

パーティクルフィルタによる 先行車領域追跡のための形状モデルに関する考察^{*1}

Geometric Models for Tracking a Following Vehicle based on Particle Filter Algorithm

榎田 修一^{*2}
Shuichi ENOKIDA

林 豊洋^{*2}
Toyohiro HAYASHI

久保 登^{*3}
Noboru KUBO

北島 創^{*3}
Sou KITAJIMA

片山 硬^{*4}
Tsuyoshi KATAYAMA

江島 俊朗^{*5}
Toshiaki EJIMA

1. はじめに

近年、増加する自動車事故の記録システムとして、ドライブレコーダが注目されている。特に、ドライブレコーダに記録された事故・ヒヤリハット事例の解析を行うことで事故防止に関わる知見の蓄積が期待されている。ドライブレコーダは自車周辺（通常は前方）映像、加速度（前後・左右方向）、車速パルス、ブレーキ信号、ウィンカ信号、GPS位置信号等が取得可能である。これらの情報すべてを利用することにより、事故、もしくはニアミス時の自車の挙動はある程度正確に解析可能となる。しかし、自動車の規格がさまざまであるため、それらすべての情報取得のために接続機器が複雑になることが懸念される。また、事故対象の車両との相対的な関係は前方画像の解析からのみ推定することが可能である。後者の問題は、現在はオペレータにより各フレームの画像を目視確認することで事故解析が実現されている。著者らは前方画像を自動解析し、事故対象車との相対関係を推定するシステムを開発することを目的とする。

まず、自動車事故の約30%（2003年度）を占め、人身事故にも結びつく「追突事故」の事例を解析するために先行車との関係を求めることを目的と

する。従来は、画像中から先行車のリヤエンドの見え方に基づき車間距離を求めていたため、オペレータは（1）先行車の車種からリヤエンド幅をデータベースにより獲得、（2）画像すべてに対しリヤエンド両端をクリックし指示という手順を必要とする¹⁾。一方、ドライブレコーダの画像収集基地局を構築し大量の事故・ヒヤリハット事例動画データを集約することが可能となっている²⁾。このままでは、オペレータによる画像解析コストが増加する。

本報では動画中の先行車をオペレータが一度指定することで全フレームの先行車位置を追跡可能な手法を提案する。ドライブレコーダに記録された動画から先行車両の全体が捉えられた任意の1フレームを抜き出し、オペレータにより先行車両の外接矩形（追跡参照領域）を指定した後、他フレームについても先行車両の外接矩形（先行車領域）を自動的に抽出するシステムの作成を目指している（Fig. 1参照）。本報では自動追跡のアルゴリズムとして動画中の対象追跡に大きな成果を上げているパーティクルフィルタ³⁾を用いる。特に、パーティクルフィルタにおける幾何モデルの設計に注目し、複数の幾何モデルをあわせることで追跡精度の向上を目指す。

* 1 原稿受理 2007年12月27日

* 2 九州工業大学 助教 博士（情報工学）

* 3 財団法人自動車研究所 安全研究部

* 4 久留米工業大学 教授 理学博士

* 5 九州工業大学 教授 工学博士

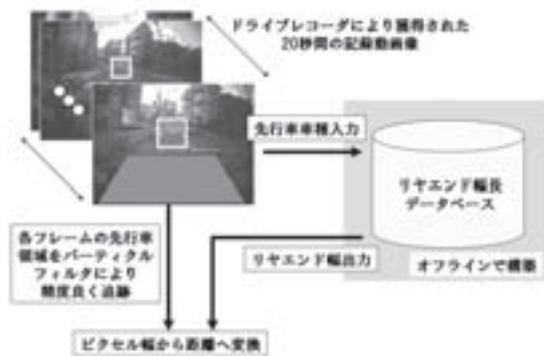


Fig. 1 Flow of the following distance estimation

2. パーティクルフィルタによる先行車領域追跡

2.1 パーティクルフィルタ

パーティクルフィルタとは状態の時系列変化を予測する手法であり、動画像中の対象物追跡等で大きな成果を上げている手法である^{3)~5)}。パーティクルフィルタによる状態遷移予測はマルコフ連鎖に基づき単位時刻における状態遷移が行われると仮定する。また、パーティクルフィルタに基づく状態確率推定は状態空間すべてについて求めるのではなく、状態空間に含まれる複数のサンプル点についてのみ推定する。このサンプル点をパーティクルと呼び、「観測」、「予測」の二つのフェーズを繰り返し各時刻における適切なパーティクルを推定する。以下、「観測」、「予測」フェーズについて説明する。

