

## 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性値抽出

西田 健<sup>†</sup> 生駒 哲一<sup>†</sup> 黒木 秀一<sup>†</sup> 坂本 哲三<sup>†</sup>

Characteristic Value of High-Level Information Extraction from Posterior Probability Distribution Using Particle Filter and Adaptive Vector Quantization

Takeshi NISHIDA<sup>†</sup>, Norikazu IKOMA<sup>†</sup>, Shuichi KUROGI<sup>†</sup>, and Tetsuzo SAKAMOTO<sup>†</sup>

あらまし パーティクルフィルタ (PF : Particle Filter) を制御系や認識系などに組み込んで用いる場合には、意志決定を行うために、粒子の集合で近似表現された推定結果から特性値を抽出する必要がある。そのために、平均値若しくは MAP (Maximum A Posteriori) 推定値が一般的に用いられるが、強い非線形性を有するシステムでは適切な特性値が得られない場合や、特性値が振動若しくは突発的に変化する場合がある。特に、対象の確率分布が一様分布である場合には、これらの特性値を用いることができない。そこで、PF の離散的な推定結果である粒子の分布を適応的にベクトル量子化する修正 CRL (Competitive Reinitialization Learning) アルゴリズムを提案し、確率分布の形状や分布に関する特性値を動的に抽出する手法を提案する。また、多峰性確率分布や一様確率分布の形状情報を提案手法によってオンラインで抽出する数値シミュレーションと実画像実験を示す。

キーワード パーティクルフィルタ, 適応ベクトル量子化, 修正 CRL, 特性値

### 1. ま え が き

近年、多峰性を有する確率分布の推定をオンラインで実行できるパーティクルフィルタ (PF : Particle Filter) に関する研究が数多く行われている [1]。PF はサンプリング、ゆ一度計算、リサンプリングの 3 ステップの適用により多数の粒子を各時刻において更新し、対象のシステムの状態量を離散的に推定する。更に、PF を制御系や認識系などに組み込んで用いる場合には、意志決定を行うために、粒子の集合で近似表現された推定結果から単一の特性値を抽出する必要がある。そのために、平均値若しくは MAP (Maximum A Posteriori) 推定値が一般的に用いられる。平均値の算出は容易であるため、多くの場合は簡便法としてこれを特性値として利用する [2] ~ [4]。推定が非ガウス分布となる対象の場合には、平均値は適切な特性値とならないことが知られており [5]、その多峰性が顕著な場合には MAP 推定値が用いられる [5] ~ [7]。MAP 推

定は、その導出のために計算量が増加するものの、非ガウス分布に対しても精度の高い特性値を与える [5]。文献 [6] ではダイナミックプログラミング手法の導入によって MAP 推定値の合理的な時間遷移を導出する手法が提案されており、文献 [7] ではスムージング処理の導入により MAP の推定精度を向上させる手法が提案されている。しかし、同様の峰が複数存在するような多峰性の確率分布に対しては、特性値が不適切な峰に拘束されたり、突発的変動や峰の間の振動的な振舞いが発生する場合がある。また、対象の確率分布が観測の飽和などによって一様分布を形成する場合には、同程度のゆ一度をもつ粒子が多数発生するために MAP 推定値が不定となり、安定した特性値を得ることが困難になる。すなわちこれらの従来手法では、特性値として粒子群の唯一の特徴量のみを利用し、PF のもつ柔軟な能力によって推定された多くの統計量を利用しないため、特性値が不適切かつ不安定になる場合が生ずる。

一方、高次元のベクトル情報を最適に量子化する手法として、ベクトル量子化 (VQ : Vector Quantization) に関する研究が従来より数多く行われている [9], [10]。

<sup>†</sup>九州工業大学大学院工学研究院, 北九州市  
Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology,  
Kitakyushu-shi, 804-8550 Japan

これらの量子化器は入力を有限の荷重ベクトルに写像し、その性能は荷重ベクトルを用いて入力ベクトルを再構築したときに生ずるひずみと呼ばれる誤差によって測られる。また、荷重ベクトル全体の平均ひずみを最小化するものが最適量子化器となる。近年、収束性能の向上と局所解問題の解決を図った様々な適応ベクトル量子化 (AVQ: Adaptive VQ) アルゴリズムが提案されており、その一つに CRL (Competitive Reinitialization Learning) [11] がある。CRL は、再初期化と呼ばれる手順によって局所解を回避した高速な収束性能を有し、オンラインでの高次元ベクトルの情報圧縮に対する有効性が示されている [12]。

そこで、PF による推定結果として得られる粒子配置をオンラインで適切に量子化するための AVQ アルゴリズムとして修正 CRL を提案し、更に AVQ によって得られる荷重ベクトルを利用して確率分布の密度や形状に関する情報を安定して抽出する手法を提案する。本手法は、まず PF により目的信号の確率分布を多数の粒子を用いて離散的に近似する。次に、PF の粒子を入力信号からサンプリングされたデータセットとみなし、推定後の重み付き粒子群に対しこれらを用いて修正 CRL を訓練する。このとき修正 CRL は、最急降下法と再初期化と呼ばれる適切な位置への荷重ベクトルの再配置によって、入力信号の時間変化に対する高速な適応を行う。その結果、荷重ベクトルの配置から事後確率分布の形状などの情報を抽出することが可能となる。

提案手法と関連する手法として、PF によって得られた粒子分布に対してカーネル密度推定の手法を適用し、連続した事後確率密度関数を形成する手法 [8] が提案されている。KPF (Kernel Particle Filter) と呼ばれるこの手法には、更に、合成した連続な確率密度関数のこの配情報を粒子のサンプリングに用いることにより、外れ値やサンプリングによる粒子の縮退の影響を避ける工夫が設けられている。しかし、KPF は粒子数の 2 乗のオーダーの計算量を必要とし、これをオンラインで実行する場合には、最適性に影響を与えるハイパパラメータと計算量との間でトレードオフが発生する。また、提案手法の目的は PF によって推定された事後分布としての粒子の配置の情報を圧縮し抽象化することであり、連続した事後分布を PF の推定結果から再形成することを目的とする KPF とは利用の場面や応用が異なる。

以下、本論文の構成は次のとおりである。まず 2.

