

Saimultaneously Execution of Target Detection, Posture Estimation, and Tracking of 3D Objects by Parametric Eignespace Method Embedded Particle Filter

Masayuki Obata Non-member (YASKAWA INFORMATION SYSTEMS Corporation, m-obata@ysknet.co.jp)

Takeshi Nishida Member (Kyushu Institute of Technology, nishida@cntl.kyutech.ac.jp)

Hidekazu Miyagawa Non-member (YASKAWA INFORMATION SYSTEMS Corporation, hmiya@ysknet.co.jp)

Fujio Ookawa Non-member (Kyushu Institute of Technology, ohkawa@ces.kyutech.ac.jp)

Keywords : parametric eigenspace method, particle filter, target tracking, posture estimation

Target tracking on image processing is required in many vision applications such as industrial automation, human interface, robot navigation, and so on. The tracking method for these vision systems should be designed in consideration of change of the motion of target and the environmental conditions by the time. Moreover, the robustness for various noises and the real time processing are demanded. Therefore, the stochastic analysis according to time series is effective for the processing method of the vision system and its methodologies have been examined in various researches. In recent years, the Particle Filters is widely known as an effective framework for the target tracking problems. Since the state transition of non linear systems according with non-Gaussian probability density function can be estimated by Particle Filters and its procedure is simple, it has been applied to various target tracking examples. However, only simple perceptual cues such as color histogram or contour similarity are used for the likelihood calculation and only simple dynamics model of the target such as the random work model is employed for the prediction procedure in these researches. Therefore, when the number of particles is limited for real time execution, a serious tracking accuracy decrease is caused. Thus, an idea of decreasing the number of particles without an accuracy decrease is necessary for application of the Particle Filters. On the other hand, the Parametric Eigenspace Method has been widely known as an appearance based image processing method. The Parametric Eigenspace Method is a detection and posture estimation method for 3D object using only one camera by using the dictionary generated from appearance images changed into parametric by the principal component analysis.

In this paper, we proposed a Parametric Eigenspace Method embedded Particle Filters for simultaneously execution of detection, posture estimation, and tracking of 3D targets. Because the procedure of Parametric Eigenspace Method is executed only as for the same frequency as the number of particles of Particle Filters, image processing is more high-speed than conventional Parametric Eigenspace Method. Moreover, since the posture of the target can be estimated by Parametric Eigenspace Method, the position of the moving target at the next time frame can be estimated in high accuracy by the Particle Filters. As a result, the particle can be concentrated on the moving direction of the target,

and the number of the particle can be saved without reduction of tracking accuracy.

We conducted some experiments to verify the effectiveness of the proposed method. An experimental result is shown in Fig.1. A target (toy car) is moved to one direction with a robot arm at a high speed. The red number in the lower left in the figure shows the direction angle of the object, and the red rectangle shows the position of the detected target. Moreover, the green particles had high likelihood and survive in the next frame, and the black particles with low likelihood were disappeared next frame. It was found from these experiments that the processing speed was about 15 [fps], and high-speed processing had been achieved. Moreover, even in the situation that conventional method failed in target detection, posture estimation, and tracking, it was confirmed from these experiments that these tasks were achieved and the particles were arranged effectively by the proposed method.

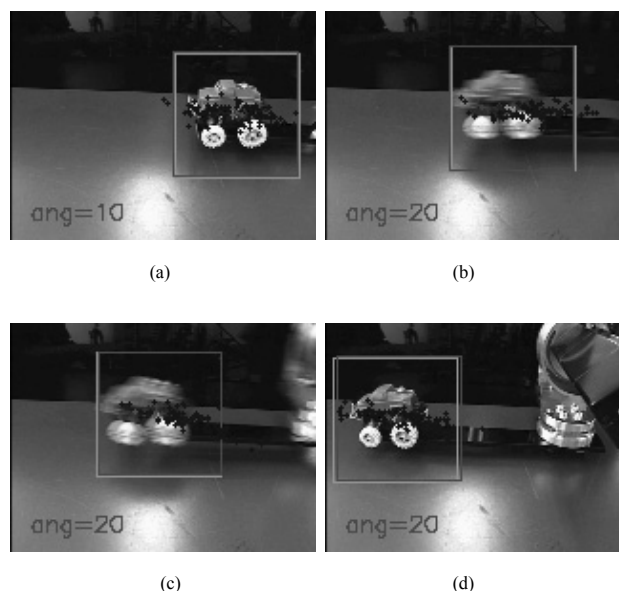


Fig. 1. Experimental results of detection, posture estimation, and tracking by the proposed method

パーティクルフィルタを組み込んだパラメトリック固有空間法による三次元物体の検知・姿勢推定・追跡の同時実行

非会員 小畑 昌之* 正員 西田 健**

非会員 宮河 秀和* 非会員 大川不二夫***

Simultaneously Execution of Target Detection, Posture Estimation, and Tracking of 3D Objects by Parametric Eigenspace Method Embedded Particle Filter

Masayuki Obata*, Non-member, Takeshi Nishida**, Member,

Hidekazu Miyagawa*, Non-member, Fujio Ohkawa***, Non-member

In this paper, an appearance based image processing method is proposed for target detection, posture estimation, and tracking of 3D objects by Parametric Eigenspace Method embedded particle filter. In this method, the computational cost of Parametric Eigenspace Method and the tracking error can be greatly reduced by using the outputs of previous time and the preliminary knowledge of dynamics of movement of targets for a particle filter. Namely, since the particles of the particle filter can be generated in the direction where the object will be moved by using the posture estimated by Parametric Eigenspace Method for the prediction model, the accuracy of the state estimation of the object can be improved without increasing the number of particles. Therefore, the proposed method uses output result of Particle Filters and Parametric Eigenspace Method recursively and mutually for fast simultaneous execution of detection, posture estimation, and tracking of the targets. Furthermore, we demonstrate validity of our approach by several experiments.

