自己相関マップの形状を評価することでサブトラックの性能を評価することが可能となる。したがって、形状の評価には、中心からの距離を重み付けした類似度の平均値 $\bar{\rho}$ を以下の式 (7) で計算する。

$$\bar{\rho} = \frac{\sum_j l(\mathbf{x}_j, \mathbf{s}) \rho(\mathbf{p}(\mathbf{x}_j, \mathbf{a}), \mathbf{q}(\mathbf{a}, \mathbf{s}))}{\sum_j l(\mathbf{x}_j, \mathbf{a})} \quad (7)$$

この時、 $l(\mathbf{x}, \mathbf{a})$ は注目位置 \mathbf{a} を中心とした周辺位置 \mathbf{x} のユークリッド距離を意味する。また、重み付け平均値は小さいほど安定した追跡が可能であることを意味するため、式 (8) に示す通り、重み付き平均値の逆数を最小値 $\bar{\rho}_{min}$ で正規化した値を注目領域の自己相関マップの形状評価値 E_f とする。

$$E_f = \frac{\bar{\rho}_{min}}{\bar{\rho}} \quad (8)$$

したがって、形状評価値 E_f の値が高いサブトラックは、安定した追跡が可能であることを意味する。

3.2 サブトラック群の空間的な配置

サブトラック群の配置を評価するばらつき度合いは、各サブトラック間の距離をもとに計算する。この計算は、図

2の(b)に示すように各サブトラック間を結ぶリーチから、各サブトラックにおける最短リーチを求める(図2の(c),(d)における赤色のリーチ)。サブトラック群の全ての最短リーチが長く設定された場合は、各サブトラックが大きな間隔を取って配置された事を示すため、サブトラック群は空間的にばらついた配置であることを意味する。したがって、最短リーチの長さの平均値をサブトラック群の配置の評価値とする。

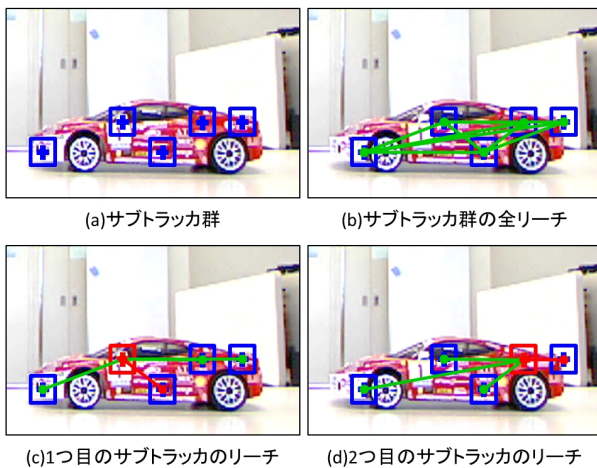


図2 サブトラック群のリーチ

4. 提案アルゴリズム

本研究の提案アルゴリズムは初期フレームにおける対象物体の位置をもとにサブトラック群を選択する選択フェーズと、選択されたサブトラック群を用いて対象物体を追跡する追跡フェーズからなる。提案アルゴリズムのフローチャートを図3に示す。