【観測】 N 個のパーティクルすべてについて状態 $s_i(t-1)$ における尤度を幾何モデルに従い算出し、重み W_i を求める。ここで、状態とは i 番目のパーティクルが持つベクトルであり、その要素は追跡対象の位置を表す情報（例えば画像平面座標 $(x(t), y(t))$ 等である。時刻 $t-1$ における追跡対象の状態をパーティクル集合の重み付平均等から算出する。

【予測】 時刻 $t-1$ におけるパーティクルから、それぞれが持つ重み $W_i(t-1)$ に従い N 個のパーティクルを選択する。このとき、重みの大きなパーティクルからは複数回選択され、また重みの小さなパーティクルからは選択されないことも十分考えられる。選択されたパーティクルが持つパラメータを運動モデルに従いそれぞれ変化させる。

2.2 幾何モデル

本報ではテクスチャに基づく幾何モデルとし

て、追跡参照領域で与えられた内部の画像との輝度値における正規化相関に基づく尤度を利用するモデルを用いる。状態 $s_i(t)$ を $(x_i(t), y_i(t), r_i(t))$ とし、それぞれ、 i 番目のパーティクルが持つ先行車領域の左上端点位置座標 $(x_i(t), y_i(t))$ 、および追跡参照領域に対するサイズ比、 $r_i(t)$ である。ここで、追跡参照領域内部の輝度画像ベクトルを a 、 i 番目のパーティクルの持つ状態より得られた矩形内部の輝度画像に対し、追跡参照領域と同じ大きさにサイズ変更した輝度画像ベクトルを b_i とし、二つのベクトルの尤度を正規化相関 $I_{col}(s_i(t))$ により表す。

$$I_{col}(s_i(t)) = \frac{\sum_{j=1}^{\dim} a(j) \times b_i(j)}{\sqrt{\sum_{j=1}^{\dim} (a(j))^2} \sqrt{\sum_{j=1}^{\dim} (b_i(j))^2}} \quad (1)$$

ここで \dim は追跡参照領域の画像が持つ画素数である。同じく状態により求められる外接矩形の両端における Haar-Like 特徴の活性度を基にした尤度 $I_{ml}(s_i(t))$ の算出を行う幾何モデルを用いることを提案した⁶⁾。このモデルは先行車が自車バンパで隠れた際も先行車の両端には Haar-Like 特徴の大きな活性度が観測されると期待し導入する (Fig. 2 参照)。ここで、各パーティクルの外接矩形は、横幅 $w_i(t) = w_{init} \times r_i(t)$ 、高さ $h_i(t) = h_{init} \times r_i(t)$ である。 $w_{init} \cdot h_{init}$ とはそれぞれ追跡参照領域の横幅、高さである。車両の左端および右端線分上での Haar-Like 特徴による活性度はそれぞれ以下の式で表される。

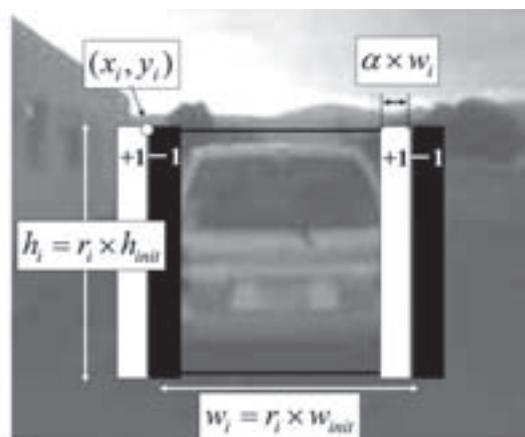


Fig. 2 Calculation of Haar-Like features

$$H_l(s) = \sum_{u=y}^{y+h} \sum_{v=x-\alpha w}^{x-1} I_{u,v} - \sum_{u=y}^{y+h} \sum_{v=x+1}^{x+\alpha w} I_{u,v} \quad (2)$$

$$H_r(s) = \sum_{u=y}^{y+h} \sum_{v=x+(1-\alpha)w}^{x+w-1} I_{u,v} - \sum_{u=y}^{y+h} \sum_{v=x+w+1}^{x+(1+\alpha)w} I_{u,v} \quad (3)$$

