量子化出力を用いた粒子フィルタによる状態推定*

杉江 俊治[†]・益田 哲也[†]

State Estimation by Using Particle Filter based on Quantized Outputs*

Toshiharu SUGIE[†] and Tetsuya MASUDA[†]

This paper considers the state estimation problem for nonlinear systems based on the quantized outputs. This problem plays an important role in achieving higher control performance when we use low-resolution sensors or networked control systems. First, the problem is formulated in a general setting, which could deal with a broad class of nonlinear systems in the presence of non-Gaussian noises. Second, it is proposed to apply the particle filter, which does not depend on linearity of the target systems nor Gauss noises, for the state estimation subject to quantized outputs. Numerical examples are given to demonstrate its effectiveness, where it is also shown how to deal with a class of uncertainty of the target systems.

1. はじめに

多くの制御手法では、デジタル情報を扱うために情報の量子化が行われており、高精度な制御を行う際にはこの影響は無視できない。量子化に対する研究は、様々な視点から行われてきているが[1]、とくに制御工学に関連する分野では、量子化された情報をそのままフィードバックする際の安定条件[2]や、サンプリング時間による安定性への影響[3]、より簡易に制御を行える動的量子化の研究[4]などがなされている。

ここで、量子化出力下での状態推定問題を考える。低解像度の（出力の量子化間隔が大きい）センサから、出力量子化の影響を除去し、高解像度センサを使用した場合と同等の状態推定が行えるならば、安価なセンサで高精度な制御を行うことが可能になる。このような見地から、量子化出力下での状態推定問題は盛んに研究がなされている。

量子化の影響を除去するために最も重要なのは、いかに量子化の性質をアルゴリズム内に組み込むかである。簡便な方法として、Luongらによる、カルマンフィルタを用いた方法がある[5]。これは、量子化によって生じる

誤差をある分散を持ったガウス分布のノイズとして近似し、カルマンフィルタを適用するものであるが、量子化の性質を十分に組み込んでいないといいたい。そこで、Zhengらはカルマンフィルタをベースに量子化の性質を十分に再現した Reset State Estimator を提案し、状態推定問題に適用した[6]。しかし、この方法は連続時間上での使用が前提となっており、離散時間で出力された情報に用いることができない。離散時間ベースの手法として、Duanら[7]はMMSE（最小二乗誤差）法による推定法を提案した。これは、ガウスノイズと量子化の特性を活かし、量子化前の観測値の確率分布を数値積分で近似的に代用し、カルマンフィルタと組み合わせることで、少ない計算量で状態を推定することができる方法である。また、ほかにも量子化出力下で用いることのできる状態推定法は多く提案されている[8–11]。

これらの方法に共通する点として、汎用性の問題がある。線形システムが前提であったり、状態ノイズや観測ノイズを考慮していなかったりと、それぞれが前提とするモデルごとの違いが大きく、状態推定の対象となるモデルの性質ごとにフィルタを使い分けなければならない。とくに非線形システムを対象とした量子化問題は取り扱いが少ない。MMSE法を無香料カルマンフィルタ(UKF)と組み合わせることで非線形システムの量子化出力下状態推定問題への適用を可能とした手法[12]なども存在するが、取り扱えるノイズがガウス分布に限定さ

* 原稿受付 2010年8月2日

[†] 京都大学 大学院 情報学研究科 Graduate School of Informatics, Kyoto University; Gokasho, Uji, Kyoto 661-0011, JAPAN

Key Words: particle filter, quantized outputs, state estimation.