キーワード：パラメトリック固有空間法，パーティクルフィルタ，物体追跡，姿勢推定

Keywords : parametric eigenspace method, particle filters, target tracking, posture estimation

1. まえがき

〈1・1〉 背景 近年、カメラによって三次元物体の検知および追跡を行うシステムが数多く実用化されており、その精度や信頼性を高めるために様々な研究が行われている。特に、事前知識として対象の動特性を考慮することで、これを達成しようとする研究が数多くなされている^{(1)~(10)}。それらの多くは、例えばロボットビジョンシステム^{(4)~(6)}や防犯システム^{(7)~(9)}、ITS 関連システム⁽¹⁰⁾など、対象や環境が時々刻々変化することを考慮する必要がある

システムへの実装を前提としており、開発される手法には実時間実行性や環境変化に対する頑健性などが要求される。また、これらの研究が扱う画像処理システムでは、対象の高速移動に伴う輪郭のボケや障害物への隠れ、カメラ画像からのはみ出し、背景における類似パターンの出現など、対象の検知に不確実性が発生するため、従来の静的な画像処理技術では対応できない問題が存在する。したがって、前述した様々な研究では、時系列に従って画像を確率的に解析する手法の適用が試みられている。また、移動ロボットのビジョンシステムなどにおいては計算資源の節約も重要な課題となる。さらに実用においては、多様な認識対象に柔軟に対応する高い汎用性やシステムが廉価に構成できることなども要求される。

さて、現在までに提案されている三次元物体を検知するための手法は、三次元データを扱う方法と二次元データを扱う方法の二種類に大別できる⁽¹⁾。前者は複数カメラやレーザレンジセンサによって情景の三次元情報を獲得し、三次元幾何特徴を抽出してシーンと対象モデルの照合を行う⁽³⁾。しかしこの手法は対象の認識処理を行う前に、シーンの三

* 安川情報システム (株)
〒806-0037 北九州市八幡西区東王子町 5-15
YASKAWA INFORMATION SYSTEMS Corporation
5-15 Higashiojimachi, Yahatanishi-ku, Kitakyushu 806-0037

** 九州工業大学工学研究院
〒804-8550 北九州市戸畑区仙水町 1-1
Faculty of Engineering,
Kyushu Institute of Technology

1-1, Sensui, Tobata, Kitakyushu, Fukuoka 804-8550

*** 九州工業大学情報工学研究院
〒820-8502 飯塚市大字川津 680-4
Faculty of Computer Science and System Engineering,
Kyushu Institute of Technology
680-1, Oaza Kawatsu, Iizuka, Fukuoka 820-8502

次元情報を再構成しなければならない。また計測センサの種類に特有の計測欠落や誤差を前処理によって適切にフィルタリングする必要があり、センサの種類によってはシーンの三次元計測自体に時間や計算コストを要するという問題点もある。一方、後者はアピランススペースの手法であり、入力画像から抽出した二次元特徴を対象モデルと対応づけることによって対象の位置、姿勢などを推定する。この手法の一つとしてパラメトリック固有空間法 (Parametric Eigen space Method) ⁽¹¹⁾が提案されている。これは、パラメトリックに変化する対象の見かけ画像集合を主成分分析することによって生成した辞書を利用することで、一台のカメラを用いて対象の検知や姿勢推定などを行う手法である。前者の方法のように二次元画像から対象の幾何学的特徴の抽出を行うことなく、対象の見かけ画像を利用した照合法であるので実装が容易であり、さらに前者の方法よりも計算コストが低いと、現在までに多くの実用例が存在する。ただし、辞書の大きさと処理速度はトレードオフの関係にあるため、パラメトリック固有空間法の実装にはこれを考慮した注意深い設計が必要である。また、この手法は対象を静止画像中から検知する手法である。

一方、パーティクルフィルタ (Particle Filters) は確率論に基づいて時系列データの状態ベクトルを推定する手法として広く知られている⁽¹²⁾⁽¹³⁾。パーティクルフィルタは非線形な確率分布に従うシステムの状態量をロバストに推定することが可能であり、その有効な適用の一つに動画像における対象物追跡がある^{(14)~(16)}。ただし、パーティクルフィルタは状態量の時間遷移を推定する枠組みのみを与えるので、対象物追跡というタスクにおいてパーティクルフィルタを駆動するためには、状態の評価のための問題に応じた尤度計算法が別途必要である。現在までに提案されている手法の多くは、パーティクルフィルタの実時間実行性を損なわないように色ヒストグラムや輪郭の類似性などの、ごく簡単な尤度評価法を採用している⁽¹⁷⁾。また、一般的にパーティクルフィルタでは、確率密度関数の近似精度を保障するための粒子数が状態ベクトルの次元数の増加に伴って指数的に増加するという問題があるため、組み込むシステムの制約によって粒子数が制限される場合には推定精度の重大な低下が生ずる可能性がある。したがって、実時間実行が必要なシステムにパーティクルフィルタを適用する際には、近似精度を損なわず粒子数を抑える工夫が必要である⁽¹⁸⁾⁽¹⁹⁾。

本研究では、三次元対象物認識において多くの実用実績を持つパラメトリック固有空間法に着目し、これを動画像処理に適応させる一つの方法を提案する。すなわち、上述したパラメトリック固有空間法とパーティクルフィルタを組み合わせることによって、アピランススペースによる対象の検知と姿勢推定、追跡を同時に実行する画像処理手法を提案する。この手法は、対象のダイナミクスをパーティクルフィルタによって考慮することでパラメトリック固有空間法の過去の出力結果を現在の処理に利用することが可

能となり、その結果としてパラメトリック固有空間法の計算量を大幅に削減できる。また、その姿勢から移動方向が予測できる対象の追跡においては、パラメトリック固有空間法によって推定された物体の姿勢をパーティクルフィルタのシステムモデルに利用することにより対象の移動に関する予測精度の向上が望める。そのため、その予測に基づいた粒子生成によって粒子数を増加させることなく対象の状態推定の精度を向上させることができる。すなわち、本提案手法はパラメトリック固有空間法とパーティクルフィルタのそれぞれの出力結果を相補的かつ再帰的に利用し、対象の検知および姿勢推定、追跡を同時実行する手法である。