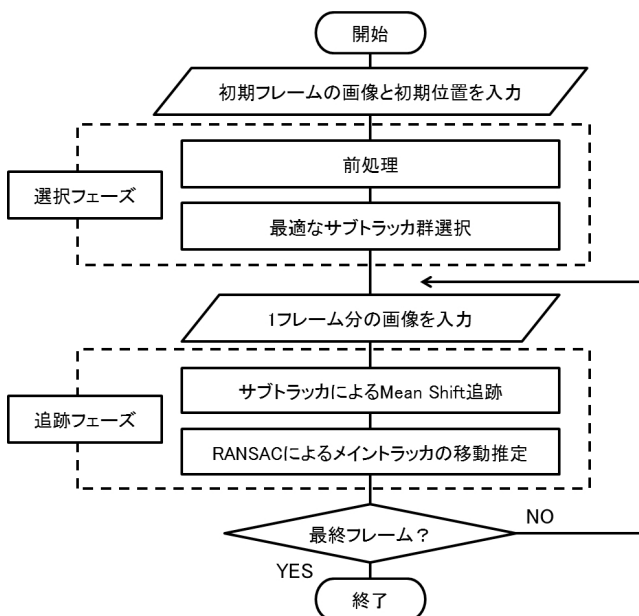


図3 提案アルゴリズムのフローチャート

選択フェーズは、前処理によって候補サブトラック群を設定した後に、候補サブトラック群から最適なサブトラックを選択する。追跡フェーズでは選択された各サブトラックごとに Mean Shift 追跡を行い、得られた移動ベクトルに対して RANSAC を用いてメイントラックの移動ベクトルを推定する。また、推定した移動ベクトルをもとに誤追跡したサブトラックの位置を補正する。

4.1 サブトラック選択の前処理

初期フレームの対象物体の位置に対して図4の(a)に示すように、格子状に N 個のサブトラック候補位置 \mathbf{a}_i を設定する。設定された各候補位置ごとに最適なサイズ s_i の領域を設定することで候補サブトラック $R(\mathbf{a}_i, s_i)$ を作成する。

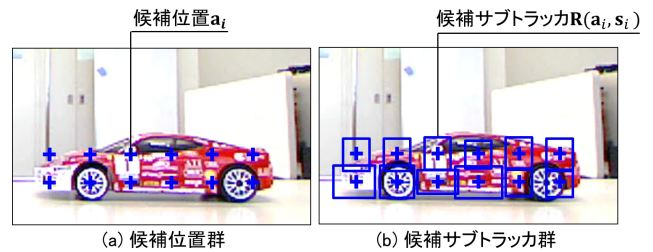


図4 候補サブトラック群の作成

各候補位置 \mathbf{a}_i に対する最適なサイズ s_i は自己相関マップの形状評価値 E_f を指定サイズ S の中で最大化するサイズ s であり、式(9)から計算される。

$$s_i = \arg \max_{s \in S} E_f \quad (9)$$

4.2 遺伝的アルゴリズムを用いたサブトラック選択

前処理によって設定された候補サブトラック群から追跡に用いるサブトラック群を選択する問題を組み合わせ最適化問題として解く。目的関数 f_T は以下の式(10)の通り、自己相関マップの形状評価値 E_f の平均値 f_E とサブトラックの配置のばらつき度合い f_V 、サブトラック数の制御項 f_n を用い、各目的関数の線形和を最大化する選択を解とする。

$$f_T = w_1 f_E + w_2 f_V + w_3 f_n \quad (10)$$

また、 w_1, w_2, w_3 は各適応度に対する重みである。これによりサブトラックの位置と数を最適化する。探索空間が膨大であるため遺伝的アルゴリズム(GA)により解を探索する。

染色体は図5に示す通り、候補サブトラック数の遺伝子長からなる1次元染色体である。各遺伝子が各候補サブトラックに対応しており、遺伝子型が1の場合、対応する候補サブトラックを選択するのにに対して遺伝子型が0の場合、選択しないことを意味する。この染色体の定義はサブ