ここで $I_{u,v}$ は入力画像の座標 (u,v) における輝度値である。また、 α は Haar-Like 特徴を算出するマザーウェーブレットのサイズを制御する定数である。Haar-Like 特徴の活性度より算出される尤度 $I_{HL}(s_i(t))$ を以下の式 (4) で表す。

$$I_{HL}(s_i(t)) = \frac{1 - \exp(-\beta(|H_l(s_i(t))| \times |H_r(s_i(t))|))}{1 + \exp(-\beta(|H_l(s_i(t))| \times |H_r(s_i(t))|))} \quad \dots (4)$$

$0 \leq I_{HL}(s_i(t)) \leq 1$ であり、 β は $I_{HL}(s_i(t))$ が 1 に漸近する傾きを制御する定数である。これら二つの尤度 $W_i(t)$ に基づく重みをすべてのパーティクルに関して求める。重みは定数 γ を反映した線形和として算出される。

$$W_i(t) = \exp(k(\gamma I_{col}(s_i(t)) + (1-\gamma)I_{HL}(s_i(t)))) \quad (5)$$

ここで $0 \leq \gamma \leq 1$ であり、また k は定数である。 k が大きな値をとるほど重み計算は尤度の影響を大きく受ける。これら二つの尤度に基づく重みをすべてのパーティクルに関して求める。

2.3 運動モデル

運動モデルは一般に線形運動モデル等を用いることが多いが、本報では特別な運動モデルは規定せずガウスノイズに従い状態を遷移させる。

$$s_i(t) = s_i(t-1) + n(\sigma) \quad (6)$$

ここで $n(\sigma)$ は分散 $(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z)$ 、平均 0 のガウスノイズである。

3. 先行車領域追跡

本報にて提案した手法を実際に収集されたヒヤリハット事例が記録されたドライブレコーダ画像に適用する。今回は特に二つのシーケンスについて解析を行う。各シーケンスは急停車、右左折等が含まれ、取得された場所や時間帯が異なる。そ

れぞれのシーケンスは 15 秒間 (450 フレーム) の映像からなり、オペレータにより先行車が適切に観測されたフレームを選択し、追跡参照領域を獲得する。

それぞれのシーケンスでは 10 フレームごとに人が目視で先行車の領域を与えており、その外接矩形を真値とし自動追跡の結果を評価する。ある時刻での誤差 ε を追跡結果領域の横幅 L_{est} と人が与えた真値領域の横幅 L_{given} から算出する。

$$\varepsilon = \sqrt{\left(\frac{L_{given} - L_{est}}{L_{given}}\right)^2} \quad (7)$$

先行車領域の追跡におけるパーティクルフィルタに関するパラメータは、それぞれパーティクル数 $N=200$ 、分散 $(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z) = (2.2, 0.05)$ 、重み算出時の定数 $k=5$ とした。また、Haar-Like 特徴に基づく幾何モデルが持つパラメータは、

$$\alpha = 0.1 \quad (8)$$

$$\beta = 2 / (Z^2 h_i w_i \alpha) \quad (9)$$

とした。ここで Z は輝度の最大値であり、本実験では $Z=255$ となる。 β は Haar-Like 特徴の活性度が最大値の半分の時に尤度 L_{HL} が約 0.9 となり、活性度が最大の時に尤度 L_{HL} が約 1.0 となるように設定した。以上の設定で γ を変動させ、追跡アルゴリズムの特性を確認する。

まず、自転車ボンネットによる先行車の隠れが発生するシーケンス 1 について、実験結果を詳しく解析する。シーケンス 1 は先行車、自転車ともに停止している状態から始まり、約 30 フレームころから先行車が前進を開始し、約 60 フレームころに先行車の全景が確認できる十分な車間距離となる。

その後、約 260 フレームころに先行車が急停車し車間距離が縮み始め、約 300 フレームころに自転車ボンネットによる隠れが始まる。以上のシーケンスについて $\gamma=1.0$ (テクスチャの正規化相関に基づく尤度計算のみ) と、 $\gamma=0.8$ (文献 6) にてシーケンス 1 に対する追跡精度が最も良好であった定数) とした際の誤差を Fig. 3 に示す。