において PF のアルゴリズムを示し、3. において PF に組み込む修正 CRL アルゴリズムの説明を行う。その後 4.2 において提案手法によって時変の多峰性確率分布の形状情報が抽出可能であることを数値シミュレーションにより示す。更に 5. において、提案手法によって一様確率分布の形状情報をオンラインで抽出可能であることを実画像実験により示す。そして最後に 6. で結論と今後の課題を述べる。

## 2. パーティクルフィルタ

提案手法では、一般的な PF のアルゴリズム [13] を利用する。以下では離散時刻を  $k = 0, 1, 2, \dots$  で表す。対象はマルコフ性を有する離散時間システムであり、その時間遷移は次のシステムモデルによって表されるとする。

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

また、観測値  $\mathbf{y}_k$  は次の観測モデルによって得られるとする。

$$\mathbf{y}_k \sim h(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k) \quad (2)$$

これらのモデルに従い、状態  $\mathbf{x}_k$  を  $M$  個の重み付けされた粒子の集合  $\left\{ \left( \mathbf{x}_k^{(m)}, \pi_k^{(m)} \right) \right\}_{m=1}^M$  を用いて表現する。ここで、 $\mathbf{x}_k^{(m)} \in \mathbb{R}^l$  は状態空間中の仮説を表す粒子、 $\pi_k^{(m)} \geq 0$  は粒子の重み、そして  $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^o$  は観測ベクトルである。各時刻における粒子集合は以下の 3 ステップで更新される。

**Step 1pf:** 前時刻の粒子と現時刻の観測ベクトルをプロポーザル分布  $q(\cdot)$  の条件部分に適用して得られる確率分布に従い現時刻の粒子を生成する。

$$\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)} \sim q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(m)}, \mathbf{y}_k), \quad (\forall m)$$

ここでプロポーザル分布とは、前時刻の状態が所与の下で現時刻の観測データを参照して現時刻の状態を予測するために設計された確率分布である。

**Step 2pf:**  $f(\cdot)$ ,  $h(\cdot)$  及び  $q(\cdot)$  に従って粒子  $\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)}$  の重み  $\tilde{\pi}_k^{(m)}$  を次のように更新する。

$$\tilde{\pi}_k^{(m)} \propto \pi_{k-1}^{(m)} \frac{f(\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(m)}) \cdot h(\mathbf{y}_k | \tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)})}{q(\tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)} | \mathbf{x}_{k-1}^{(m)}, \mathbf{y}_k)}, \quad (\forall m)$$

ただし  $\sum_{i=1}^M \tilde{\pi}_k^{(i)} = 1$  となるように正規化する。

**Step 3pf:** リサンプリングの必要性を以下の有効さ

ンプルサイズ (ESS: Effective Sample Size) [15] を利用して判定する .

$$ESS = \frac{1}{\sum_{m=1}^M \left( \tilde{\pi}_k^{(m)} \right)^2} \quad (3)$$

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 . リサンプリングが必要であると判断する適当なしきい値  $ESS_{th}$  を設け、 $ESS$  の値がそれを下回れば  $\tilde{\pi}_k^{(m)}$  の確率で  $\tilde{x}_k^{(m)}$  を復元抽出する .

$$\mathbf{x}_k^{(m)} \sim \begin{cases} \tilde{\mathbf{x}}_k^{(1)} & \text{with prob. } \tilde{\pi}_k^{(1)} \\ \vdots & \vdots \\ \tilde{\mathbf{x}}_k^{(M)} & \text{with prob. } \tilde{\pi}_k^{(M)} \end{cases}, \quad (\forall m) \quad (4)$$

その後、重みを均等化する .

$$\pi_k^{(m)} := 1/M, \quad (\forall m) \quad (5)$$

ここで “:=” は代入を意味する . 式 (3) から式 (5) の手順をリサンプリングと呼ぶ . リサンプリングを行わない場合には、

$$\mathbf{x}_k^{(m)} := \tilde{\mathbf{x}}_k^{(m)}, \quad \pi_k^{(m)} := \tilde{\pi}_k^{(m)}$$

とする . 以上の処理によって新しい時刻の粒子の集合

$$\left\{ \left( \mathbf{x}_k^{(m)}, \pi_k^{(m)} \right) \right\}_{m=1}^M \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k})$$

が獲得される . この後に  $k := k+1$  として [Step 1pf] に戻る .

以上の PF を具体的な問題に適用するためには、設計者は対象のダイナミクスを考慮して  $f(\cdot), h(\cdot)$ 、及び  $q(\cdot)$  を適切に設定しなければならない . また、パーティクルフィルタの特性値として一般的に用いられる平均値は次のように導出する .

$$\mathbf{x}_k^{\text{mean}} = \sum_{m=0}^M \pi_k^{(m)} \mathbf{x}_k^{(m)} \quad (6)$$

MAP 推定値は PF によって求まる事後確率分布  $p_k = p_k \left( \mathbf{x}; \left\{ \left( \mathbf{x}_k^{(m)}, \pi_k^{(m)} \right) \right\}_{m=1}^M \right)$  に対して

$$\mathbf{x}_k^{\text{MAP}} = \arg \max_{\mathbf{x}} p_k \quad (7)$$

として求める . この導出の具体的な手法は文献 [5] ~ [7] を参照されたい .

### 3. 競合再初期化学習

#### 3.1 ベクトル量子化

一般的な VQ アルゴリズムは以下のように定式化される : まず、 $\mathbf{x} = \mathbf{x}_k^{(m)} \in \mathbb{R}^l$  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、 $\mathbf{w}_k^{(n)} \in \mathbb{R}^l$  ( $n = 1, \dots, N$ ) 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 .

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

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 . CRL は最適 VQ 設計に関する等ひずみ原理 [16] に基づいて設計された AVQ アルゴリズムであり、また入力分布の時間変化に高速に適應する性能を有する [11] . 本研究では、時間変化する PF の粒子に対して動的に AVQ を行うために、ひずみ測度に重みの値を組み込んだ修正 CRL を以下のように構成する .

