

# パーティクルフィルタと適応ベクトル量子化による 柔軟変形物体の追跡と特徴量抽出

正員 西田 健\* 非会員 生駒 哲一\*  
非会員 黒木 秀一\* 上級会員 坂本 哲三\*

## Tracking and Feature Extraction of Easily Deformable Object Using Particle Filter and Adaptive Vector Quantization

Takeshi Nishida\*, Member, Norikazu Ikoma\*, Non-member, Shuichi Kurogi\*, Non-member,  
Tetsuzo Sakamoto\*, Senior Member

(2011年5月23日受付, 2011年7月19日再受付)

PF-mCRL method is a rapid and robust information extraction method for non-Gaussian probability distribution by combination of a particle filter (PF) and an adaptive vector quantization algorithm mCRL (modified Competitive Re-initialization Learning). In this research, a novel method for tracking and shape estimation of easily deformable object in dynamic scene by using the PF-mCRL is proposed. Moreover, several feature value extraction methods from output of PF-mCRL useful for the robot handling are proposed. Further, effectiveness of this proposed method is shown by a real image experiments.

キーワード: PF-mCRL アルゴリズム, 柔軟変形物体, 特徴量抽出

**Keywords:** PF-mCRL algorithm, easily deformable object, feature value extraction

### 1. はじめに

ロボットによる柔軟物体のハンドリングに関する研究は現在までに数多く行われており, 食品やゴムチューブ, ホース, 紙, フィルムなどの多様な製造工程における実用化が進んでいる<sup>(1)</sup>。また現在までに, ハンドリングが困難であるとされる紐や布地, レオロジー物体と呼ばれる食肉や生地などを対象とした研究が行われている<sup>(2)(3)</sup>。しかし, これらの従来研究で想定する物体よりもさらに柔軟な物体, 例えばスライムなどのロボットハンドリングに関する研究はこれまでに行われていない。その理由として, そのような柔軟変形物体を追跡し, ロボットハンドリングに必要な特徴量をオンラインで抽出する手法が確立されていないことが挙げられる。ロボットハンドリングにおける柔軟変形物体の計測には多様なセンサの利用が考えられるが, 本研究では特にカメラ画像を用いる手法に焦点を当て, その特徴量を動画から抽出する方法について議論する。また, 本

研究で対象とする柔軟変形物体は一般に非ニュートン流体に分類される物体<sup>(4)</sup>であり, その中でも人の手もしくは多指ロボットハンドで保持することが可能な程度の弾性を有するデボラ数が1前後の粘弾性流体<sup>(5)</sup>を想定する。さらに, 物体の色は均一であるとする。

画像処理によって柔軟変形物体の検出や特徴量抽出を行うおうとする場合, 対象の形状のテンプレートパターンを事前に用意することは困難であるため, まず, 何らかの特徴量に基づいて対象を検出および追跡し, その輪郭を推定して背景から分離する手順が必要である。対象の検出と追跡を行うための具体的な手法としては, 例えば, 色情報に基づいて対象を高速かつロバストに追跡する mean shift<sup>(6)</sup>やそれを改良した CAMSHIFT<sup>(7)</sup>などの適用が考えられる。また, 輪郭推定のための具体的な手法には snakes 法<sup>(8)</sup>などがある。ただしこの手法はノイズの混入や隠れに脆弱であるため, 対象物と背景を高精度に分離するための前処理がさらに必要である。ところが, これらのような従来手法の組み合わせによって柔軟変形物体の追跡および背景からの分離を行うためには, 様々なアルゴリズムの組み合わせの検討やそれらのチューニング作業が必要であり, その作業は非常に煩雑となることが想像できる。また, 様々なアルゴリズムが独立かつ階層的に駆動されるため, 対象から抽

\*九州工業大学  
〒804-8550 福岡県北九州市 戸畑区仙水町 1-1  
Kyushu Institute of Technology  
1-1, Sensui, Tobata, Kitakyushu, Fukuoka 804-8550,  
Japan

出される特徴量を統一的な枠組みで扱うことができず、計算手順に無駄が生ずることや最適化が困難となることも予測される。さらに、対象を背景から分離した後の特徴量の抽出手順においても、同様の煩雑さや困難が生ずると考えられる。

一方、著者らは近年、時変の非ガウス確率分布の形状を推定する手法として PF-mCRL 法<sup>(9)</sup>を提案した。この手法は、パーティクルフィルタ (PF: Particle Filter)<sup>(12)</sup>によって対象の確率分布を多数の粒子で離散近似し、適応ベクトル量子化 (AVQ: Adaptive Vector Quantization) 手法である mCRL (modified Competitive Re-initialization Learning)<sup>(9)(10)</sup>によって多数の粒子の持つ情報を適応的に量子化する手法である。本論文では、柔軟変形物体の追跡および種々の特徴量の抽出を行うための PF-mCRL 法の適用について述べる。すなわち、対象が存在すると見込まれる画像領域を時間変化する多峰の確率分布とみなして PF-mCRL 法を適用することにより、柔軟変形物体の追跡および種々の特徴量の抽出を行う具体的な手法を示す。また、具体的な尤度関数や各種パラメータの設定と処理時間の関係性を実験により示す。さらに、輪郭情報を抽出するために広く用いられる snakes 法との実験的な比較により、本手法の性能を評価する。

以下では、まず 2 章において PF-mCRL のアルゴリズムを解説する。次に、3 章において PF-mCRL による柔軟変形物体の抽出方法と特徴について述べる。そして 4 章において実験により本手法を柔軟変形物体の追跡と密度および形状推定に適用する具体的な方法論と有用性を示す。最後に 5 章において本論文の結論を述べる。

## 2. PF-mCRL 法

以下では、先行研究<sup>(9)</sup>で提案された本手法を 2 次元の動画像への適用に特化するための具体的な手順を示す。

**〈2・1〉 パーティクルフィルタ** 本手法では、一般的な PF のアルゴリズム<sup>(11)~(13)</sup>を利用する。まず、状態  $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^2$  はマルコフ性を有する離散時間システム、すなわち次のシステムモデルに従って推移するとする。

$$\mathbf{x}_k \sim f(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) \dots \dots \dots (1)$$