れていたり、システムの連続性・微分可能性が必要であるなど、汎用性の面で十分とはいえない。

そこで本論文では、状態推定法として、非線形システム、非ガウスノイズも含めた広いシステムを取り扱える粒子フィルタ [13–15] に着目する。粒子フィルタは、多くの粒子に推定値の情報を持たせ、観測値との対応から粒子に重みづけをしていくことで、推定したい値の確率分布を近似的に求める手法である。システムの線形性やノイズの性質に依存することなく推定を行うことができるため、扱えるシステムが非常に幅広く、高い汎用性を持つのが特徴である。こうした特徴から、粒子フィルタを状態推定問題に適用することを考え、量子化出力下でも幅広いクラスの問題を統一的に取り扱うことができることを示し、その有効性を数値例によって検証する。

本論文の構成を以下に示す。まず、2章において、対象とする状態推定問題の設定を与える。3章では、粒子フィルタを用いた状態推定法の概略を示す。4章では、提案法の有効性を数値例により検証する。

2. 問題設定

本章では、基本的な問題設定と、本研究の目標について述べる。本研究で対象として扱うのは、以下のような、ノイズを含む離散時間状態方程式で表されるシステムである。

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, \omega_k) \quad (1)$$

$$y_k = g(x_k, \nu_k) \quad (2)$$

ただし、 $x_k \in \mathbb{R}^n$ はシステムの状態量を表し、また、 $u_k \in \mathbb{R}^r$ 、 $y_k \in \mathbb{R}^m$ はそれぞれシステムの入力および出力信号とする。 $\omega_k \in \mathbb{R}^n$ 、 $\nu_k \in \mathbb{R}^m$ はそれぞれ状態ノイズおよび観測ノイズである。 k は離散時間ステップを表す。また、 f, g は既知の関数であると仮定する。

ここで、出力のみ量子化されていると仮定し、量子化出力 y_k^q が以下のように得られるものとする。

$$y_k^q = Q(y_k) \quad (3)$$

ただし、 Q は量子化を表す関数である。本研究では、 Q は量子化間隔 q の最近接丸めとする。

本研究の目標は、以下になる。

【目標】システムの入出力が既知であったときに、正確な状態量 x_k を推定すること。

3. 粒子フィルタ

3.1 粒子フィルタの概略

本節では、粒子フィルタの概略を説明する。

状態推定の代表的手法としてはカルマンフィルタがある。カルマンフィルタの前提条件は、線形システムであり、かつノイズがガウス分布に従うことであるが、量子化は非線形要素であるため、カルマンフィルタをそのまま適用することはできない。これに対し文献 [5, 7] などでは、

カルマンフィルタを拡張して量子化ノイズが持つ情報をより有効に活用する状態推定法を提案している。しかし、これでは非線形システムを対象とする場合やガウス分布に従わないノイズが付加された場合には適用できず、汎用性の面で問題がある。

そこで、本研究では粒子フィルタ（パーティクルフィルタ、モンテカルロフィルタなどともよばれる）に着目する。粒子フィルタとは、それぞれが状態量の推定値を表す粒子（パーティクル）を状態空間上に散布し、そこにシステムの挙動を粒子ごとにモデルに従って再現することで状態推定を行う手法であり、粒子数が多いほどノイズによる影響や初期分布を確率的に再現しやすくなるため、性能が向上するという特徴を持つ。粒子フィルタはそのアルゴリズムによって、基本となる SIS (Sequential Importance Sampling) フィルタのほかに、SIR (Sampling Importance Resampling), ASIR (Auxiliary SIR) などいくつかの種類に分類される [13]。本研究では、その取り扱いやすさから SIR フィルタを用いることにする。

(1), (2) 式で表される離散状態方程式モデルに対して、SIR フィルタの使用の前提条件は以下の通りである。

【前提1】状態ノイズの確率分布に従うサンプル点を得ることが可能であること。

【前提2】出力 y_k および状態量の推定値 $\hat{x}_k$ から、尤度 $p(y_k | \hat{x}_k)$ が求められること。

【前提3】関数 f 、および g が既知であること。

これらに関して【前提3】については問題設定で満たされている。また【前提1】【前提2】はそれぞれ状態ノイズ、観測ノイズに対する要請となるが、本論文では各ノイズがこうした条件を満たしていると仮定する。