本論文の構成は以下の通りである。まず 2 章においてパラメトリック固有空間法の概要を述べる。次に 3 章においてパラメトリック固有空間法を動画像処理に適用する場合の問題点を明らかにし、パーティクルフィルタの概説とそれをパラメトリック固有空間法に組み込む手法を説明する。4 章において実験結果を示し、本手法の有効性を示した後に、5 章で本論文をまとめる。

2. パラメトリック固有空間法による物体検知

パラメトリック固有空間法の処理手順は学習段階と検知段階に分けることができ、ここではそれらを順に示す。ただし詳細な解説は、例えば文献⁽¹¹⁾を参照されたい。

〈2・1〉 辞書データの作成 まず、対象をターンテーブルに乗せて一定角度ずつ回転させながら固定したカメラによって撮影し、様々に変化する対象の見かけ画像 (学習画像) を多数取得する。さらに、それらの画像から対象を切り出して大きさや輝度値を正規化し、背景の値が 0 である $u \times v$ [pixel] の画像を生成する。例として、後述する実験で用いる見かけ画像の一部を図 1 に示す。次に、それぞれの見かけ画像からベクトル $f^{(i)} \in \mathbb{R}^m$ を作り、以下のような行列を構成する。

$$L = (f^{(1)} - c, \dots, f^{(I)} - c) \in \mathbb{R}^{m \times I} \dots\dots\dots (1)$$

ここで c は $f^{(i)}$ の平均ベクトルであり、 $i (i=1, \dots, I)$ は見かけ画像のインデックスである。この行列を用いて共分散行列

$$S \equiv E(LL^T) \in \mathbb{R}^{m \times m} \dots\dots\dots (2)$$

を構成し固有値問題を解く。その結果得られる上位 k 個の固有値に対応する固有ベクトルを並べて

$$U \equiv (u^{(1)}, \dots, u^{(k)}) \in \mathbb{R}^{m \times k} \dots\dots\dots (3)$$

を構成し保持する。さらに $f^{(i)}$ を k 次元固有空間ベクトル

$$g^{(i)} = U^T (f^{(i)} - c) \dots\dots\dots (4)$$

に写像する。これらの結果得られる写像点列 $g^{(i)}$ を連結し、学習画像の撮影時のカメラ位置 $\theta^{(i)}$ を添付して辞書として保持する。以上の手続きによって固有ベクトル U と c 、 $g^{(i)} (i=1, \dots, I)$ を構成し保持することでパラメトリック固有

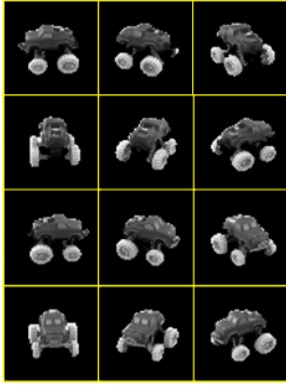


図 1 見かけ画像の一部

Fig. 1. A part of appearance images.

空間法における前準備が完了する。以下では、これらを用いて対象物の検知や姿勢推定を行う。

〈2・2〉 物体検知および姿勢推定 次に、ある時刻 t において対象を含むカメラ画像が与えられた場合に、以下の手順に従って対象の検知と姿勢推定を行う。まず、ラストスキャンなどによって $u \times v$ [pixel] の矩形画像をカメラ画像から順次切り出して入力画像とする。本研究では簡単のため、この矩形領域の切り出しサイズを一定とし、対象とカメラまでの距離は一定であると仮定した。それらの画像に背景除去、輝度値の正規化などの前処理を施して入力ベクトル $\mathbf{q}_t^{(j)} \in \mathbb{R}^m$ を生成する。ここで $j=(1, \dots, J)$ は入力ベクトルのインデックスを表す。次に、これを k 次元の固有空間へ写像して

$$\mathbf{z}_t^{(j)} = \mathbf{U}^T(\mathbf{q}_t^{(j)} - \mathbf{c}) \dots\dots\dots (5)$$

を得る。このとき辞書に含まれる最近隣画像のインデックス i^* を次のように求める。

$$i^* = \arg \min_{i \in I} \|\mathbf{z}_t^{(j)} - \mathbf{g}^{(i)}\| \dots\dots\dots (6)$$

また対象の姿勢は、 $\mathbf{f}^{(i^*)}$ に添付された姿勢パラメータ $\theta^{(i^*)}$ として推定される。一方、以下の条件が満足されなければ入力画像は対象を含まないと判定する。

$$d_{\min}^{(j)} \equiv \|\mathbf{z}_t^{(j)} - \mathbf{g}^{(i^*)}\| \leq d_{\text{th}} = \text{const.} \dots\dots\dots (7)$$

ここで、 $d_{\min}^{(j)}$ はパラメトリック固有空間法による対象の検知結果の確度を表し、 d_{th} は設計パラメータである。また、対象とカメラまでの距離が変動する場合は、距離によって見え方の異なる対象の辞書データを予め複数用意しておき、後述するパーティクルフィルタの粒子の画像中における位置により辞書データを切り替えて検知を行う。

3. パーティクルフィルタを組み込んだパラメトリック固有空間法

パラメトリック固有空間法は静止画像中から対象物を検知する手法である。これを動画像に適用する最も単純な手法として、まず、毎時刻獲得される画像フレームに対して

一連の処理手順を繰り返し実行するという方法が考えられる。しかしその計算コストは膨大であり、対象の運動に関する事前知識を利用しないため障害物による隠れや画像のブレなどに脆弱である。次に、計算コストの増加を抑えるための工夫として、一時刻前のパラメトリック固有空間法による対象物の検知結果を次時刻の処理に利用する手法が考えられる。しかしこの手法では、ある時刻における対象物の検知が失敗するとその後の処理が破綻する。すなわち、これらのようなパラメトリック固有空間法の単純な適用では、動画像追跡に対する頑健な追跡と計算の効率化を両立させることは困難である。そこで以下に、対象の状態量を多峰性の確率分布で保持し追跡の失敗に備えることのできるパーティクルフィルタをパラメトリック固有空間法に組み込むことで、対象の検知、姿勢推定、追跡を実時間で同時に実行する手法を示す。