#### 3.2 修正 CRL のアルゴリズム

Given : 初期荷重ベクトルを一樣乱数で与える . 初期部分ひずみ  $d_k^{(n)} = 10e-6 \ll 1$  (注1), 初期時刻  $k = 1$ , 忘却係数  $\tau = 300$ , ひずみしきい値  $d_{th} = 1.4$ , ひずみエントロピーしきい値  $I_{th} = 0.985$  と設定する . 以下の処理は時刻  $k$  において、すべての粒子  $\mathbf{x}_k^{(m)}$  について一度ずつ行う .

Step 1crl: 入力ベクトル  $\mathbf{x}_k^{(m)}$  に対して重み付きの最近隣荷重ベクトルのインデックスを求める .

$$c_k^{(m)} = \operatorname{argmin}_n \left( \pi_k^{(m)} \left\| \mathbf{x}_k^{(m)} - \mathbf{w}_{k-1}^{(n)} \right\| \right) \quad (8)$$

Step 2crl: 部分ひずみを計算する .

$$\begin{aligned} d_k^{(n)} &:= \\ &\begin{cases} \eta d_{k-1}^{(n)} + \left( \pi_k^{(m)} \left\| \mathbf{x}_k^{(m)} - \mathbf{w}_{k-1}^{(n)} \right\| \right)^2 & \text{if } n = c_k^{(m)} \\ \eta d_{k-1}^{(n)} & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

(注1) : 初期部分ひずみは 1 より十分小さな正の実数値であればよい .

ここで  $\eta = \exp(-1/(N \cdot \tau))$  である .

**Step 3crl:**  $d_k^{(n)}$  の正規化エントロピー  $I_k$  とすべての  $d_k^{(n)}$  の平均値  $\bar{d}_k$  を計算する .

$$I_k = - \left\{ \sum_{n=1}^N \frac{d_k^{(n)}}{\sum_{o=1}^N d_k^{(o)}} \ln \left( \frac{d_k^{(n)}}{\sum_{o=1}^N d_k^{(o)}} \right) \right\} / \ln(N)$$

$$\bar{d}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N d_k^{(n)}$$

**Step 4crl:**  $I_k < I_{\text{th}}$  かつ  $d_k^{(c_k^{(m)})} > d_{\text{th}} \bar{d}_k$  の場合 , Step 4crl-a へ移り , それ以外では Step 4crl-b へ移る .

**Step 4crl-a:** 最小の部分ひずみをもつ第  $s_k$  荷重ベクトルを求め , 第  $c_k^{(m)}$  荷重ベクトルと第  $s_k$  荷重ベクトルを更新する .

$$\mathbf{w}_k^{(n)} := \begin{cases} \mathbf{x}_k^{(m)} & \text{if } n = s_k \\ \mathbf{w}_{k-1}^{(n)} & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$d_k^{(n)} := \bar{d}_k \quad \text{if } n = c_k^{(m)} \text{ or } n = s_k$$

**Step 4crl-b:** 最近隣荷重ベクトルを  $\text{round}(M\pi_k^{(m)})$  回更新する .

$$\mathbf{w}_k^{(n)} := \begin{cases} \mathbf{w}_{k-1}^{(n)} + \alpha_k (\mathbf{x}_k^{(m)} - \mathbf{w}_{k-1}^{(n)}) & \text{if } n = c_k^{(m)} \\ \mathbf{w}_{k-1}^{(n)} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

ここで  $\alpha_k = 1 - I_k$  は学習の進行に応じて調整される学習率であり ,  $\text{round}(\cdot)$  は丸め関数である . また ,  $0 < I_{\text{th}} < 1$  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 ,  $1 < d_{\text{th}}$  は競合に勝った荷重ベクトルがも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  $I_{\text{th}}$  と  $d_{\text{th}}$  を減少させると , 量子化の最適性を向上させることができるが , 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現象が生ずる . 更に , 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要求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が事前研究 [11], [12] に示されており , 本研究ではこれらのパラメータの調整は行わず推奨値を用いた . この修正 CRL

では PF の粒子と荷重ベクトルの距離を各粒子の重みを利用して計量するため , 式 (8) , 式 (9) 及び式 (10) において従来の CRL と異なる . これらの修正によって , 重み  $\pi_k^{(m)}$  に従った粒子分布の AVQ の実行が可能となる .

### 3.3 提案手法とその特徴

提案手法では , 上述の PF と修正 CRL の処理を [1pf] → [2pf] → {crl} → [3pf] の順に実行する . すなわち , 修正 CRL はサンプリングとゆう度計算を行った後の粒子群に対して実行され , 更にその後 , リサンプリングが実行される . これは , リサンプリングによって減少する粒子の多様性を荷重ベクトルの配置に反映するための処理手順の工夫である .

本提案手法には次のような特徴がある . 一般的な応用において , PF は数千から数万という数の粒子を利用するが , 修正 CRL の荷重ベクトル数は AVQ 後の精度や記憶容量に応じて任意に設定可能であるため , 本提案手法では  $N \ll M$  と設定することができる . すなわち , AVQ によって PF の多数の粒子を任意の数のベクトルに写像し , それらのもつ情報を圧縮して抽象化することができる .

適切な AVQ では粒子が密集している領域がより詳細に抽象化されるため , この情報圧縮の副次的作用として , 外れ値を表現する粒子の除去が期待できる .

粒子の重みを考慮する修正 CRL の各処理によって , リサンプリングによる粒子の大幅な再配置が荷重ベクトルの適応操作に及ぼす影響が低減化され , 複雑な軌跡を描く粒子の更新よりも荷重ベクトルの更新は安定的に行われる .

荷重ベクトル  $\mathbf{w}_k^{(n)}$  を中心とするポロノイ領域  $V_k^{(m)}$  の体積  $v_k^{(m)}$  とそこに含まれる粒子の個数  $K$  から , 局所的な粒子の分布密度を  $K/(Nv_k^{(m)})$  と求めることができる . また , 荷重ベクトルの配置から確率分布の概形を知ることができる .

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  $O(N(M+1))$  であるため , オンライン計算に適している . 粒子数  $M$  の増加に伴って , より高い精度での確率密度推定が可能となり , 荷重ベクトル数  $N$  の増加によって , より詳細な粒子分布の情報を得ることが可能になる .