なお、これらの前提はカルマンフィルタが要求する前提条件（すなわち、 f, g が既知の線形システムであり、かつ状態ノイズおよび観測ノイズが既知のガウス分布であること）よりも明らかに緩いことに注意されたい。

SIR フィルタの基本的なアルゴリズムを以下に示す。なお、 S は粒子数である。

- 1) $k=0$ とする。初期分布 $p(x_0)$ を決定し、それに従う S 個のサンプル $\{x_0^j\}$ を得る。 ($j=1 \sim S$)
- 2) $\{x_k^j\}$ が得られているとする。 $p(\omega_k)$ に従うサンプル点 ω_k^j を生成し、(1) 式より、 $\hat{x}_{k+1}^j = f(x_k^j, \omega_k^j)$ として、 $\{\hat{x}_{k+1}^j\}$ を得る。
- 3) $\{\hat{x}_{k+1}^j\}$ の重み $\{w_{k+1}^j\}$ を $w_{k+1}^j = p(y_{k+1} | \hat{x}_{k+1}^j) / W$ として求める。ただし、 $W = \sum_{j=1}^S p(y_{k+1} | \hat{x}_{k+1}^j)$ 。
- 4) (Resampling) $p(x_{k+1}^n | \hat{x}_{k+1}^j) = w_{k+1}^j$ として、新たなサンプル $\{x_{k+1}^j\}$ を得る。
- 5) $k=k+1$ とし、2) に戻る。

このようにして得られたサンプル点から平均値をとることで、状態量の推定値を得るものとする。

3.2 粒子フィルタにおける量子化の取り扱い

本節では、粒子フィルタにおける量子化の取り扱いを具体的に説明する。

(3) 式で表される量子化を、量子化ノイズ Δq を用いて表すと、以下ようになる。

$$y_k^q = y_k + \Delta q \quad (4)$$

$$\Delta q = Q(y_k) - y_k \quad (5)$$

この量子化出力 y_k^q に対して、たとえば真の出力 y_k の式が以下であったとする。

$$y_k = g(x_k) + \nu_k \quad (6)$$

これは、観測ノイズが付加的である場合に相当する。このとき、真の出力 y_k に対する尤度 $p(y_k|x_k)$ は、以下のように表される。

$$p(y_k|x_k) = p_\nu(y_k - g(x_k)) \quad (7)$$

ただし、 $p_\nu(\cdot)$ は観測ノイズ ν_k の従う確率分布を表す。ここで、量子化ノイズ Δq が一様分布 $\mathcal{U}(-q/2, q/2)$ に従うと仮定すると、量子化出力に対する尤度は以下のように表される。

$$p(y_k^q|x_k) = \frac{1}{q} \int_{-q/2}^{q/2} p_\nu(y_k^q - g(x_k) + \epsilon) d\epsilon \quad (8)$$

この式を計算することができれば [前提 2] が満たされる。次章で取り扱う数値例では観測ノイズ ν_k がガウス分布に従う場合をおもに扱うが、この場合、ガウス分布の累積分布関数を用いることで尤度は簡単に求めることができる。

3.3 粒子フィルタの特性

粒子フィルタの性能は粒子数 S に大きく依存する。粒子数が多いほど、精度の高い推定が行える代わりに、計算量が増大する。次章以降の数値例では、すべて粒子数 $S=1000$ として計算している。

また、状態推定を行う際に、状態量の真の確率分布が有界でかつ極めて小さい範囲に収束していくような問題の場合、アルゴリズムが正常に動作しない確率が高くなるという特徴がある。これは、「有界領域を粒子で再現するには、領域内に該当する情報を持つ粒子を出現させる必要がある」「理論上無限個の粒子が存在すればこれは必ず達成できるため、理論的には破たんしない」が、「現実には粒子を無限には生成できないため、十分に小さい領域に対しては、該当する粒子を生成できる確率が極めて小さくなってしまふ」ためである。このような状況は、数値例 3 で取り扱う。