〈3・1〉 パーティクルフィルタ

パーティクルフィルタはモンテカルロフィルタ⁽¹²⁾や CONDENSATION⁽²⁾などのベイズフィルタの総称である。ここでは、一般的なパーティクルフィルタのアルゴリズム⁽⁶⁾を説明する。ここで、離散時刻 t における追跡対象の状態変数ベクトルを $\mathbf{x}_t \equiv (x_t, y_t)^T$ と表し、 x_t と y_t はそれぞれカメラ画像中の横方向と縦方向の位置を表す。また、観測ベクトルを \mathbf{y}_t とし、初期時刻から時刻 t までの観測系列を $\mathbf{y}_{1:t} \equiv \{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_t\}$ と表す。対象の状態空間モデルが

$$\mathbf{x}_t \sim f(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) \dots\dots\dots (8)$$

$$\mathbf{y}_t \sim h(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) \dots\dots\dots (9)$$

で与えられるとき、パーティクルフィルタは時刻 t における状態量 \mathbf{x}_t の仮説とそれに対応する重み w_t からなる仮説群の集合 $X_t \equiv \{(\mathbf{x}_t^{(n)}, w_t^{(n)})\}_{n=1}^N$ を逐次的に更新することにより、観測系列が与えられた下での状態変数の条件付き確率分布 $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t})$ を離散的に近似する。また、 $w_t^{(n)}$ は各粒子の持つ重みを表し、 N は粒子の個数を示す。ここで(8)式と(9)式はそれぞれシステムモデル (予測モデル)、観測モデルと呼ばれ、これらの設計や実装の優劣がパーティクルフィルタの性能を大きく左右する。

〈3・2〉 対象の検知・姿勢推定・追跡アルゴリズム

パーティクルフィルタによって移動対象の追跡を行う場合のシステムモデルは次のように実装されることが多い⁽²⁾。

$$\mathbf{x}_t^{(n)} = \mathbf{x}_{t-1}^{(n)} + \mathbf{v} \dots\dots\dots (10)$$

$$\mathbf{x}_t^{(n)} = \mathbf{x}_{t-1}^{(n)} + \Delta t \dot{\mathbf{x}}_{t-1}^{(n)} + \mathbf{v} \dots\dots\dots (11)$$

$$\mathbf{x}_t^{(n)} = \mathbf{x}_{t-1}^{(n)} + \Delta t \dot{\mathbf{x}}_{t-1}^{(n)} + \frac{1}{2} \Delta t^2 \ddot{\mathbf{x}}_{t-1}^{(n)} + \mathbf{v} \dots\dots\dots (12)$$

ここで $\mathbf{v} \sim N(\mathbf{0}, \Sigma)$ は平均 $\mathbf{0}$ 、分散 Σ の正規分布に従う乱数生成項である。 Σ は簡単のため単位行列の定数倍で設定することが多い。(10)式はランダムウォークモデル、(11)式は等速運動モデル、(12)式は等加速度運動モデルと呼ばれ、 Δt は入力画像の更新間隔を示す。また、正規乱数 \mathbf{v} の分散の大

きを調節することによって追跡性能を調整することができる。例えば、モデル化誤差が小さい場合には、限られた粒子数で精度良く対象を追跡するために分散を小さく設定し、逆の場合には分散を大きくすることで追跡失敗に備える。したがって、もし対象の移動方向に関する予備知識が獲得可能であれば、より効率の高い粒子の配置とより精度の高い追跡が可能になることが予測できる。例えば追跡対象が自動車である場合には、入力画像が更新される短い観測時間においては、ほぼ前後方向にしか移動しないと考えられるため、車体横方向へ粒子のサンプリングを行うのは効率が悪い。つまり、対象の物理的もしくは構造的制約を事前知識としてシステムモデルに組み込むことができれば、粒子のサンプリングの効率を向上させることができると考えられる。そこで本研究では、移動方向が姿勢から予測できる対象に対してパラメトリック固有空間法によってその姿勢を推定し、さらにその動作に関する予備知識をシステムモデルに反映させることによって追跡精度および計算効率の向上を図る手法を提案する。提案法のアルゴリズムのフローを図 2 に示し、具体的なアルゴリズムを以下に示す。

(0) 事前準備

学習画像を用意し、(1)式から(4)式を用いて辞書データ U , c , $g^{(i)} (i=1, \dots, I)$ を作成する。

(1) 初期化 ($t=0$)

1.1 最初に与えられた画像フレーム全体に対して(5)式から(7)式に従ってパラメトリック固有空間法を実行し、対象が検知された場所に全粒子を配置する。複数の場所で対象が検知された場合には、

その確度 $d_{\min}^{(m)} / \sum_m d_{\min}^{(m)}$ ($m=1, 2, \dots$) に応じた数の粒子をそれぞれの場所に設定する。

1.2 $d_{\min}^{(j)}$ が最小で尤度が最も高かった粒子 $x_0^{(n)}$ の推定姿勢 $\theta_0^{(n)}$ を $\bar{\theta}_0$ とする。

1.3 粒子の重みを $w_0^{(n)} = 1/N$ とする。

(2) サンプリング

2.1 システムモデル

$$\hat{x}_t^{(n)} \sim f(x_t | x_{t-1}^{(n)}, \nu(\Sigma, \bar{\theta}_{t-1}))$$

によって粒子 $\hat{x}_t^{(n)}$ を発生させる。

2.2 粒子 $\hat{x}_t^{(n)}$ の位置でパラメトリック固有空間法を実行し、尤度が最も高かった粒子の推定姿勢 $\theta_t^{(n)}$ を $\bar{\theta}_t$ とする。

2.3 粒子 $\hat{x}_t^{(n)}$ の重みを、

$$\hat{w}_t^{(n)} = \begin{cases} 1 - d_{\min}^{(n)} / d_{th} & \text{if } d_{\min}^{(n)} \geq d_{th} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$w_t^{(n)} = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(\hat{w}_t^{(n)} - 1)^2\right\}$$