## 4. シミュレーション

### 4.1 目標信号とパラメータ設定

ここでは , 二次元の時変確率密度関数を用いて提案

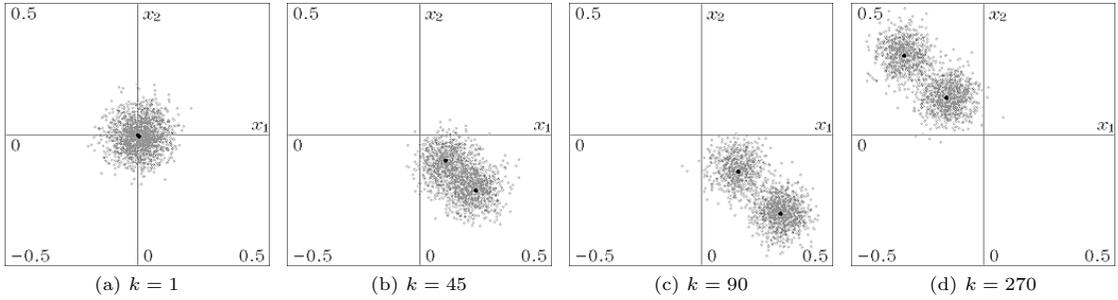


図 1 PF による推定結果．灰色の点は粒子を表している．二つの黒点は  $\hat{x}_{i,k}^{\text{target}}$  を表している．

Fig.1 Estimation results by PF. Gray points represent particles and two black dots represent target signals  $\hat{x}_{i,k}^{\text{target}}$ .

手法の有効性を確かめるために、次式に従う二つの時変信号を与える．

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{i,k}^{\text{target}} &= \mathbf{A}_i \begin{pmatrix} \sin(k\pi/180) \\ \sin(k\pi/180) \end{pmatrix} + \mathbf{v}_k^{\text{target}} \\ &= \hat{\mathbf{x}}_{i,k}^{\text{target}} + \mathbf{v}_k^{\text{target}} \end{aligned} \quad (11)$$

ただし、 $i = 1, 2$ ,  $\mathbf{x}_{i,k}^{\text{target}} \in \mathbb{R}^2$ ,  $\mathbf{A}_i \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  であり  $\mathbf{A}_1 \triangleq \text{diag}(0.3 \ 0.3)$ ,  $\mathbf{A}_2 \triangleq \text{diag}(0.14 \ 0.14)$  とする．また

$$\mathbf{v}_k^{\text{target}} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \Sigma^{\text{target}})$$

であり、 $\Sigma^{\text{target}} \triangleq \text{diag}(0.01^2 \ 0.01^2)$  である．これら二つの信号は独立して推移し、観測者はいずれが真の信号であるかを知り得ないと仮定する．これは、真の信号  $\mathbf{x}_{1,k}^{\text{target}}$  に、ゴースト信号  $\mathbf{x}_{2,k}^{\text{target}}$  が混入するような状況を想定している．

さて、PF の粒子数を  $M = 2000$  とし、システムモデル  $f(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$  を次のように設定した．

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{d}_k + \mathbf{v}_k^{\text{sys}} \quad (12)$$

ここで

$$\mathbf{d}_k = \begin{pmatrix} \sin \frac{k\pi}{180} - \sin \frac{(k-1)\pi}{180} \\ \sin \frac{k\pi}{180} - \sin \frac{(k-1)\pi}{180} \end{pmatrix} \quad (13)$$

である．すなわち、式 (11) における  $i = 1$  の信号のダイナミクスが事前知識として利用可能であると仮定した．また、システムノイズは

$$\mathbf{v}_k^{\text{sys}} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \Sigma^{\text{sys}}) \quad (14)$$

であり、観測信号に混入するノイズの分散よりも大き

く見積もり、 $\Sigma^{\text{sys}} \triangleq \text{diag}(0.04^2 \ 0.04^2)$  とした．更に、提案分布を

$$q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{y}_k) \triangleq f(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$$

とした． $ESS_{\text{th}}$  は毎時刻リサンプリングが実行されるように  $ESS_{\text{th}} = M$  と設定した．更に観測モデル  $h(\mathbf{y}_k | \mathbf{x}_k)$  を次のように設定した．

$$\mathbf{y}_k \sim \exp\left(-\min_i \|\mathbf{x}_{i,k}^{\text{target}} - \mathbf{x}_k\|^2 / 2\sigma_o^2\right) \quad (15)$$

$\sigma_o$  の値は、大きくすると粒子が拡散する傾向が強くなり、小さくすると粒子配置が外乱に対して敏感になり振動的になる傾向が強くなる．ここでは、試行錯誤によって  $\sigma_o = 0.04$  と設定した．また、初期時刻における粒子は一様乱数に従って配置することとした．

#### 4.2 シミュレーション結果

まず PF を適用した結果を図 1 に示す．ただしこれらの図は、[Step 2pf] のゆう度計算が行われた直後の粒子の分布を示している．これらの図より、PF によって多峰性を有する確率分布が適切に追跡及び推定されていることが分かる．また、システムモデルと観測モデルにおける  $\Sigma^{\text{target}}$  と  $\sigma_o$  の値の変更により、荷重ベクトルの分布範囲が変化することを確認した．これらの値を増加させると粒子分布が広がり、それに伴って荷重ベクトルがより広い領域に分布するようになった．

次に、修正 CRL によって PF の粒子に対する AVQ を実行した結果を検証する．本シミュレーションでは状態ベクトルが二次元であるので、荷重ベクトル配置からボロノイ図とドロネー図の高速な描画が可能である．これらの図の利用によって様々な便益が得ら

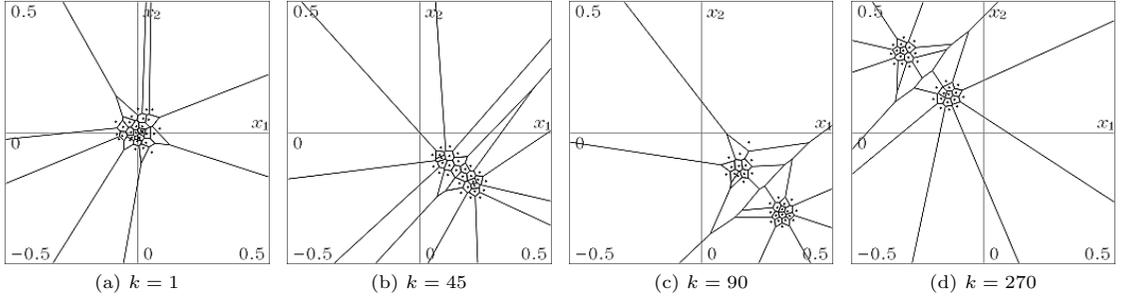


図 2 粒子を修正 CRL によってベクトル量子化した結果のボロノイ図．点と線はそれぞれ荷重ベクトルとボロノイ境界を表している．

Fig. 2 Voronoi diagrams of results of AVQ of particles by modified CRL. Points and lines represent the weight vectors and Voronoi boundaries, respectively.