ここで  $k = 0, 1, 2, \dots$  は離散時刻を表す。もし対象上に複数の注目点を設定し、それらの移動パラメータを状態量として扱うとすると、原型をとどめないような柔軟物体の変形を表現するためには、その次数が非常に高次になるばかりでなく動特性を表現するシステムモデルも複雑かつ構成が困難となる。したがって本研究では、画像の微小領域 (すなわち画素) における対象の存在確率を各粒子によって表し、それらの分布を解析することによって対象の特徴量を推定することを考える。すなわち状態  $\mathbf{x}_k$  は、画像  $I(x_1, x_2)$  において対象が存在する可能性がある位置  $(x_{1k}, x_{2k})^T$  を表すとする。ただし、 $x_1$  は画像の横方向、 $x_2$  は縦方向の座標を表す。

次に、対象の柔軟変形物体の存在領域を判定するための観測値  $y_k \in \mathbb{R}$  は次の観測モデルに従って得られるとする。

$$y_k \sim h(y_k | \mathbf{x}_k) \dots \dots \dots (2)$$

本研究における観測量は対象の色相値である。これ以外にも計測センサの選択によっては、輝度値やオプテカルフロー、近赤外線の反射強度などが観測量として考えられる。

PF ではこれらのモデルと、 $M$  個の重み付けされた粒子の集合  $\left\{ \left( \mathbf{x}_k^{(m)}, \pi_k^{(m)} \right) \right\}_{m=1}^M$  を用いて状態  $\mathbf{x}_k$  を離散的に推定する。ここで、 $m = 1, 2, \dots, M$  は粒子の番号、 $\mathbf{x}_k^{(m)} \in \mathbb{R}^2$  は状態空間中の仮説を表す粒子の位置、 $\pi_k^{(m)} \in \mathbb{R}$  は 0 以上の値を持つ粒子の重みを表す。この粒子集合は各時刻において、以下に示すサンプリング、尤度評価、およびリサンプリングの 3 ステップで更新される。

**〈2・1・1〉 サンプリング** このステップでは、所与のシステムモデル  $f(\cdot)$  に従って粒子を移動させる。本研究では提案手法の汎用性を示すために、対象の形状変化に関する情報は事前に知り得ないと仮定して、次のランダムウォークモデルを用いる。

$$\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)} = \mathbf{x}_{k-1}^{(m)} + \mathbf{v}_k \quad \mathbf{v}_k \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \Sigma) \quad (\forall m) \dots (3)$$

ここで  $\Sigma \triangleq \text{diag}(\sigma_x^2, \sigma_x^2)$  はシステムノイズの分散である。対象の動作に関する具体的な事前情報が得られる場合には、それをシステムモデルに組み込むことで、以降の処理の精度を向上させることができる。

分散  $\sigma_x^2$  を大きな値で設定すると、粒子の拡散傾向が強くなる。したがって、対象の移動や変形が急速である場合には、粒子の追跡性能を向上させるためにこれを大きな値で設定すると良い。一方、これを小さな値で設定すると、対象の急速な変形に対する追従性能は低下するものの、対象の局所的な特徴量を詳細に推定できるようになる。

**〈2・1・2〉 尤度評価** 本研究では、注目位置における観測値を与える観測モデルを以下のように定める。

$$y_k^{(m)} = \exp \left\{ - \left( H_t - H(\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)}) \right)^2 / 2\sigma_o^2 \right\} - \nabla^2 H(\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)}) \dots \dots \dots (4)$$

ここで  $H(\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)})$  は  $\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)}$  における色相値を表し、 $\sigma_o^2$  は観測ノイズの分散を表す。また  $H_t$  は追跡対象の色相値を表し、既知であるとする。さらに  $\nabla^2 H(\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)})$  は、 $\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)}$  における色相値のラプラシアンである。すなわち、式 (4) の右辺第 1 項は色相値に関する評価を行う項であり、右辺第 2 項は色相値の空間 2 次微分の値に基づいて観測ノイズを低減化するための項である。 $\sigma_o^2$  の値を大きく設定すると、対象として検出される観測値のレンジが広がるが、一方で観測ノイズの影響を受けやすくなる。

以上から得られる観測値を利用して尤度を評価し、粒子の重みの更新を次のように行う。

$$\tilde{\pi}_k^{(m)} = \pi_{k-1}^{(m)} y_k^{(m)} \quad (\forall m) \dots \dots \dots (5)$$

$$\pi_k^{(m)} = \tilde{\pi}_k^{(m)} / \sum_{m=1}^M \tilde{\pi}_k^{(m)} \quad (\forall m) \dots\dots\dots (6)$$

これらの処理によって粒子集合  $\left\{ \left( \tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)}, \pi_k^{(m)} \right) \right\}_{m=1}^M$  が得られる。繰り返しサンプリング処理によって粒子の多様性が減少する<sup>(13)</sup>ため、PF-mCRL法ではこの粒子集合をPFの推定結果とする。

**〈2・1・3〉 リサンプリング** リサンプリング処理を実行するかどうかの判断には、各粒子の重みの均等の度合を表す *ESS* (Effective Sample Size)<sup>(14)</sup>を利用する。この値は、全粒子の重みが均等である場合に  $ESS = M$  となり、重みの偏りが最も大きい場合に  $ESS = 1$  となる。したがって適当なしきい値  $ESS_{th}$  を設け、*ESS* の値がそれを下回ればリサンプリングが必要であると判断する。PF-mCRL法により抽出される特徴量は、リサンプリング処理による粒子の再配置の影響を受けにくいことが先行研究によって示されている<sup>(9)</sup>。

**〈2・2〉 mCRL** ここでは、〈2・1・2〉で得られる粒子集合を適応的に量子化する手法である mCRL について概説する。

まず、本研究における VQ 問題は以下のように定式化される<sup>(15)</sup>:  $\mathbf{x} = \mathbf{x}_k^{(m)} \in \mathbb{R}^2$  を時刻  $k$  において確率密度関数  $p_k(\mathbf{x})$  に従って発生する入力ベクトルとし、 $\mathbf{w}_k^{(n)} \in \mathbb{R}^2$  ( $n = 1, \dots, N$ ) を荷重ベクトルとする。VQ の目的は、以下で与えられるひずみ  $D_k$  の最小化である。

$$D_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \int_{V_k^{(n)}} \left\| \mathbf{x} - \mathbf{w}_k^{(n)} \right\|^2 p_k(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \sum_{n=1}^N D_k^{(n)}$$