によって更新し $\sum_{n=1}^N w_t^{(n)} = 1$ に正規化する。ただし、すべての重みの値が 0 になった場合には対象物の追跡に失敗したと考えられるため(1)の初期化処理に戻る。

(3) リサンプリング

次次のリサンプリングにより粒子の復元抽出を行い、重みの低かった粒子の消滅を行う。

$$x_t^{(n)} \sim \begin{cases} \hat{x}_t^{(1)} & \text{with prob. } w_t^{(1)} \\ \hat{x}_t^{(2)} & \text{with prob. } w_t^{(2)} \\ \vdots & \vdots \\ \hat{x}_t^{(N)} & \text{with prob. } w_t^{(N)} \end{cases} \quad n=1, 2, \dots, N \quad \dots(13)$$

次に $t+1$ として(2)のサンプリング処理に戻る。

ここで、上述の処理に対する説明を補足する。まず、(2・1)節におけるシステムモデルは(10)式から(12)式のいずれかに従い、 $\nu(\Sigma, \bar{\theta}_{t-1})$ は以下のような正規乱数の生成項である。

$$\nu(\Sigma, \bar{\theta}_{t-1}) \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}\Sigma^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{R}_{t-1}x_{t-1})^T \Sigma^{-1}(\mathbf{R}_{t-1}x_{t-1})\right\} \quad \dots(14)$$

ここで、

$$\Sigma = \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_y^2), \mathbf{R}_{t-1} = \begin{pmatrix} \cos \bar{\theta}_{t-1} & -\sin \bar{\theta}_{t-1} \\ \sin \bar{\theta}_{t-1} & \cos \bar{\theta}_{t-1} \end{pmatrix} \quad \dots(15)$$

であり、対象の移動可能な方向に粒子が広く分布するように分散 $\sigma_x^2 \geq \sigma_y^2$ を設定する。またこの正規乱数はパラメトリック固有空間法によって推定された姿勢角 $\bar{\theta}_{t-1}$ に従って定まる \mathbf{R}_{t-1} によって回転される。その結果、(2・1)節の手順により生成される粒子は、対象の移動方向に広い分散を持つ二次元ガウス分布となる(図 3)。(2・2)節におけるパラメ

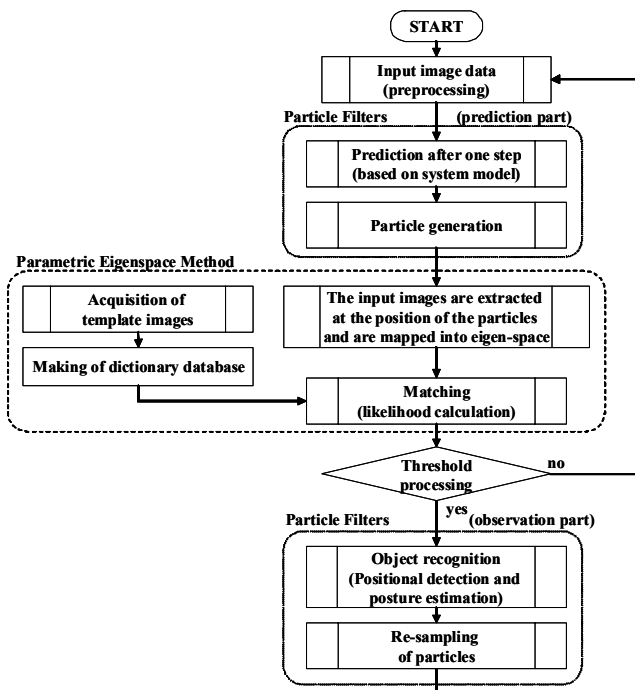


図 2 提案手法のフローチャート
Fig. 2. Flowchart of the proposed method.

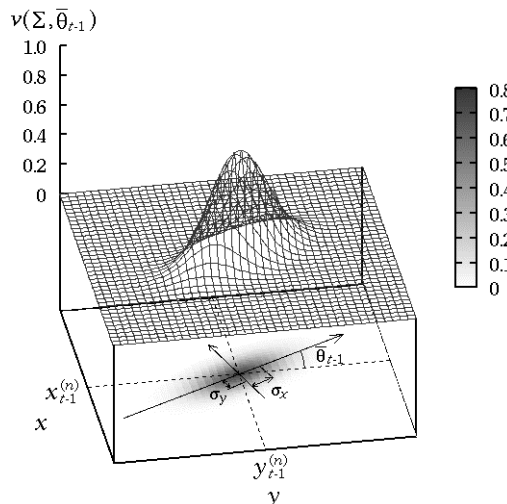


図3 二次元ガウス分布に従う提案分布

Fig. 3. Proposal distribution according to a two dimensional Gaussian distribution.

トリック固有空間法の前処理では、パーティクル周辺以外の背景は前処理によってすべて除去されるため、背景の複雑度に対して計算速度は変化しない。さらに、(2・3)節において重みの調整を行うのは、(7)式に従うパラメトリック固有空間法の出力値がある一定の範囲内に偏る傾向があるため、それらを分散させるためである。また、すべての重みの値が0となる場合を考慮するのは、対象が予備知識と全く異なる運動を数フレーム間で連続的に行った場合を想定するものである。もしこの処理が頻繁に生ずるようであれば、対象の姿勢と運動の関連付けを再考する必要がある。

4. 実験

前述したように、提案手法では対象の姿勢をパラメトリック固有空間法によって推定できるため状態量推定の精度向上が望める。そこで本提案手法の有用性を検証するため、以下に示す実験では、移動方向がその姿勢によって予測可能である追跡対象として玩具の車を用い三種類の実験を行った。まず一つ目の実験では、提案手法によって静止している対象の検知と姿勢推定を行い、背景の変化に対する頑健性について検証した。二つ目の実験では、提案手法の処理時間に関する検証を行った。最後の実験では高速に移動する対象の追跡を行った。また、提案手法と比較するために、粒子の生成時に対象の姿勢を考慮しない場合の実験も行い、それらを比較検討した。