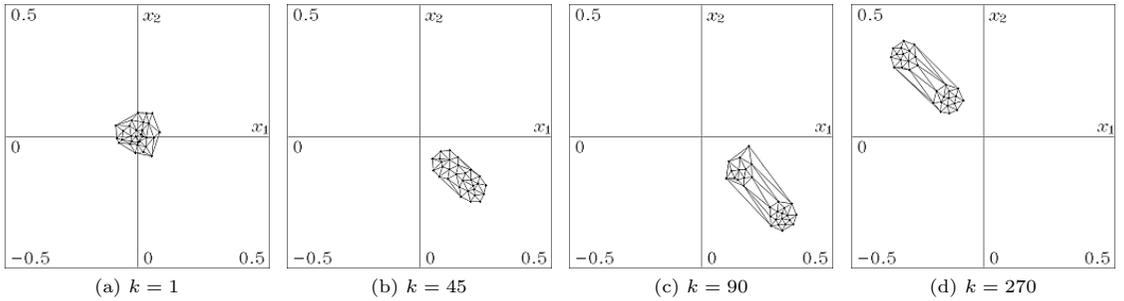


図 3 ボロノイ図をもとに描画されたドロネー図．点と線はそれぞれ荷重ベクトルとドロネー線を表す．

Fig. 3 Delaunay diagrams drawn from the Voronoi diagrams. Points and lines represent the weight vectors and Delaunay lines, respectively.

れるが、ここでは視覚的な理解を助ける目的で、修正 CRL による AVQ を施した結果のボロノイ図を図 2 に、ドロネー図を図 3 に示す。ただし、荷重ベクトルの初期配置は一樣乱数に従って行い、荷重ベクトル数を  $N = 30$  とした。これらの結果より、修正 CRL によって適切に粒子配置を反映した荷重ベクトルの配置が得られたことが分かる。また、各荷重ベクトルがもつボロノイ領域の面積の逆数が粒子の局所的な分布密度に比例するので、これらの図の各ボロノイ領域の面積から粒子の分布密度を定量的に知ることができる。

次に、粒子に対する修正 CRL による AVQ の精度を評価するために、粒子と荷重ベクトルの RMSE (Root Mean Squared Error) を次のように計測した。

$$RMSE_k^{PF * CRL} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \min_n \left\| \mathbf{x}_k^{(m)} - \mathbf{w}_k^{(n)} \right\| \quad (16)$$

更に、目標信号に対する修正 CRL による AVQ の精度を定量的に評価するために、式 (11) の目標信号に

従うテストデータ集合を以下のように発生させた。

$$X_k^{\text{test}} = X_k^{(1)} \cup X_k^{(2)} = \left\{ \mathbf{x}_{j,k}^{\text{test}} \mid j = 1, \dots, J \right\}$$

ただし、

$$X_k^{(1)} \triangleq \left\{ \mathbf{x}_{r,k}^{(1)} \mid \mathbf{x}_{r,k}^{(1)} \sim \mathcal{N}(\hat{\mathbf{x}}_{1,k}^{\text{target}}, \Sigma^{\text{target}}), r = 1, \dots, J/2 \right\}$$

$$X_k^{(2)} \triangleq \left\{ \mathbf{x}_{r,k}^{(2)} \mid \mathbf{x}_{r,k}^{(2)} \sim \mathcal{N}(\hat{\mathbf{x}}_{2,k}^{\text{target}}, \Sigma^{\text{target}}), r = 1, \dots, J/2 \right\}$$

であり、 $J = 2000$  とした。これらのテストデータを利用して、テストデータ集合と荷重ベクトルの RMSE を次のように計測した。

$$RMSE_k^{CRL} = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \min_n \left\| \mathbf{x}_{j,k}^{\text{test}} - \mathbf{w}_k^{(n)} \right\| \quad (17)$$

これらの値の計測結果を図 4 に示す。この図において  $RMSE_k^{PF * CRL}$  の値は、0.020 以上 0.035 以下の値で推移していることから、粒子群は修正 CRL によって適切に量子化されたことが分かる。更に  $RMSE_k^{CRL}$

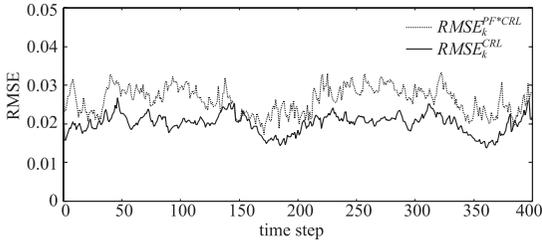


図 4 平均二乗誤差の時間推移

Fig. 4 Time evolution of the mean squared error.

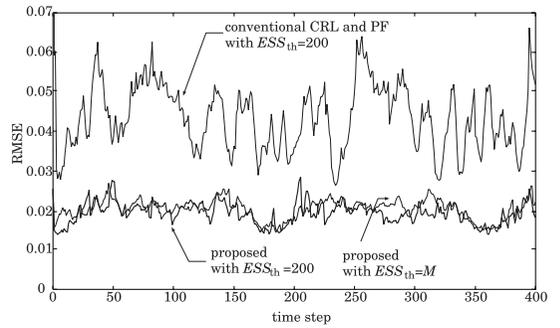
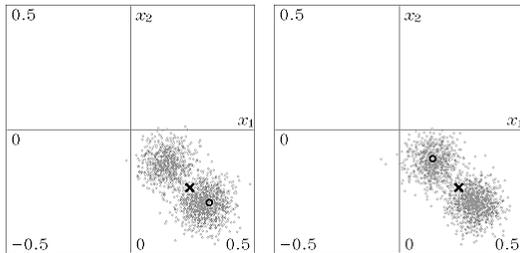


図 6 平均二乗誤差の時間推移

Fig. 6 Time evolution of the mean squared error.