ここで

$$V_k^{(n)} = \left\{ \mathbf{x} \mid \left\| \mathbf{x} - \mathbf{w}_k^{(n)} \right\| \leq \left\| \mathbf{x} - \mathbf{w}_k^{(o)} \right\|, o \neq n \right\}$$

であり、 $D_k^{(n)}$  は  $\mathbf{w}_k^{(n)}$  のボロノイ領域  $V_k^{(n)}$  の部分ひずみを表す。等ひずみ原理<sup>(16)</sup>に従うと、 $D_k$  の最小化は  $D_k^{(n)}$  の均一化によって達成される。mCRLはこの原理に基づき、時間変化するPFの粒子分布を適応的に量子化することを目的として設計されたアルゴリズムである。具体的なmCRLの処理手順をAlgorithm 1に示す。

mCRLの初期の各種設定は次のように行う: 初期荷重ベクトルは一樣乱数で与える。初期部分ひずみは1より十分小さな正の実数(例えば  $d_k^{(n)} = 0.001$ )で与える。次にアルゴリズム中の各変数は次の意味を持つ:  $\alpha_k = 1 - I_k$  は学習の進行に応じて自動調整される学習係数、 $\text{round}(\cdot)$  は丸め関数、 $\eta \triangleq \exp(1/N\tau)$  は忘却係数である。  $0 < I_{th} < 1$  は部分ひずみの均一性を監視するためのしきい値であり、 $1 < d_{th}$  は競合に勝った荷重ベクトルが持つひずみの平均値からの逸脱を監視するためのしきい値である。それぞれの値の調整によって、最適化の程度と再初期化処理の発生頻度が調整できる。例えば、しきい値  $I_{th}$  の値を増加させ  $d_{th}$  の値を減少させると、AVQの最適性を向上させること

**Algorithm 1** mCRL

```

1: for  $m := 1$  to  $M$  do
2:    $c_k^{(m)} = \text{argmin}_n \left( \pi_k^{(m)} \left\| \tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)} - \mathbf{w}_{k-1}^{(n)} \right\| \right)$ 
3:    $d_k^{(n)} := \begin{cases} \eta d_{k-1}^{(n)} + \left\| \tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)} - \mathbf{w}_{k-1}^{(n)} \right\|^2 & \text{if } n = c_k^{(m)} \\ \eta d_{k-1}^{(n)} & \text{otherwise} \end{cases}$ 
4: end for
5:  $I_k = - \left\{ \sum_{n=1}^N \frac{d_k^{(n)}}{\sum_{o=1}^N d_k^{(o)}} \ln \left( \frac{d_k^{(n)}}{\sum_{o=1}^N d_k^{(o)}} \right) \right\} / \ln(N)$ 
6:  $\bar{d}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N d_k^{(n)}$ 
7: for  $m = 1$  to  $M$  do
8:   if  $I_k < I_{th}$  and  $d_k^{(c)} > d_{th} \bar{d}_k$  then
9:      $s_k = \text{argmin}_n d_k^{(n)}$ 
10:     $\mathbf{w}_k^{(n)} := \begin{cases} \mathbf{x}_k^{(m)} & \text{if } n = s_k, \\ \mathbf{w}_{k-1}^{(n)} & \text{otherwise,} \end{cases}$ 
11:     $d_k^{(n)} := \bar{d}_{k-1}$  if  $n = c_k^{(m)}$  or  $n = s_k$ 
12:  else
13:    for  $i = 1$  to  $\text{round}(M\pi_k^{(m)})$  do
14:       $\mathbf{w}_k^{(n)} := \begin{cases} \mathbf{w}_{k-1}^{(n)} + (1 - I_k) (\mathbf{x}_k^{(m)} - \mathbf{w}_{k-1}^{(n)}) & \text{if } n = c_k^{(m)} \\ \mathbf{w}_{k-1}^{(n)} & \text{otherwise,} \end{cases}$ 
15:    end for
16:  end if
17: end for

```

ができるが、一方で再初期化処理が頻繁に生ずるようになり、荷重ベクトル配置が振動する。さらに、忘却係数  $0 < \tau$  によって適応速度を調整できるが、この値を減少させると荷重ベクトル配置がノイズの影響を受けやすくなる。これらの設定パラメータは荷重ベクトルの適応速度やVQの最適化の程度に関する仕様に基づいて事前に調整する必要があるが、調整の指針や推奨値は先行研究<sup>(17)(18)</sup>に示されている。本研究では、部分歪のしきい値と歪エントロピーのしきい値には、先行研究の推奨値  $d_{th} = 1.4$ ,  $I_{th} = 0.985$  を用いる。一方、忘却率に関しては、その推奨値は  $\tau = 300$  とされているが、本研究では適応性能をより向上させるために  $\tau = 100$  と設定する。これらのパラメータとAVQ性能の関連についての詳細は文献<sup>(17)(18)</sup>を参照されたい。

**〈2・3〉 アルゴリズム** PF-mCRL法の実行手順をAlgorithm 2に示す。アルゴリズムの各手順は次のような意味を持つ: まず、2行目から6行目までの処理はPFのサンプリングと尤度評価であり、これによって画像中における対象物体の確率的な存在領域を多数の重み付き粒子で離散近似する。次に7行目から9行目においてmCRLを実行し、PFの推定結果として得られた多数の重み付き粒子を任意の数の荷重ベクトル集合に写像する。 $L$ は学習回数を表し、この値が大きければ計算量は増大するが、写像の精度を向上させることができる。ここで得られる写像を解析することにより、有用な高次の特性値を抽出することができる。本研究では、この写像をPF-mCRLアルゴリズムの出力として利用する。最後に10行目から19行目においてリサンプリング処理を実行し、その後、次時刻の処理に移行する。