(4・1) テンプレート画像の取得とパラメータ設定

まず、事前準備として、図1に示すように対象物(玩具の車)を10[deg]きざみで回転させながら64×64[pixel]の学習画像を36枚取得した。簡単のため対象物に対する光源の方向と、対象物までの距離は一定と仮定した。また、パラメトリック固有空間法における前処理は、初期フレーム画像(例えば図5ではテーブルのみが撮影された画像)を利用して背景除去を行い、輝度値の正規化を行った。パラ

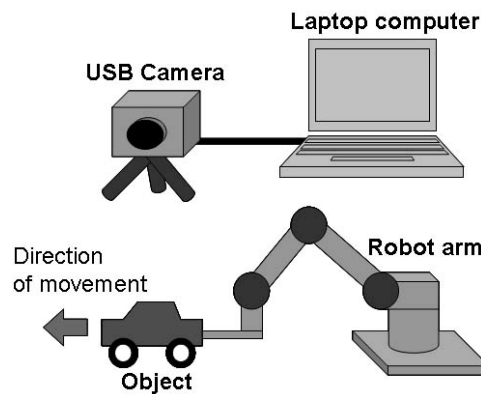


図4 実験環境

Fig. 4. Conditions of experiments.

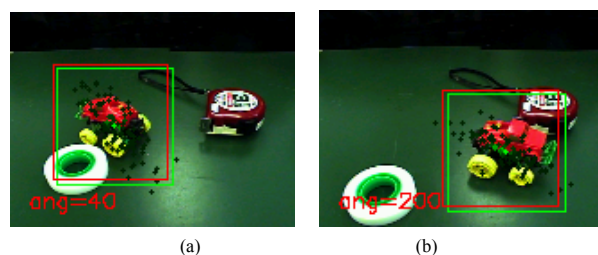


図5 対象物が静止した状態の実験結果

Fig. 5. Experimental result when object stops.

メトリック固有空間法の辞書データ生成のための次元数は $k=20$ とした。次に、フレームレート 30 [fps] の USB カメラ (160×120 [pixel])、ラップトップ PC (WindowsXP PentiumM 1.9 [GHz])、4軸垂直多関節ロボットアームを用いて図4のような実験環境を構築した。

(4・2) 静止画像中の対象物の検知実験

対象物が静止した状態における本提案手法の適用結果を図5に示す。画像中の緑点と黒点は粒子を表している。また、緑点は尤度が高く次時刻も生き残る確率の高い粒子を示し、黒点は尤度が低くリサンプリングにより次時刻には消去される確率の高い粒子を示している。図中の緑色の枠(64×64 [pixel])は最も尤度の高い粒子を中心とする矩形を示しており、赤色の枠は全粒子の重みつき重心を中心とした矩形を示している。さらに、画像左下の数値は対象物の推定された姿勢角を示している。パーティクルフィルタの粒子数は100とした。

これらの実験結果より、本提案法はパラメトリック固有空間法の機能によって、対象の見かけ画像が回転により変化した場合や対象以外の物体が入力画像中に存在する場合にも、対象の検知と姿勢推定が同時に実現できることが確認された。一方、従来のパラメトリック固有空間法は、入力画像全体に対して探索を実行し、評価値が最も高かった場所を対象物が検知されたとするのが一般的である。したがって、対象物の背景の複雑さや照明条件の変動、対象物の大きさの変化などの影響により画像中の複数の場所で高い評価値が算出されるような場合には誤認識が頻繁に生ず

る。しかし本提案法では複数の粒子によって対象物を検知するため、上述のような場合にいくつかの粒子が対象物と異なる場所に配置された場合においても、全粒子の重みつき重心において対象物を検知することによってロバストな検知が可能となる。

〈4・3〉 計算時間と追跡精度の従来手法との比較

本提案法では、パーティクルフィルタの粒子数と同じ回数のみパラメトリック固有空間法を実行するため、入力画像全体から対象を探索する従来のパラメトリック固有空間法よりも大幅に計算コストを削減できる。これを具体的に示すために、160×120 [pixel]の大きさのカメラ画像に対して粒子数を変化させ〈4・2〉節と同様の実験を行った。これら実験における処理時間を表1に示す。ここで表1は入力画像が取得されてから提案手法により対象が検知されるまでの処理時間について示している。これより、提案手法の処理時間は粒子の数にほぼ比例することが分かる。また、アルゴリズムより明らかなように、これらの処理時間はカメラ画像のサイズに影響されない。一方、パラメトリック固有空間法のみを同様の条件で実行した結果、処理時間は3 [sec]以上を要した。さらに、処理時間を短縮するために、入力画像の切り出しを数ピクセル間隔で行う方法(粗い探索)による実験を行ったが、60 [msec]以下の処理時間を達成するためには8 [pixel]以上の粗い探索が必要であった。また、これらの実験において対象を検知した位置や姿勢推定の精度は切り出し間隔が大きくなるに従って低下した。すなわち、従来のパラメトリック固有空間法は提案手法よりも計算コストが高く、処理時間を向上するための粗い探索は対象の検知精度の劣化を招くことが分かる。さらにその計算コストはカメラ画像のサイズに比例して増加する。したがってこれらの実験より、本提案法は従来のパラメトリック固有空間法よりも計算コストが低く、より高精度な対象の検知と追跡処理が実現可能であることが確かめられた。

〈4・4〉 動画像中の対象物の追跡実験 次に、急激な加速と減速を伴って高速動作する対象物の追跡実験を行った。対象物はロボットアームによって画像中における移動速度を150 [pixel/sec], 加減速時間は0.05 [sec]とした。また、(12)式を次式のように後退差分により近似して実装した。

$$x_t^{(n)} = (5/2)x_{t-1}^{(n)} - 2x_{t-2}^{(n)} + (1/2)x_{t-3}^{(n)} + v(\Sigma, \bar{\theta}_{t-1}) \dots\dots\dots(16)$$

表1 提案手法の処理時間
Table 1. Processing time of proposed method.

| Number of particles | Processing time [msec] |
|---------------------|------------------------|
| 50 | 30 |
| 100 | 56 |
| 200 | 116 |
| 500 | 295 |
| 1000 | 590 |