(a)  $k = 88$

(b)  $k = 90$

図 5 MAP 推定と平均値.  $\circ$  は MAP 推定を表し,  $\times$  は平均値を表す. MAP 推定は短時間で振動的に推移し, 平均値は峰の中間にあることが分かる.

Fig. 5 Time evolution of MAP and mean value. A circle and a cross represent MAP and mean value, respectively. The MAP was fluctuated in short times, and the mean value was estimated between the multi-modal.

の値は,  $RMSE_k^{PF*CRL}$  よりも低い値で推移していることから, 荷重ベクトルは粒子群よりも比較的安定して推移したことが分かる.

一方, 上述の目標信号に対して平均値と MAP 推定値を求めた結果を図 5 に示す. これらの結果において, 平均値は確率の低い峰の中間に拘束されており, MAP 推定値は二つの峰を振動的に推移した. これらの結果より, 同様の峰が複数存在する事後確率分布から唯一の特性値を安定して抽出することは困難であることが分かる.

#### 4.3 修正 CRL の処理手順に関する検証

ここでは, 修正 CRL における粒子の重みを考慮した荷重ベクトルの更新手法と, リサンプリング処理前の粒子に対して修正 CRL を適用する手順の有効性について検証する. そのために, まず提案手法について  $ESS_{th} = 200 (= M/10)$  として前述と同様のシミュレーションを行った. この条件のもとでは, ほぼ一定のステップ間隔ごとにリサンプリング処理が発生し, その結果, 粒子の配置には脈動が生ずる. 次に, 同条

件のもとで従来型の CRL を用いて粒子に対する AVQ を [1pf]→[2pf]→[3pf]→{crl} の順に実行する場合のシミュレーションを行った. これは, リサンプリング処理によって粒子の重みが均一化された後の粒子群に対して AVQ を実行することを意味する.

これらのシミュレーションにおいて計測された  $RMSE_k^{CRL}$  の時間推移を図 6 に示す. また比較のために, 提案手法を  $ESS_{th} = M$  として実行した場合 (毎ステップでリサンプリングが発生する場合) の結果を同時に示した. この図より, 従来型 CRL を用いた手法では, リサンプリング処理によって生じた粒子の脈動に対応して荷重ベクトルの配置にも脈動が生じ,  $RMSE_k^{CRL}$  に大きな振動が生じていることが分かる. また, 粒子の脈動に対する荷重ベクトルの適応に時間がかかるため, 提案手法の結果よりも大きな値で  $RMSE_k^{CRL}$  が推移していることも分かる. 一方, 提案手法における処理手順では,  $ESS_{th} = M$  の場合と比較して, リサンプリングの影響をほとんど受けることなく荷重ベクトル配置が安定的に推移したことが分かる. これは, 部分ひずみの計量に粒子の重みを利用することによって, リサンプリング処理前の粒子から特性値を安定して抽出できたことを示している. またこれらの結果は, PF による推定のモンテカルロ誤差は, 一般的にリサンプリング前の方がその後よりも小さい [13] ことから理解できる.

以上の結果より, 提案手法における粒子の重みを考慮した荷重ベクトルの更新手法と修正 CRL の適用手順は, PF の事後分布から特性値を安定に抽出するために有効であるといえる.

#### 4.4 荷重ベクトル配置からの情報抽出

ここでは, AVQ 実行後の荷重ベクトル配置から種々

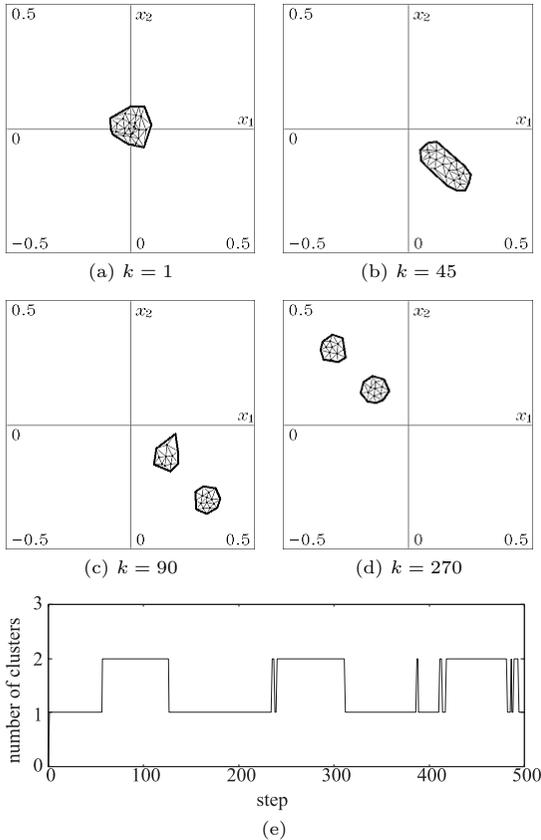


図 7 荷重ベクトルのクラスタ化 : (a) から (d) の太線は、各時刻においてクラスタ化された荷重ベクトルの凸包を表す . (e) はクラスタ数の時間推移を表す .

Fig. 7 Clustering of weight vectors: Thick solid lines in (a)–(d) represent convex hulls of the clustered weight vectors, and (e) represents time evolution of the number of clusters.