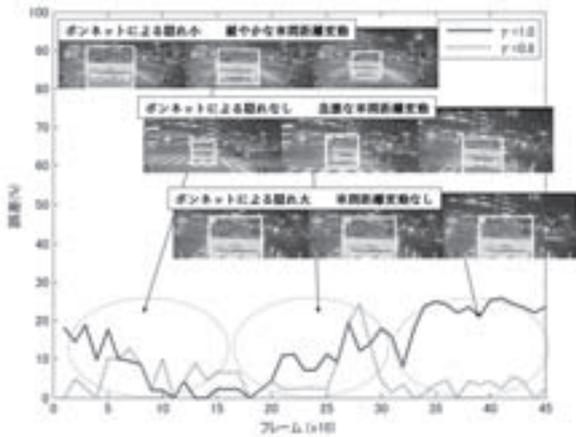


Fig. 3 Estimation error in the video sequence 1

シーケンス 1 は先行車との車間距離が20m程度より短い画像から構成されており，ボンネットによる隠れが発生していないときは誤差を5%以内に抑えていることが確認された．また，ボンネットによる隠れが発生したときは提案手法による追跡を用いることで頑健に追跡が可能であることが確認された．ただし，車間距離が急激に変動する区間（250フレームから300フレーム辺り）では追跡が十分な精度で行われていない．これは背景画像に影響を受けたこと，またサイズの変更に關するパラメータ調整の必要性が考えられる．今後はドライブレコーダ画像に特化した動的パラメータ更新手法を検討する必要がある．

次に先行車との距離が50m程度から追突ニアミスまでの画像を含むシーケンス 2 について $\gamma = 1.0$ (テクスチャの正規化相関に基づく尤度計算のみ) と， $\gamma = 0.95$ (文献 6) にてシーケンス 2 に対する追跡精度が最も良好であった定数) とした際の誤差を Fig. 4 に示す．

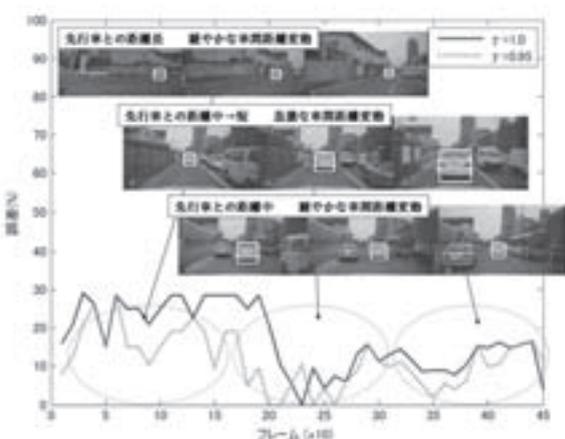


Fig. 4 Estimation error in the video sequence 2

シーケンス 2 ではボンネットによる隠れが観測されないため提案手法を用いることによる大きな改善は観測されなかった．シーケンスの開始直後から200フレーム程度までは車間距離が長い画像が続き，その間，推定誤差が20%程度観測されている．離散化誤差による影響が大きいと考えられるが，右折の画像を含むため，先行の車両の見え方が少しではあるが変動しており，そのことも影響を与えていると考えられる．文献 1) ではリヤエンド幅からの車間距離推定は 1 ~ 30m までは平均誤差 3.7% にて実現することが可能であることが報告されている．本報で提案した手法と組み合わせることで精度を保持したままオペレータのコストを低減し，ドライブレコーダ画像からの車間距離推定を実現することが可能となることが期待される．

4. まとめ

本研究ではドライブレコーダに記録された動画画像に対してパーティクルフィルタに基づく先行車領域の追跡手法に基づきリヤエンド幅獲得支援システムを実装した．

今後は誤差の要因となる自車バンパによる先行車領域の隠れに対応し，さらなる精度の向上を目指す．また，降雨時等さまざまな自然状況での記録画像により追跡精度を評価し精度向上を目指す．

参考文献

- 1) 北島 創ほか：映像記録型ドライブレコーダによる追突事故発生メカニズムの解析，自動車研究，Vol.28, No.6, p.205-208 (2006)
- 2) 久保 登ほか：効果的なドライブレコーダデータ収集と解析システムの構築，自動車研究，Vol.27, No.11, p.639-642 (2005)
- 3) M. Isard and A. Blake：CONDENSATION - Conditional Density Propagation for Visual Tracking, Int. Journal of Computer Vision, 29, 1, p.5-28 (1998)
- 4) A. Doucet et al.: On Sequential Monte Carlo Sampling Methods for Bayesian Filtering, Statistics and Computing, Vol. 10, No.3, p.197-208 (2000)
- 5) S. Arulampalam et al.: A Tutorial on Particle Filters for On-line Non-linear/Non-Gaussian Bayesian Tracking, IEEE Trans. of Signal Processing, Vol. 50 (2), p.174-188 (2002)
- 6) 榎田修一ほか：パーティクルフィルタによるドライブレコーダ中の先行車追跡，電子情報通信学会技術研究報告パターン認識・メディア理解 (PRMU) Vol.107 No.57, p.35-40 (2007)