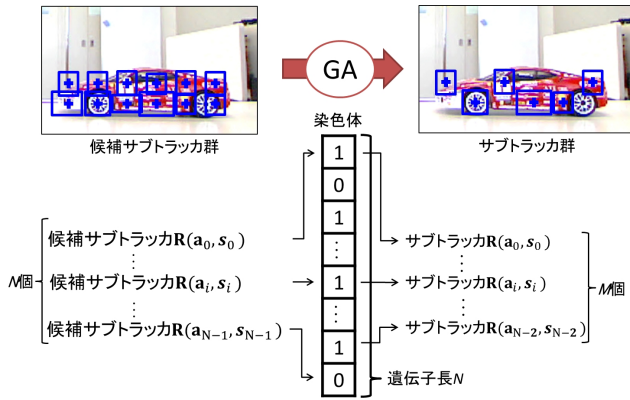


図 5 染色体の定義

トラック数 M を 0 から N 個の中で自由に表現することができる。

4.3 サブトラック群による追跡

4.2 節により選択されたサブトラック群を用いてメイントラックの移動位置を推定する。各サブトラックごとに Mean Shift 追跡による移動ベクトルを計算する。得られた移動ベクトルに対する RANSAC によりメイントラックの移動ベクトルを推定する。この際、RANSAC の多数決の方法を各サブトラックの追跡結果に対する類似度を重みとする重み付き多数決とする。これによりオクルージョンによって類似度の低下したサブトラックの重要性を下げる効果がある。また、RANSAC により外れ値として選ばれたサブトラックはオクルージョンが発生したと判定され、メイントラックの移動ベクトルをもとに位置を修正する。

5. 実験結果と考察

本実験ではサイズ 640×480 [pixel], フレームレート 30 [fps] で撮影された動画 (rally1, rally2, rally3) を使用して提案手法の有効性を評価した。使用した動画の例を図 6 に示す。

rally1 は対象物体が前進後退をすることで、画像中で左右に移動する動画である。rally2 は対象物体が移動することで時間的にオクルージョン領域が増加し、最終的に完全なオクルージョンが起こる動画である。rally3 は対象物体が移動することで部分的なオクルージョンが発生する動画である。なお、各動画の初期位置は手入力を与え、同様に全フレームに対しても手入力で正解位置を設定した。各フレームでの追跡結果の評価は、追跡結果の中心座標と正解位置の中心座標のユークリッド距離を用いた追跡誤差 d である。動画中の全フレームから追跡誤差 d を求めることで平均追跡誤差 \bar{d} を計算した。また、追跡誤差 d が対象物体のサイズの 1 割以下であったフレームを追跡成功とすることで、全フレームに対する追跡成功率 P_r を計算した。

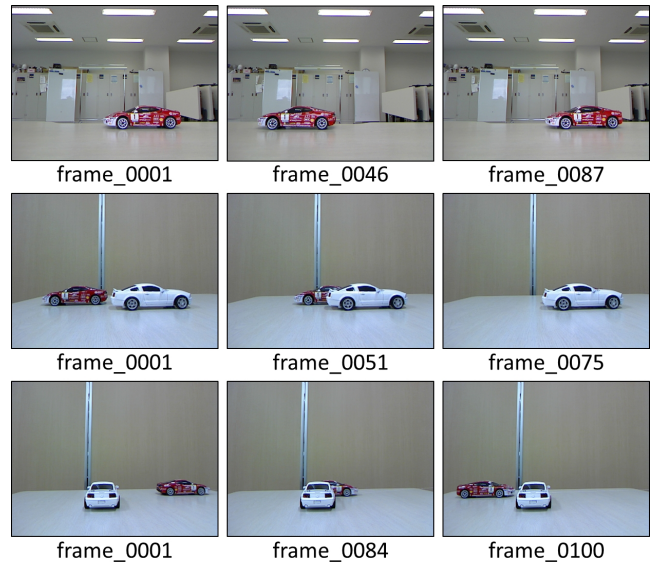


図 6 実験用の動画 (上:rally1, 中:rally2, 下:rally3)

5.1 自己相関マップの形状評価の妥当性

自己相関マップの形状評価値 E_f がサブトラックの追跡性能を評価する上で妥当であるかを rally1 を用いて実験した。実験は、対象物体に候補サブトラック群を設定した後、各候補サブトラックの自己相関マップの形状評価値 E_f を算出した。設定された全ての候補サブトラックに対して Mean Shift 追跡を行い、各フレームの候補サブトラック単位で追跡誤差 d を算出した。これにより各サブトラックごとの平均追跡誤差 \bar{d} を求める。平均追跡誤差と自己相関マップの形状評価値の関係を図 7 に示す。