**3. 提案手法の特徴**

柔軟変形物体の特徴量抽出において提案手法は以下のよ

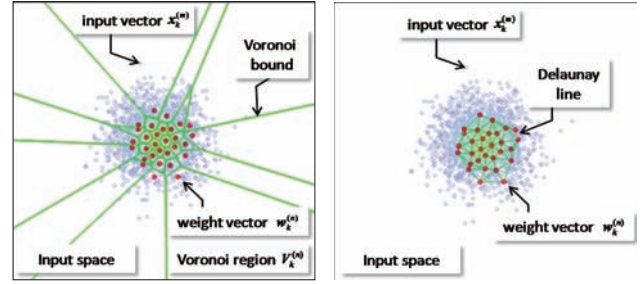
**Algorithm 2** PF-mCRL

```

1: loop
2:   for  $m$  to  $M$  do
3:      $\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)} \sim f(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(m)})$ 
4:      $\tilde{\pi}_k^{(m)} = \pi_{k-1}^{(m)} h(\mathbf{y}_k | \tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)})$ 
5:   end for
6:    $\pi_k^{(m)} := \tilde{\pi}_k^{(m)} / \sum_{m=1}^M \tilde{\pi}_k^{(m)}$ 
7:   for  $l = 1$  to  $L$  do
8:     execute "mCRL"
9:   end for
10:   $ESS = 1 / \sum_{m=1}^M (\pi_k^{(m)})^2$ 
11:  for  $m = 1$  to  $M$  do
12:    if  $ESS < ESS_{th}$  then
13:       $\mathbf{x}_k^{(m)} \sim \begin{cases} \tilde{\mathbf{x}}_k^{(1)} & \text{with prob. } \pi_k^{(1)} \\ \vdots & \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}_k^{(M)} & \text{with prob. } \pi_k^{(M)} \end{cases}$ 
14:       $\pi_k^{(m)} := 1/M$ 
15:    else
16:       $\mathbf{x}_k^{(m)} := \tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)}$ 
17:       $\pi_k^{(m)} := \tilde{\pi}_k^{(m)}$ 
18:    end if
19:  end for
20:   $k := k + 1$ 
21: end loop
    
```

うな特徴を有する。

- (1) PF の優れた追従性能によって柔軟変形物体の移動と変形を適切に追跡することができる。
- (2) 粒子の重みを考慮した分布密度が高い領域ほど、mCRL によって詳細に写像されるため、観測ノイズによって対象物体が存在しない領域に少数の粒子が配置されたとしても、それらは荷重ベクトルの配置にほとんど反映されない。すなわち、AVQ の副次的作用によって外れ値を表現する粒子の除去が期待できる。
- (3) リサンプリングによる粒子の大幅な再配置の影響は mCRL による写像の際に大幅に低減されるので、対象の特徴量抽出が安定的に行われる。
- (4) 荷重ベクトル配置からボロノイ図 (Fig.1(a)) を高速に描画可能であるため、各ボロノイ領域の体積の逆数によって粒子の密度を知ることができる。すなわち、荷重ベクトル  $\mathbf{w}_k^{(n)}$  を中心とするボロノイ領域  $V_k^{(n)}$  の正規化面積<sup>†</sup>  $v_k^{(n)}$  とそこに含まれる粒子  $\mathbf{x}_k^{(m)} \in V_k^{(n)}$  の重み  $\pi_k^{(m)}$  の総和から、各ボロノイ領域における局所的な事後確率分布を  $(\sum_{\mathbf{x}_k^{(m)} \in V_k^{(n)}} \pi_k^{(m)}) / v_k^{(n)}$  と求めることができる。これによって、対象の存在確率に関する事後確率分布をボロノイ領域の面積として定量化できる。
- (5) ボロノイ図からドロネー図 (Fig.1(b)) を高速に描画可能である。この図は荷重ベクトルとそれらを結ぶ線分 (ドロネー線と呼ぶ) で構成され、線分の長さは荷重ベクトル間の距離を表現している。この



(a) Voronoi diagram

(b) Delaunay diagram

Fig. 1. Relationship between particles and weight vectors. In the Voronoi diagram (a), the line segments represent Voronoi bounds. The Delaunay diagram (b) is drawn by line segments that connect the weight vectors.

図より、各荷重ベクトルの分布形状を定量化し各種の特徴量を抽出することができる。例えばこの図を利用して、一定距離のドロネー線で連結される荷重ベクトルの抽出、すなわち荷重ベクトルのクラスタリング処理を高速に実行できる<sup>(9)</sup>。

- (6) 本手法の計算量は粒子数  $M$  と荷重ベクトル数  $N$  に依存し、計算量は  $\mathcal{O}(N(M+1))$  であるため、オンライン計算に適している。
- (7) 粒子数  $M$  の増加に伴って、より高い精度での対象の特徴量の評価が可能となり、荷重ベクトル数  $N$  の増加によって、より詳細な対象の分布や形状に関する情報を得ることが可能になる。
- (8) PF では一般に数千から数万という数の粒子を利用するが、mCRL の荷重ベクトル数は、記憶容量の制限や AVQ 後の精度に応じて任意に設定可能であるため、例えば  $N \ll M$  のように設定することができる。

## 4. 実験

**〈4・1〉形状推定** 動画像中の柔軟変形物体を追跡し、輪郭および形状に関する特徴量を抽出する実験を行った。本実験では、柔軟変形物体として緑色のスライム<sup>††</sup>を利用し、動画像の撮影には一般的なウェブカメラを利用した。撮影条件は次の通りである: 1) カメラは対象物体の垂直上方に固定し、垂直下方を撮影した、2) 動画像の大きさは  $320 \times 240$  [pixel], 3) 撮影のフレームレートは  $30$  [fps], 4) 背景は白色、5) スライムを両手で持ち徐々に引き伸ばす動画を  $50$  フレーム撮影した。本実験に用いた動画像の一部を Fig.2(a) から (d) に示す。この画像より、対象のスライムは形状変化に伴って厚みが増減し、引きのばされた部分では背景が透けて見える様子が見える。

次に、式 (3) をシステムモデルとして PF を適用した結果を Fig.2(e) から (h) に示す。これらの図中の黄色い点は、尤度評価後の粒子の位置を表している。粒子は画面内