の情報を抽出する手法の一例として、荷重ベクトルのクラスタ化を行った結果を示す。まず、上述のシミュレーションにおいて得られた各時刻におけるドロネー図に対して、一定の長さ以下（ここでは 0.1 とした）のドロネー線のみを残し、それらをクラスタ化した。この処理は、隣接する荷重ベクトルの探索と距離の計算を行うことなくドロネー線の長さのみを基準に実行するため高速である。次に、抽出されたクラスタ数やそれらの凸包 [17] を算出した。これらの手順により得られた結果を図 7 に示す。同図 (a) から (d) には、各クラスタの凸包を太線でドロネー図に重複して描画してあり、同図 (e) にクラスタ数の時間推移を示している。これらの結果より、本手法の適用結果を利用して、目的信号の確率分布の概形や峰の概数、振動の周期な

どの情報を獲得できることが分かる。

### 5. 動画における対象物検出

一様分布を構成する多次元観測データに対する提案手法の性能を検証するために、動画中の青色の物体のオンライン検出実験を行った。動画の大きさは  $640 \times 480$  [pixel] でありフレームレートは 15 [fps] であった。これらの実験における画像処理手順は以下のとおりである。まず、RGB 表色系の入力画像を HSV 表色系に変換し、 $120 \pm 10$  の色相値をもつ領域のみを抽出する。その後、2 値化、膨張収縮処理を施すことによってノイズを除去した画像を獲得し (図 8(a), (e)), これを提案手法におけるゆ度計算に利用する。

この実験ではカメラを手でもって撮影したので、画像中の対象物の動きはランダムであると考え、システムモデルと観測モデルを次のように設定した。

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_k, \quad \mathbf{v}_k \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \Sigma), \quad (18)$$

$$\mathbf{y}_k \sim H(\mathbf{x}_k) \quad (19)$$

ここで、 $\mathbf{x}_k = (x_k, y_k)^T$  は画像中の位置を表し、 $\Sigma = \text{diag}\{20^2, 20^2\}$  とした。また  $H(\cdot)$  は位置  $\mathbf{x}_k$  における前処理後の画素値を表すスカラー関数であり 0 若しくは 1 の値をとる。粒子数は 2000、荷重ベクトル数は 100 と設定した。動画中の対象物は静止していたが、撮影の手ぶれによって画像中で振動していた。

これらの条件のもとで提案手法を動画に適用した結果の一部を図 8 に示す。まず、同図 (b) と (f) の点は PF の粒子を表している。これらの図より、追跡対象の色相値が存在する領域が多数の粒子によって適切に推定されていることが分かる。次に、同図 (c) と (g) は得られた荷重ベクトル配置から描画されたポロノイ図を示している。これらの図中の線分はポロノイ境界を、点は荷重ベクトルを表している。また、これらの図において視覚的な理解を助けるために、2000 画素以下の面積をもつポロノイ領域を、その面積が狭いほど、すなわち粒子の分布密度が高いほど濃いグレーで着色した。更に同図 (d) と (h) はドロネー図であり、線分はドロネー線、点は荷重ベクトルを表す。また、試行錯誤によりしきい値を 50 [pixel] と設定し、これよりも短いドロネー線のみを描画した。これらの結果より、一様分布の形状に関する特性値を提案手法によって抽出できることが確かめられた。またこれらの実験により、PentiumM (1.7 GHz) を搭載した計算機によって、画像の取込み周期 67 [ms] 以内に提案手法の処理が実

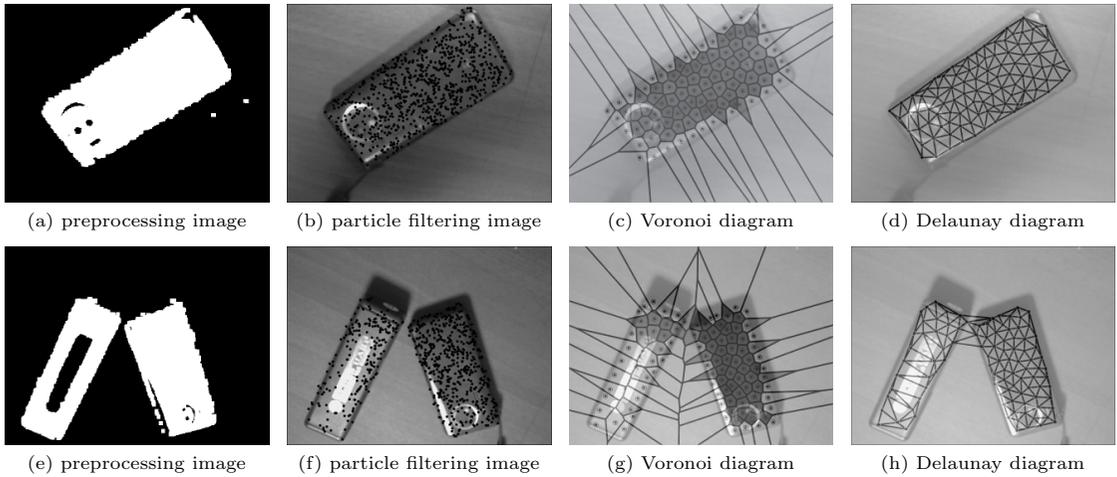


図 8 動画画中の特定色の対象物の追跡と検出に提案手法を適用した結果の例  
 Fig.8 Example of applying the proposed method to tracking and detecting of blue target in dynamic scene.

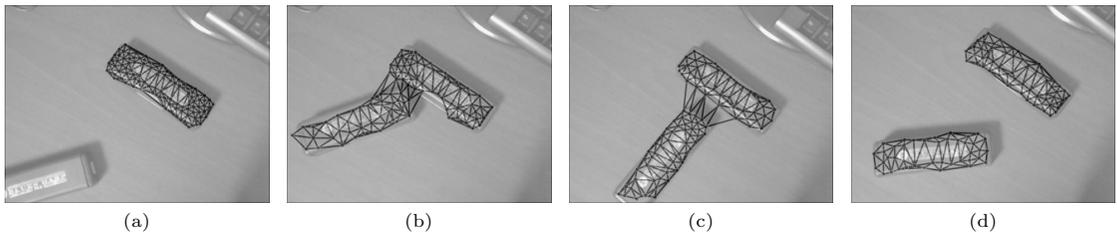


図 9 動画画中に特定色の対象物が複数存在する場合に提案手法を適用した結果の例  
 Fig.9 Example of applying the proposed method. There are multiple blue target in dynamic scene.