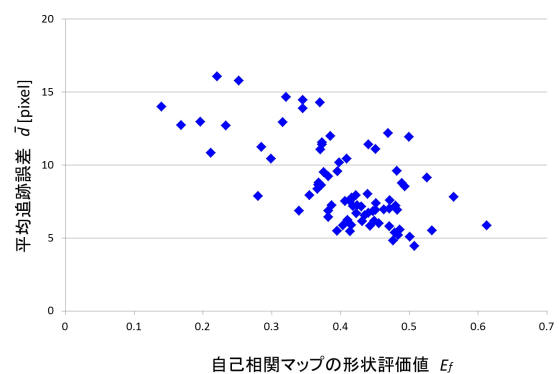


図 7 形状評価値と追跡誤差の関係

候補サブトラックは周辺に類似する領域が存在するほど形状評価値 E_f は小さくなり、類似する領域によるミストラップから平均追跡誤差 \bar{d} は大きくなった。逆に、平均追跡誤差 \bar{d} の小さい候補サブトラックほど優れた候補サブトラックであるため形状評価値 E_f は大きくなった。図 7 の実験において形状評価値 E_f と平均追跡誤差 \bar{d} の相関係数 r ($-1 \leq r \leq 1$) は -0.65 を示したため、形状評価値をサブトラックの追跡性能として評価することは妥当であった。

5.2 サブトラック選択手法の比較

対象物体に対するオクルージョンの割合が徐々に増加する動画像 (rally2) に対して提案手法と各サブトラックの自己相関マップの形状評価値のみを用いてサブトラックを選択する手法、空間的な配置のばらつき度合いのみを用いてサブトラックを選択する手法の性能を比較した。サブトラック群の選択結果の例を図8に示し、各手法の追跡結果を図9に示す。

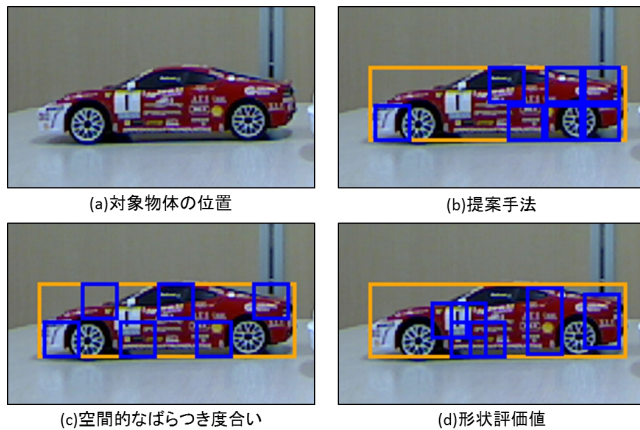


図8 各手法のサブトラック群の選択結果例

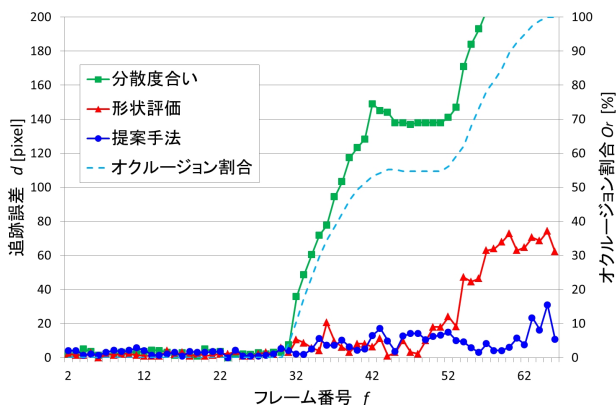


図9 サブトラック選択手法の比較結果

シアン色の破線は各フレームの対象物体に対するオクルージョン割合を示している。提案手法においては、オクルージョン割合が約80%の状態においても追跡に成功しており、3手法の中で最も大きなオクルージョンに対して追跡に成功した。