<sup>†</sup> 画像  $I(x_1, x_2)$  の全面積を 1 とした場合の領域の面積。

<sup>††</sup> 玩具として市販されているスライムを用いた。

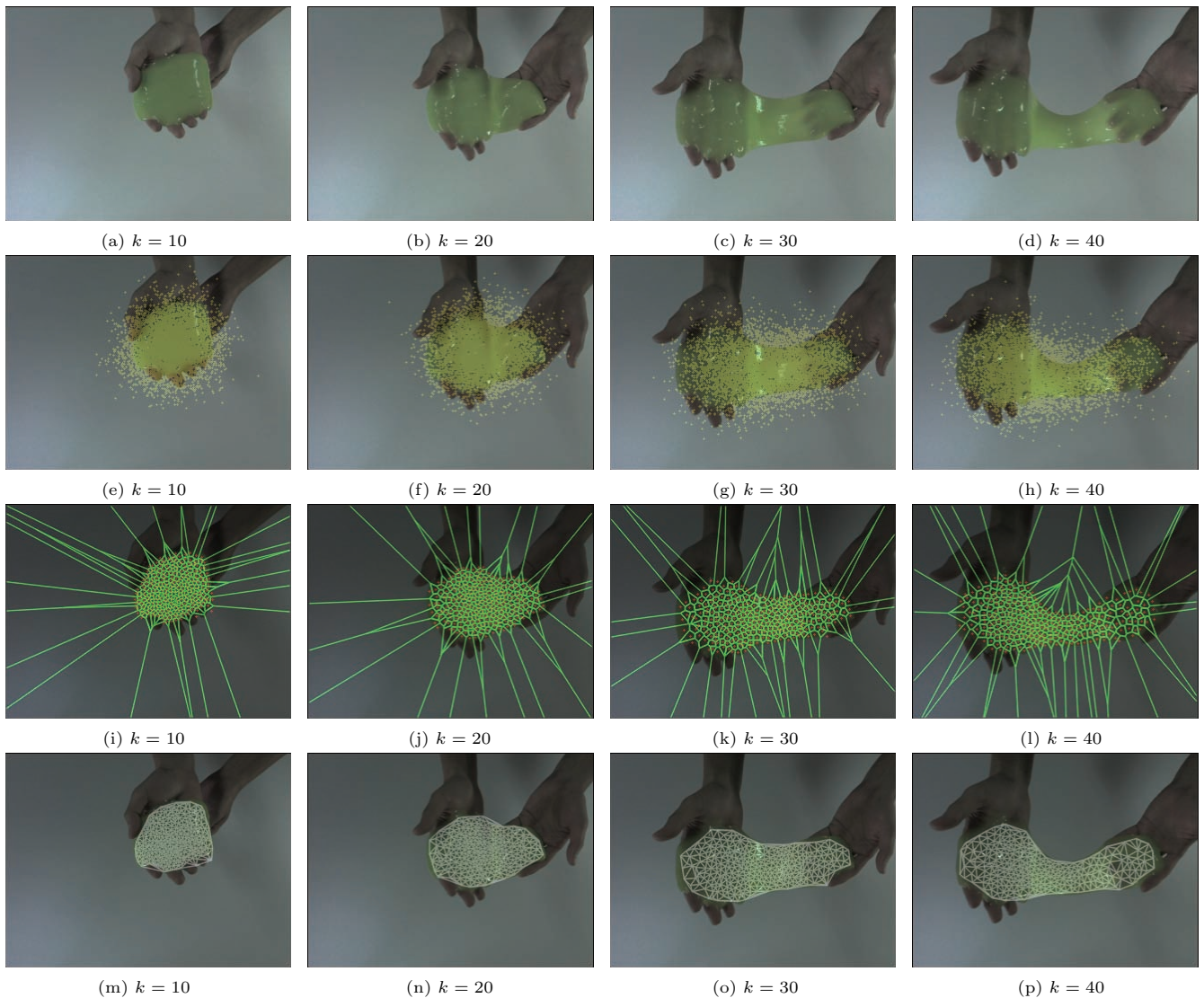


Fig. 2. Examples of applying the proposed method to tracking and shape estimation of an easily deformable object: (a)–(d) are input images, (e)–(h) are particle filtering images (the yellow dots represent the particles), (i)–(l) are Voronoi diagrams (the red dots represent the weight vectors), and (m)–(p) are Delaunay diagrams (the white line segments represent Delaunay line).

に一様分布させることによって初期配置し、画像領域外への移動を禁止した。また、粒子数を  $M = 5000$  と設定した。本研究では対象の動作に関する事前知識が無いことを仮定するため、動画全体での対象の急激な変形にも対応可能なように、動画の大きさを考慮した試行錯誤を行い  $\sigma_x^2 = 17[\text{pixel}]$  と定めた。また、背景と対象を安定して分離できるように、試行錯誤によって  $\sigma_o^2 \triangleq 8$  と定めた。さらに、ここで扱う動画では対象が常に変形することから粒子分布の縮退を考慮する必要がないため、リサンプリング処理を毎時刻行うように  $ESS_{\text{th}} = M$  と設定した。これらの結果より、時間経過とともに大きく形状が変化するスライムに対して、粒子は適切に分布し、その存在領域を適切に追跡できていることがわかる。

次に、荷重ベクトル数を  $N = 300$  として PF-mCRL を適用して得られたボロノイ図を Fig.2(i) から (l) に示す。

mCRL の学習回数は  $L = 10$  とした。これらの結果より、時間経過に伴って変形した対象を追跡した粒子群が、より少数の荷重ベクトルに適切に写像されている様子がわかる。

次に、これらのボロノイ図に対応して描画されたドロネー図を Fig.2(m) から (p) に示す。これらの図では、長さ  $30[\text{pixel}]$  以下のドロネー線のみが描画されている。これら結果より、提案手法を適用した結果をドロネー図として描画することによって、時間経過に伴って移動および変形する対象の形状や観測量の分布密度が、適切かつ視覚的に理解しやすく定量化されて表現されることがわかる。

さらに、ここで得られたドロネー図の精度を評価するために、以下の比較実験を行った。まず始めに、対象を手作業によって切り出して2値化処理を施した50フレーム分の評価用画像を作成した。次に、提案手法の適用によって得られたドロネー図に対して、ドロネー領域の内部の画素

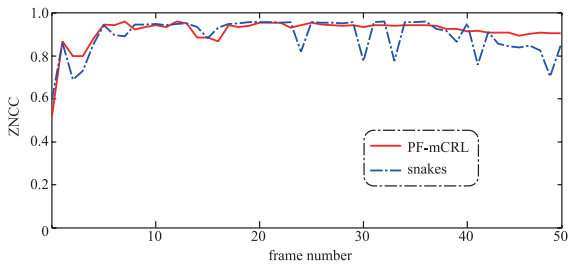


Fig. 3. Time evolution of the product-moment correlation coefficients by snakes method and the proposed method.