すなわち(16)式は、対象が等加速度運動をしていることを事前知識として次時刻の位置を推定し、さらにその位置周辺において、対象物の推定姿勢 $\bar{\theta}_{t-1}$ によって定まる二次元ガウス分布に従う乱数にしたがってN個の粒子を発生させる。本実験では(14)式で示される乱数はボックス・ミュラー法によって実装した。すなわち、

$$v(\Sigma, \bar{\theta}_{t-1}) = R_{t-1}\Sigma^{1/2}\phi \dots\dots\dots(17)$$

とした。ここで、

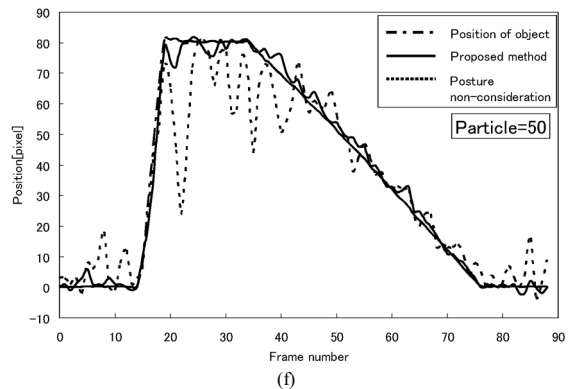
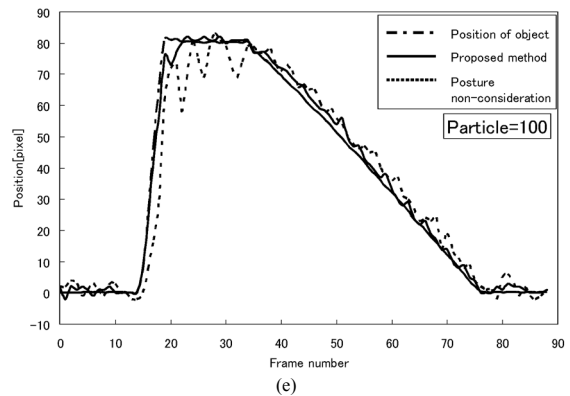
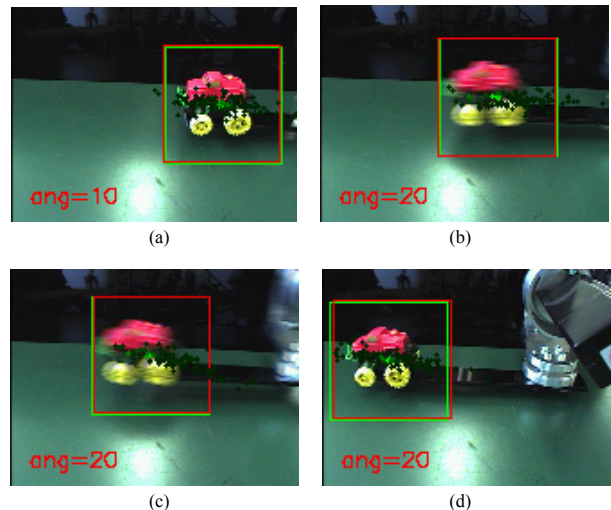


図6 急激な加速と減速を行う対象物の追跡実験結果
Fig. 6. Experimental results of target tracking with rapid acceleration and deceleration.

$$\varphi = \begin{pmatrix} (-2\ln\alpha)^{1/2} \cos(2\pi\beta) \\ (-2\ln\alpha)^{1/2} \sin(2\pi\beta) \end{pmatrix} \dots\dots\dots(18)$$

であり、 $\alpha = [0,1]$, $\beta = [0,1]$ は一様乱数である。さらに、対象物を中心として、推定姿勢の方向の長軸が 100 [pixel]、それと直行する方向の短軸が 30 [pixel] として描かれる楕円領域内にほとんどの粒子が生成されるように

$$6\sigma_x = 100 \text{ [pixel]}, \quad 6\sigma_y = 30 \text{ [pixel]} \dots\dots\dots(19)$$

と設定した。また提案手法と比較するため、推定姿勢を考慮しない場合の実験、すなわち粒子生成領域の直径 100[pixel]の円領域内にほとんどの粒子が生成されるように分散を

$$6\sigma_x = 6\sigma_y = 100 \text{ [pixel]} \dots\dots\dots(20)$$

と設定した実験を行った。これらの追跡実験結果を図 6 に示す。同図(a)から(d)より、輪郭がぶれるほど対象が高速に移動しているにもかかわらず、対象の追跡と姿勢推定が適切に行われていることが分かる。また、提案手法によって対象物の移動方向に対して常に粒子が生成され、対象の追跡に有効に機能している様子がわかる。

さらに図 6(e), (f)は、パラメトリック固有空間法による推定姿勢を考慮した場合としない場合における対象の追跡結果を示している。ここで図 6(e)は粒子の個数を 100、図 6(f)は 50 として実験を行った。図中の一点鎖線はロボットアームによる対象の位置の時間変化を示しており、対象が画像中の横方向に急激に動作したあと 15 フレーム程度停止し、その後ゆっくりと元の場所まで戻るといった動作を表している。また、鎖線と実線はそれぞれ、対象の姿勢を考慮した場合（提案手法）としない場合の追跡結果を示している。図 6(e)より、提案手法では、急激な加速や減速などに対して精度良く追跡が行われており、姿勢を考慮しなかった場合には、急激な加速減速時において追跡結果に遅れや振動が発生していることがわかる。これらの実験結果は、提案手法による対象の移動方向への集中的な粒子の生成が、対象の高速な移動に対して効果的であることを示している。また、図 6(f)の粒子数を半分の 50 とした場合の実験結果においては、姿勢を考慮しなかった結果において追跡精度が著しく劣化しているが、姿勢を考慮した提案手法においては図 6(e)の結果と同様に精度良く追跡処理が行われていることが確認できた。その結果、対象物の姿勢を考慮することにより、本提案手法は少ない粒子数で高精度な追跡処理が実現可能である。