5.3 処理速度の比較実験

提案手法の処理時間は、サブトラック数 M に比例して増加するため、少数のサブトラックで追跡することが処理速度 s の高速化に繋がる。しかし、サブトラック数が少なすぎる場合においてオクルージョンが発生した際に、全てのサブトラックが追跡に失敗することが考えられる。この

場合、提案手法は追跡が困難になるため、サブトラック数と処理速度はトレードオフの関係にある。このサブトラック数と追跡成功率、処理速度の関係を、オクルージョンが発生する動画像 (rally3) を用いて調査した実験結果を図10に示す。

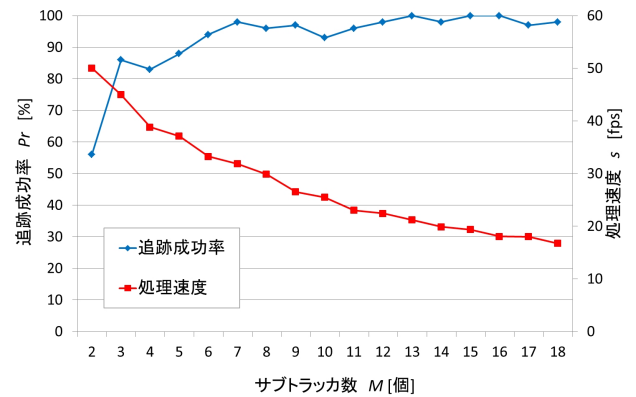


図10 処理速度と追跡成功率の関係結果

サブトラック数8個にした場合においても追跡成功率98%、処理速度30fpsを達成しており、高速の追跡が可能である。

次に、オクルージョンの領域が増加する動画像 (rally2) において色ヒストグラムを用いたMean Shift 追跡 (MS) と階層的尤度計算を用いたパーティクルフィルタ (HLPF)、提案手法の性能を比較した。オクルージョン割合と追跡誤差の変化を図11に示し、処理速度と追跡成功率を表1に示す。なお、括弧の中の数字は、HLPFではパーティクルフィルタのサンプル数、提案手法ではサブトラック数を意味する。

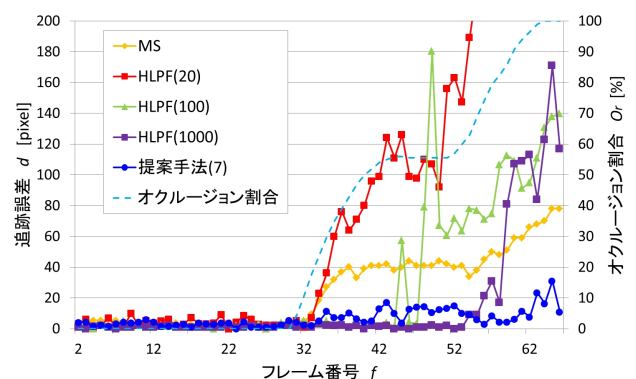


図11 時間的な追跡誤差の比較

従来手法であるHLPFでは、追跡に用いるサンプル数が多いほど処理速度が低下する一方で、より大きなオクルージョンに対する頑健性を示している。しかし、提案手法はより大きなオクルージョンに対して頑健に追跡した上で、

表 1 各手法の追跡成功率と処理速度

追跡手法	処理速度 s [fps]	追跡成功率 P_r [%]
MS	30.7	50
HLPF(20)	30.0	49
HLPF(100)	9.5	53
HLPF(1000)	1.5	75
提案手法 (7)	39.5	96

高速な追跡を実現している。

5.4 実動画像による性能評価

実際に走行する自動車を撮影した動画像 (Car1, Car2) に対する性能評価実験を行った。動画像は、サイズ 1280×720[pixel]、フレームレート 30[fps] で撮影した。入力画像と追跡結果の画像例を図 12,13 に示す。Car1 はグレーの乗用車が直進するのに対して、逆方向から直進する複数の人間によって複雑な見えのオクルージョンが発生する。Car2 は、追跡対象である直進する白色の乗用車に対して 2 台のバイクによる部分的なオクルージョンが発生する動画像である。