値を 1 とし、領域外の画素値を 0 とするような 2 値化処理を行い、推定された対象の形状を表す 2 値画像を生成した。これらの画像と評価用画像との正規化相互相関 (ZNCC: Zero-mean Normalized Cross-Correlation) を算出し、提案手法による対象の形状推定の精度を評価した結果を Fig.3 に示す。比較のために、以下の手順で snakes 法による形状抽出とその精度評価を行った、:1) 色相値画像を生成する、2) 色相値が  $46 \pm 10$  の画素を 1 としそれ以外を 0 とする 2 値化処理を行う、3) 収縮および膨張処理によりノイズを縮減する、4) snakes 法を適用する<sup>†</sup>、5) 得られた輪郭線の内部の画素値を 1 とし外部の画素値を 0 とした 2 値画像を生成して、評価用画像との ZNCC を算出する。Fig.3 より、snakes 法による対象の形状推定結果には観測ノイズの影響による精度の低下が見られるが、提案手法による推定精度は安定して高い水準で推移していることがわかる<sup>††</sup>。以上より、提案手法により、動的輪郭手法として広く用いられている snakes 法と同等以上の精度で、柔軟変形物体の輪郭もしくは形状に関する特徴量を抽出できることが示された。

**〈4・2〉 パラメータの設定** ここでは、システムノイズの分散  $\sigma_x^2$ 、観測ノイズの分散  $\sigma_o^2$ 、粒子数  $M$ 、荷重ベクトル数  $N$ 、および mCRL の学習回数  $L$  の設定と形状の推定精度との関係性について検証する。前述の実験における PF-mCRL の設定を基準として、各パラメータの値を変更することで〈4・1〉と同様の実験を行った。実験結果を Fig.4 に示す。

まず Fig.4(a) に、 $\sigma_x^2$  の値と対象の推定精度の関係を示す。 $\sigma_x^2$  の値が 30 もしくは 40 の場合には、粒子の拡散が大きいために対象の存在領域とは異なる画像領域で発生する観測ノイズの影響を受け、形状の推定精度が低下した。一方、 $\sigma_x^2 = 5$  の場合には、各ステップあたりの粒子の拡散範囲が狭いため、移動する対象への粒子の追従性能が低下し、推定精度が低下した。これらの結果より、観測ノイズ

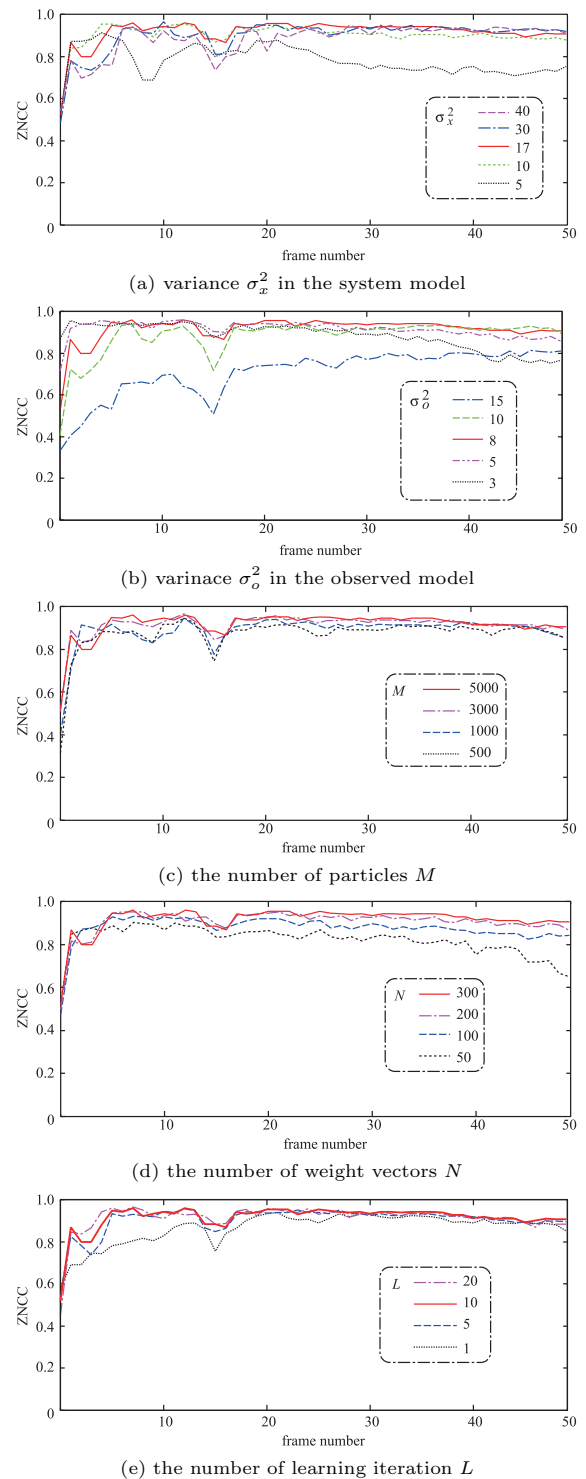


Fig. 4. Time evolution of the product-moment correlation coefficients on several parameter settings.

の発生状況や対象の移動速度を考慮して  $\sigma_x^2$  を設定することにより、提案手法の推定精度の向上が期待できることがわかる。

次に Fig.4(b) に、 $\sigma_o^2$  の設定値と形状の推定精度との関係を示す。 $\sigma_o^2 = 15$  の場合には、検出される観測値の範囲が広いために、相対的に観測ノイズの影響が大きくなり対象の抽出精度が低下した。一方、 $\sigma_o^2 = 3$  の場合には 30 フレーム以降の推定精度が低下した。これは、 $\sigma_o^2$  の値が小さ

<sup>†</sup> snakes 法の設定パラメータは、 $\alpha = 0.45$ ,  $\beta = 0.35$ ,  $\gamma = 0.2$ 、輪郭点数 100、繰り返し回数 1000、探索画素数を 15[pixel] とした。これらのパラメータは、試行錯誤により推定精度が最も高くなる組み合わせを選択した。