行されることを確かめた．更に，対象物が移動した場合においても，PF と修正 CRL の高速な適応性能によって，同様の情報抽出が行われることを確認した．

次に，対象の移動に対する提案手法のロバスト性を検証するために，二つの対象物体が接近した後に離れる場合の実験を行った．実験結果のドローン図を図 9 に示す．画像には上述の実験と同様の前処理を施した．以下では，画像の中で右側上方の対象物と左側下方の対象物をそれぞれ  $T_R$  と  $T_L$  と呼ぶ．まず初期時刻において  $T_R$  の周辺に粒子を配置したため，すべての粒子が  $T_R$  に集中し，更にその結果としてすべての荷重ベクトルが  $T_R$  に配置された（図 9(a)）．その後， $T_L$  が  $T_R$  に接近するにつれて粒子が  $T_L$  の存在領域に移動し，荷重ベクトルも同様に移動した（図 9(b), (c)）．更に二つの物体が離れると，粒子と荷重ベクトルの分布も適切に分離した（図 9(d)）．以上の実験結果より，提案手法は対象物体の移動によって生じる確率分布の

移動に対してロバストに適応できることが分かる．

## 6. む す び

本論文では，粒子の集合で近似表現された事後確率分布を適応的にベクトル量子化するアルゴリズムとして修正 CRL を提案した．また，PF と修正 CRL を組み合わせることによって対象とする確率分布の分布形状や分布密度に関する情報を抽出する手法を提案した．更に，二次元時変信号を用いたシミュレーションと動画像を用いた実験により，修正 CRL 法によって適切に粒子の適応的なベクトル量子化が達成され，多峰性若しくは一様分布を成す確率分布の形状情報がオンラインで抽出されることを示した．

本手法は，単なる特徴量の計算はもとより，確率分布で表された情報を扱いやすい形式に抽象化するため，分布の全体的な形状を考慮した上で必要な特性値を求めることを可能にする．したがって，本手法の適用に

よって対象の確率分布が非ガウス性を有することが見出された場合に、抽出する特性値を平均値から MAP 推定値に変更するような操作や、分布形状を基準にした特性値の信頼度の定量化の実現が今後の課題として考えられる。また、マルチモーダルセンサを有する移動ロボット系において頻繁に生ずる、多峰性若しくは多義性を有する状態推定結果からの特性値抽出に対し本手法を適用することなどが考えられる。

謝辞 本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金基盤研究 (C)(22500158) の助成により行われた。

## 文 献

- [1] A. Doucet, N. Freitas, and N. Gordon eds., Sequential Monte Carlo methods in practice, Springer, New York, 2001.
- [2] J. MacCormick and M. Isard, "Partitioned sampling, articulated objects, and interface-quality hand tracking," Proc. ECCV2000, pp.II-3-19, 2000.
- [3] K. Nummiaro, E. Koller-Meier, and L.V. Gool, "An adaptive color-based particle filter," Image Vis. Comput., vol.21, no.1, pp.99-110, 2003.
- [4] 小畑昌之, 西田 健, 宮河秀和, 大川不二夫, "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文体の検知・姿勢推定・追跡の同時実行," 電学論 (C), vol.129, no.5, pp.838-845, 209.
- [5] H. Driessen and Y. Boers, "MAP estimation in particle filter tracking," 2008 IET Seminar on Target Tracking and Data Fusion: Algorithms and Applications, pp.42-45, 2008.
- [6] S. Godsill, A. Doucet, and M. West, "Maximum a posteriori sequence estimation using Monte Carlo Particle filters," The Institute of Statistical Mathematics, vol.53, no.1, pp.82-96, 2001.
- [7] S. Saha, P.K. Mandal, and A. Bagchi, "A new approach to particle based smoothed marginal MAP," Proc. EUSIPCO, pp.25-29, 2008.
- [8] C. Chang and R. Ansari, "Kernel particle filter for visual tracking," IEEE Signal Process. Lett., vol.12, no.3, pp.242-245, 2005.
- [9] Y. Linde, A. Buzo, and R.M. Gray, "An algorithm for vector quantizer design," IEEE Trans. Commun., vol.COM-28, no.1, pp.84-95, Jan. 1980.
- [10] T. Kohonen, Self-organization and associative memory, Springer Verlag, 1984.
- [11] 西田 健, 黒木秀一, 佐伯知則, "再初期化法を用いた適応ベクトル量子化," 信学論 (D-II), vol.J84-D-II, no.7, pp.1503-1511, July 2001.
- [12] T. Nishida and S. Kurogi, "An analysis of competitive and reinitialization learning for adaptive vector quantization," Proc. IJCNN2001, pp.978-983, 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, 東京大学出版会, 2008.
- [14] Z. Khan and T. Balch, "MCMC-based particle fil-

tering for tracking a variable number of interacting targets," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.27, no.11, pp.1805-1819, 2005.

- [15] J.S. Liu, Monte Carlo Strategies in Scientific Computing, Springer, New York, 2001.
- [16] A. Gersho, "Asymptotically optimal block quantization," IEEE Trans. Inf. Theory, vol.28, no.2, pp.157-166, 1979.
- [17] J. Sklansky and V. Gonzalez, "Fast polygonal approximation of digitized curves," Pattern Recognit., vol.12, no.5, pp.327-331, 1980.

(平成 22 年 6 月 22 日受付, 9 月 30 日再受付)



西田 健 (正員)

平 14 九州工業大学大学院博士後期課程了。同年より九工大・機械知能工学・助手。平 19 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, 電気学会等各会員。



生駒 哲一 (正員)

平 7 総合研究大学院大学・統計科学専攻博士後期課程了。平 10 より九工大講師・助教を経て, 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, 日本知能情報ファジィ学会, 日本統計学会等各会員。



黒木 秀一 (正員)

昭 55 九工大・工・電気卒。昭 60 東工大大学院博士課程了。同年より九工大・制御・助手を経て平 3・同大・助教。平 22 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, 計測自動制御学会等各会員。



坂本 哲三

昭 59 九州大学大学院博士課程了, 同年九大助手, 翌年九工大助手。以後, 同講師・助教を経て, 平 14 同教授, 工博, 主にリニアドライブ・磁気浮上及びウェブ張力系などの解析・制御の研究に従事。電気学会, 計測自動制御学会等各会員。