MS は、図 13 の 150 フレームに代表されるように、オクルージョンを起こす障害物によってトラックが押し退けられてしまう。

また、5.3 節で用いた追跡手法に色ヒストグラムを用いたパーティクルフィルタ (PF) を加えた 4 手法の処理速度、追跡成功率を表 2, 3 に示す。PF は、今回対象とした動画像が対象物体と類似する領域が多く存在する動画像であったため、パーティクルが収束できず、追跡に失敗した。実動画像においても提案手法は、処理速度、追跡成功率の両面で従来手法を上回った。

表 2 Car1 に対する処理速度、追跡成功率

追跡手法	処理速度 s [fps]	追跡成功率 P_r [%]
MS	14.3	73.1
PF(100)	11.48	11.2
HLPF(20)	13.5	61.25
HLPF(100)	6.0	63.1
HLPF(1000)	0.7	65
提案手法 (5)	21.7	79.3

表 3 Car2 に対する処理速度、追跡成功率

追跡手法	処理速度 s [fps]	追跡成功率 P_r [%]
MS	13.7	50
PF(100)	11.4	11.2
HLPF(20)	14.3	49
HLPF(100)	5.3	53
HLPF(1000)	0.72	75
提案手法 (7)	19.2	96

6. おわりに

各サブトラックの追跡に対する安定性とサブトラック群の配置を評価することで、オクルージョンに対応した最適なサブトラック群を配置する手法を提案した。自動車を対象とした追跡において従来手法を上回る処理速度と追跡成功率を示すことができた。

今後は、動的なサブトラック群の最適化を行うことで対象物体を人物などの非剛体に拡張する予定である。

参考文献

- [1] 榎田修一, 林豊洋, 久保登, 北島創, 片山硬: パーティクルフィルタによるドライブレコーダ画像中の先行車両追跡, パターン認識・メディア理解研究会 (PRMU), Vol. 107, No. 5, pp. 35-40, (2007).
- [2] 渡辺顕司, 日高章理, 荻内康雄, 東久保政勝, 栗田多喜夫: ロバストテンプレートマッチングを用いた部分的な隠れに頑健な対象追跡手法, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU), IS3-26, pp. 1731-1738, (2010).
- [3] Comaniciu D., Ramesh V. and Meer P.: Real-Time Tracking of Non-Rigid Object using Mean Shift, Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vol. 2, No. 6, pp. 142-149, (2000).
- [4] Isard M., Blake A.: Condensation-Conditional Density Propagation for Visual Tracking, International Journal of Computer Vision (IJCV), Vol. 29, pp. 5-28, (1998).
- [5] 阿部克己, 金澤靖: 粒子型フィルタに基づく複数の非剛体オブジェクトの追跡, パターン認識・メディア理解研究会 (PRMU), Vol. 103, No. 2, pp.61-66, (2004).
- [6] 日平大樹, 山下芳樹, 林豊洋, 榎田修一, 江島俊朗: 尤度計算の階層化に基づくパーティクルフィルタ, 画像センシングシンポジウム (SSII), No. 6, pp. IS3-12-1-8, (2009).
- [7] 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 (MIRU), pp. 419-426, (2005).
- [8] 丸山康平, 齊藤剛史, 小西亮介: 形状変化に頑健な Mean-Shift 追跡, 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU), pp. 1539-1546, (2010).
- [9] Arther N.M., Ion A. and Kropatsch W.G.: Multi-scale 2D tracking of articulated objects using hierarchical spring systems, Pattern Recognition, pp. 800-810, (2011).
- [10] Goldberg D.E.: Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley, (1989).



図 12 Car1 の追跡結果 (frame_0080,frame_0110,frame_0150,frame_200)



図 13 Car2 の追跡結果 (frame_0080,frame_0131,frame_0150,frame_200)