<sup>††</sup> 両手法ともに  $k = 15$  付近で ZNCC の値の低下が見られるが、これは、この時刻付近で片手で保持していたスライムを両手で持ち替える動作が行われ、その際に、スライムの一部が手に隠れたことが原因となり生じた現象である。

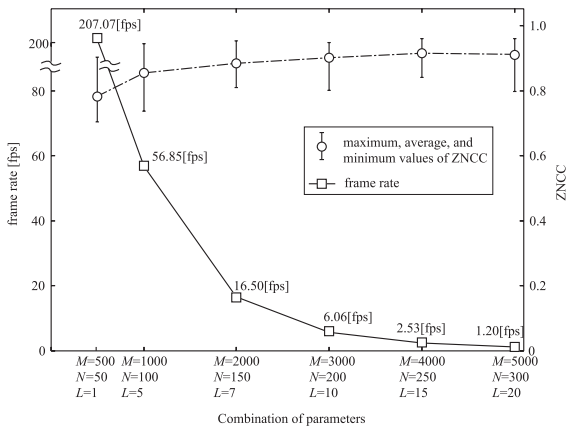


Fig. 5. Frame rate and ZNCC vs. combination of setting parameters.

いために、引き伸ばされて背景が透けることによって色相値が大きく変化した部分の観測量が検出されなくなったことが原因である。これらの結果より、観測ノイズの発生状況や観測値の変化の幅を考慮して  $\sigma_0^2$  を設定することにより、提案手法の推定精度の向上が期待できることがわかる。

次に Fig.4(c) および (d) の結果より、粒子と荷重ベクトルの数が十分でない場合には、対象の拡大変形に伴う粒子の拡散によって粒子と荷重ベクトルの数が不足し、抽出精度が低下することがわかる。反対に、これらの数を増加することで推定精度を向上できることもわかる。

Fig.4(e) に、mCRL の学習回数と形状の推定精度の関係を示す。この結果より、学習回数を増加することによって、対象の急速な移動や変形への追従性能が向上し、それに伴って形状の推定精度も向上することがわかる。ただし、粒子数、荷重ベクトル数、および学習回数の値の増加は計算量の増加を招くため、許容される計算量の範囲で設定する必要がある。

次に、各パラメータと計算時間の関係を Fig.5 に示す。実験には汎用的な計算機<sup>†</sup>を用いた。この実験結果より、各パラメータの値を大きく設定すると、実時間処理 (30 [fps] 以上の処理) は困難になるが、パラメータの値が  $(M, N, L) = (1000, 100, 5)$  の組み合わせ以上であれば ZNCC の値はほぼ一定であることがわかる。したがって、計算機の性能を考慮して実時間処理が可能なパラメータの最大の組み合わせを選択することで、提案手法は十分な形状推定性能を維持したまま実時間処理が可能であることがわかる。また実用に際しては、GPU の利用、並列処理の導入、FPGA などによるハードウェア化などの手段によって、大幅な処理時間の短縮が可能であると考えられる。

**〈4・3〉 各種特徴量の抽出** 視覚センサを有するロボットハンドによる物体把持<sup>(19)</sup>や紐状物体の操作<sup>(20)</sup>などの研究事例において、対象を把持するためのロボットアームの移動軌道の算出や対象の適切な把持位置の決定に、対象の輪郭情報に基づく中心位置、最小包含矩形もしくは一次の

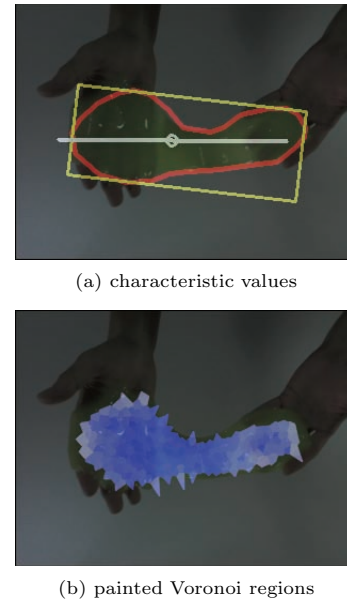


Fig. 6. Examples of several extracting characteristic values; (a) the center of mass (white circle), principal component (white line), contours (red lines), and a minimum area rectangle (yellow rectangle) are drawn, (b) painted Voronoi regions which represent the distribution density of the target material.

主成分が用いられている。また柔軟変形物体の把持においては、対象を取りこぼさないように安定して保持するためのマニピュレータの姿勢の決定ために、対象の輪郭や対象の分布密度に関する情報が有用であると考えられる。ここでは提案手法の適用結果から、上述した特徴量を算出する実験を行った。その結果の例を Fig.6 に示す。

まず同図 (a) は、ドロネー図に基づき、荷重ベクトルの重心、輪郭、一次の主成分および最小包含矩形を算出し、入力画像に重ねて表示した図である。これらの特徴量の算出は荷重ベクトルを用いて行うため、提案手法の特性により、PF の粒子に対して同様の処理を実行するよりも高速かつ安定的に行うことができる。

次に同図 (b) には、一定の面積より狭いボロノイ領域を青色に着色したボロノイ図を示した。これらのボロノイ領域はその面積、すなわち粒子の分布密度に反比例する濃度で着色してある。対象の輪郭付近において、一部のボロノイ領域が対象の存在領域から細長くはみ出しているが、これはボロノイ領域は必ず凸多面体を形成するという性質によって生ずる現象である。この結果より、提案手法の適用結果を利用する簡便な処理によって観測量の事後確率分布を定量化し、さらに視覚的に理解しやすい形式で提示できることがわかる。

これらの結果より、提案手法の適用結果に基づき、さらに様々な特徴量を算出できることがわかる。

## 5. おわりに

本論文では、PF-mCRL 法を用いて柔軟変形物体の追跡

<sup>†</sup> OS は Linux Ubuntu, CPU は Intel i7 2.94GHz である。

および種々の特徴量の抽出を行う手法を提案した。また実験により、提案手法によって移動および変形する柔軟変形物体を適切に追跡し、対象の分布や形状を表現するボロノイ図とドロネー図が得られることを示した。加えて、提案手法の出力として得られたボロノイ図やドロネー図からロボットのハンドリングに有用であると考えられる様々な特徴量を算出できることを示した。