5. おわりに

本稿では、パラメトリック固有空間法にパーティクルフィルタを組み込むことにより高速な対象物の検知、姿勢推定、追跡を同時に行う手法を提案した。本手法は、ロバストな対象物追跡が可能なパーティクルフィルタの性質と、特徴抽出処理を必要とせずに対象物の検知と姿勢推定を同時に行うパラメトリック固有空間法の性質を兼ね備える。

本論文では提案手法を構成するパラメトリック固有空間法とパーティクルフィルタの基本的なアルゴリズムとそれらの性質について述べ、それらを統合した簡潔なアルゴリズムによって高速かつロバストなアピアランススペースの物体検知および追跡処理が可能となることを述べた。また提案手法を実装した実験機を構成して実験を行い、本提案法の有用性を確認した。対象物の姿勢値をパーティクルフィルタのシステムモデルに組み込むことにより、自動車などの移動方向がその姿勢によって予測可能である対象の追跡について、追跡精度を損なうことなく粒子数を減少させることができる可能性が示された。今後の課題として、対象物とカメラの距離が変化する場合や、照明変動がある状況での本手法の有効性の検証などが考えられる。

(平成 20 年 9 月 26 日受付, 平成 21 年 2 月 5 日再受付)

文 献

- (1) 松山ほか編:「コンピュータビジョン—技術評論と将来展望—」, 新技術コミュニケーションズ, pp.123-137 (1998)
- (2) A. Blake and M. Isard: Active Contours, Springer (1998)
- (3) 富田文明:「高機能 3 次元視覚システム VVV」, 情処学誌, Vol.42, No.4, pp.370-375 (2001)
- (4) 上田隆一・新井民夫・浅沼和範・梅田和昇・大隈 久:「パーティクルフィルタを利用した自己位置推定に生ずる致命的な推定誤りからの回復法」, 日本ロボット学会誌, Vol.23, No.4, pp.466-473 (2005)
- (5) 小畑昌之・西田 健・宮河秀和・近藤 隆・大川不二夫:「投棄ゴミの回収を行う屋外サービスロボットの開発」, 電学論, 126-C, 7, pp.840-848 (2006-7)
- (6) S. Thrun, W. Burgard, D. Fox, (訳) 上田隆一:「確率ロボティクス」, 毎日コミュニケーションズ (2007)
- (7) L. Lu, X. Dai, and G. Hager: "Efficient particle filtering using RANSAC with application to 3D face tracking", Image Vision Computing, Vol.24, pp.581-592 (2006)
- (8) 小林貴訓・杉村大輔・平澤宏祐・鈴木直彦・鹿毛裕史:「カスケード型識別器を用いたパーティクルフィルタによる人物三次元追跡」, MIRU2006 予稿集, pp.222-228 (2006)
- (9) 江郷・加藤・和田:「高速再近傍探索を用いたパーティクルフィルタによる実時間人物顔検出・追跡・認識」, MIRU2007 予稿集, pp.1183-1188 (2007)
- (10) 榎田ら:「ドライブレコーダ画像における車間距離推定のための先行車追跡」, View2007 ビジョン技術の実利用ワークショップ講演論文集, pp.292-297 (2007)
- (11) 村瀬ら:「2 次元照合による 3 次元物体認識—パラメトリック固有空間法—」, 信学論, Vol.J77-D-II, No.11, pp.2179-2187 (1994)
- (12) A. Doucet, N. de Freitas, and N. J. Gordon (eds): Sequential Monte Carlo Methods in Practice, New York, Springer (2001)
- (13) 樋口友之:「粒子フィルタ」, 信学論, Vol.88, No.12, pp.989-994 (2005)
- (14) G. Kitagawa: "Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models", Journal of Computational and Graphical Statistics, Vol.5, No.1.1, pp.1-25 (1996)
- (15) N. J. Gordon, D. J. Salmond, and A. F. M. Smith: "Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation", IEE Proc.-F, Vol.140, No.2, pp.107-113 (1993)
- (16) T. Bando, T. Shibata, K. Doya, and S. Ishii: "Switching particle filters for efficient visual tracking", Robotics and Autonomous Systems, Vol.54, pp.581-592 (2006)
- (17) K. Nummiaro, E. K. Meier, and L. V. Gool: "An adaptive color-based particle filter", Image and Vision Computing, Vol.21, No.1, pp.99-110 (2003)
- (18) C. Shan, T. Tan, and Y. Wei: "Real-time hand tracking using a mean shift embedded particle filter", Pattern Recognition, Vol.40, pp.1958-1970 (2007)
- (19) J. Mac Cormick and M. Isard: "Partitioned sampling, articulated objects, and interface-quality hand tracking", Proc. of ECCV2000, pp.II-3-19 (2000)

小 畑 昌 之



(非会員) 2001年3月佐賀大学大学院工学系研究科生体機能システム制御工学専攻博士前期課程修了。同年(株)安川電機入社。2002年安川情報システム(株)。現在、同コンポーネントファクトリー所属。自律型ロボットの開発などを経て、コンピュータビジョンの研究に従事。

宮 河 秀 和



(非会員) 1986年3月法政大学機械工学科卒業。同年(株)安川電機入社。2002年安川情報システム(株)。現在、同技術本部コンポーネントファクトリー所長。工学博士。メカトロニクスの振動制御の研究を経て、コンピュータビジョンの研究に従事。情報処理学会の会員。

西 田 健



(正員) 2002年3月九州工業大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年同大学工学部助手。ロボット工学や制御工学、ニューラルネットワークに関する研究に従事。博士(工学)。電子情報通信学会、日本神経回路学会、計測自動制御学会、日本ロボット学会、自動車技術会の会員。

大 川 不二夫



(非会員) 1971年3月九州工業大学大学院工学研究科修士課程制御工学専攻修了。同大学助教授を経て1991年同大学情報工学部助教授、1994年教授、現在に至る。制御理論およびその応用、特にメカトロ系への応用に関する研究に従事。工学博士。日本機械学会、計測自動制御学会、システム制御情報学会の会員。