提案手法の適用により、例えばゼリー状物体やゲル状物体など、より多様な変形特性を有する物体の特徴量抽出を行うことが考えられる。また、工業的には、素材加工工程における融解金属や融解プラスチック、食品加工におけるゲル・ゾル状食材のロボットマニピュレーションシステムを構築する際の計測手法として応用が見込まれる。今後の課題として、提案手法を組み込んだロボットマニピュレーションシステムの構築と、それをを用いる本手法の有効性の実際的な検証が考えられる。

## 文 献

- (1) 平井慎一:「柔軟物ハンドリング」, システム/制御/情報, Vol.44, No.11, pp.653-658 (2000)
- (2) T. Wada, S. Hirai, H. Mori, and S. Kawamura: "Robust Manipulation of Deformable Objects Using Model Based Technique", Hans-Hellmut Nagel and Francisco J. Perales Lopez eds, First Int. Workshop on Articulated Motion and Deformable Objects (AMDO 2000), Springer-Verlag, Lecture Note in Computer Science, No.1899, pp.1-14 (2000)
- (3) S. Tokumoto and S. Hirai: "Deformation Modeling of Rheological Objects for Their Shape Control", JRSJ, Vol.18, No.8, pp.1141-1148 (2000) (in Japanese)  
徳本真一・平井慎一:「形状制御のためのレオロジー物体の変形モデリング」, 日本ロボット学誌, Vol.18, No.8, pp.1141-1148 (2000)
- (4) D. A. Kats: "Chemistry in the Toy Store", originally presented at the 7th Biennial Conference on Chemical Education (1982)
- (5) 中江利昭監修:「レオロジー工学とその応用技術」, フジ・テクノシステム (2001)
- (6) K. Fukunaga and L. D. Hostetler: "The Estimation of the Gradient of a Density Function, with Applications in Pattern Recognition", *IEEE Trans. Information Theory*, Vol.21, No.1, pp.32-40 (1975)
- (7) G.R. Bradski: "Computer vision face tracking as a component of a perceptual user interface", In Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 214-219, Princeton, NJ (1998-10)
- (8) M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos: "Snakes: Active contour models", *International Journal of Computer Vision*, Vol.1, No.4, pp.321-331 (1988)
- (9) T. Nishida, N. Ikoma, S. Kurogi, and T. Sakamoto: "Characteristic Value of High-level Information Extraction from Posterior Probability Distribution Using Particle Filter and Adaptive Vector Quantization", *IEICE Trans. Vol.J94-D, No.2*, pp.450-459 (2011) (in Japanese)  
西田 健・生駒哲一・黒木秀一・坂本哲三:「パーティクルフィルタと適応ベクトル量子化による事後確率分布からの高次情報の特徴量抽出」, 信学論 (D-II), Vol.J94-D, No.2, pp.450-459 (2011)
- (10) T. Nishida, N. Ikoma, and S. Kurogi: "Tracking and shape estimation of deformable object using particle filter and adaptive vector quantizer", *Proc. of WAC, CD-ROM*, paper No.190 (2010)
- (11) G. Kitagawa: "Monte Carlo Filter and Smoother for Nong-Gaussian Nonlinear State Space Models", *Journal of Computational and Graphical Statistics*, Vol.5, pp.1-25 (1998)
- (12) A. Doucet, N. Freitas, and N. Gordon (eds), *sequential Monte Carlo methods in practice*, Springer, New York (2001)
- (13) 生駒哲一:「逐次モンテカルロ法とパーティクルフィルタ」21世紀の統計科学 III, 第 11 章, 国友直人等 (監修), 東京大学出版会

- (14) J. S. Liu: *Monte Carlo-Strategies in Scientific Computing*, Springer, New York (2001)
- (15) T. Kohonen: *Self-organization and associative memory*, Springer Verlag (1984)
- (16) A. Gersho: "asymptotically optimal block quantization", *IEEE Trans. Information Theory*, Vol.28, No.2, pp.157-166 (1979)
- (17) T. Nishida, S. Kurogi, and T. Saeki: "Adaptive Vector Quantization Using Reinitialization Learning", *IEICE trans. Vol.84-D-II, No.7*, pp.15030-15111 (2001) (in Japanese)  
西田 健・黒木秀一・佐伯知剛:「再初期化法を用いた適応ベクトル量子化」, 信学論 (D-II), Vol.84-D-II, No.7, pp.15030-15111 (2001)
- (18) T. Nishida and S. Kurogi: "An analysis of competitive and reinitialization learning for adaptive vector quantization", *Proc. of IJCNN*, pp.978-983 (2001)
- (19) T. Nishida, M. Obata, H. Miyagawa, and F. Ohkawa: "Development of a Sensor System for an Outdoor Service Robot", *Ho Seok Ahn(Ed.), Advances in Service Robotics*, pp.193-218, Chapter 12 (2008)
- (20) 稲葉雅幸・加賀美聡・西脇光一:「感覚主導型物体操作システム」ロボットアナトミー, 第 4 章, 岩波書店 (2005)

**西田 健** (正員) 1998年九工大・工・設計生産工学卒。2002年九工大大学院博士後期課程修了。同年より九工大・機械知能工学・助手。2007年より助教, 博士(工学)。屋外移動ロボットに関する研究に従事。日本ロボット学会, 計測自動制御学会, 日本神経回路学会, 電子情報通信学会などの会員。



**生駒 哲一** (非会員) 1995年総合研究大学院大学・統計科学専攻博士後期課程修了。1998年より九工大講師・助教授を経て, 准教授。博士(学術)。パーティクルフィルタによる知的信号処理の研究に従事。IEEE, 計測自動制御学会, 日本知能情報フジィ学会, 日本統計学会などの会員。



**黒木 秀一** (非会員) 1980年九工大・工・電気卒。1985年東工大大学院博士課程修了。同年より九工大・制御・助手を経て1991年・同大・助教授。2010年より教授。工博。主にニューラルネットの研究に従事。日本神経回路学会, 計測自動制御学会, 電子情報通信学会などの会員。



**坂本 哲三** (上級会員) 1984年九大院博士課程修了, 同年九大助手, 翌年九工大助手。以後, 同講師・助教授を経て, 2002年同教授, 工博, 主にリニアドライブ・磁気浮上およびウェブ張力系などの解析・制御の研究に従事。計測自動制御学会などの会員。