この問題を解決するために、文献 [14] で提案されている roughening を行う。これは、個々の粒子が持つ推定値に対しある分散でガウスノイズを意図的に加えることで粒子の値を分散させ、アルゴリズムを正常に作動させ

る手法である。

4. 数値例

本章では数値例を用いて、量子化出力下での状態推定問題に対する粒子フィルタの有効性を検証する。

例 1：線形システム

まず、線形モデルへの適用を考える。以下のような、量子化出力を持つ線形状態方程式モデルを考える [7]。なお、量子化間隔を含む各パラメータ値は参考文献に従った。

$$x_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} 4 \\ 2 \end{bmatrix} \omega_k \quad (9)$$

$$y_k^q = Q\left(\begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} x_k + \nu_k\right) \quad (10)$$

状態変数は以下のように表す。

$$x_k = \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

これに対し、 $\omega_k \sim \mathcal{N}(0, (0.3)^2)$ 、 $\nu_k \sim \mathcal{N}(0, (3.8)^2)$ の状態ノイズ、観測ノイズを加えた。量子化間隔は $q=30.5$ とした。また、状態量の初期値 x_0 および粒子フィルタの初期分布については、以下のように決定した。

$$x_0 = \hat{x}_0 + e_0 \quad \hat{x}_0 = \begin{bmatrix} 2900 \\ 1.1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$e_0 \sim \mathcal{N}(0, P_0) \quad P_0 = \begin{bmatrix} \frac{q^2}{12} & 0 \\ 0 & 15^2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

このようにして得られた量子化出力に対して、粒子フィルタを用いて状態推定を行った。実験の結果得られた推定値を Fig. 1、その推定誤差を Fig. 2 に示した。また、100 回の試行を行い、推定誤差の RMSE (二乗平均平方根誤差) を計算してグラフ化したものが Fig. 3 である。横軸は離散時間ステップ、縦軸は各状態変数の推定値、推定誤差、および RMSE を示している。また、太線、破線、細線はそれぞれ粒子フィルタ、MMSE 法、真値を表している。

Figs. 2, 3 より、推定値は十分良い値を返していることがわかる。カルマンフィルタを用いた MMSE と比較すると、全体的に粒子フィルタは高い性能を持つことがわかる。

例 2：非線形システム

つぎに、非線形システムへの適用を考える。非線形離散状態方程式モデルとして、2 次元平面上を動く質点に対し、距離のみを測ることのできるセンサを 3 台用いて、その位置を推定する問題を考える [12]。なお、量子化間隔を含めた各パラメータは参考文献に従った。

Fig. 1 Estimate values (Ex. 1)

Fig. 2 Estimate errors (Ex. 1)

Fig. 3 RMSE (Ex. 1)

状態量 X_k は以下のように表せるとする．

$$X(k) = \begin{bmatrix} x_1(k) & v_1(k) & x_2(k) & v_2(k) \end{bmatrix}^T \quad (14)$$

x_1, x_2 はそれぞれ 1, 2 軸方向の座標であり, v_1, v_2 はそれぞれの速度を表す．

この問題の状態方程式は, 以下のようになる．

$$X(k+1) = A_d X(k) + \omega(k) \quad (15)$$

$$y^i(k) = Q(\|s_i - (x_1(k), x_2(k))\|_2 + \nu^i(k)) \quad (16)$$

$$A_d = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

ここで, Δt はサンプリング間隔であり, $\Delta t = 0.5$ [s] とする．観測値 $y^i(k)$ ($i = 1 \sim 3$) は, 各センサと質点との距離を量子化したものであり, 量子化間隔は $q = \frac{50}{15.5}$ とする． s_i は各センサ位置を表し, 以下の通りとする．

$$s_1 = (0, 0), s_2 = (45, 0), s_3 = (0, 50) \quad (18)$$

状態ノイズ $\omega(k)$ の平均は 0, 共分散行列は以下とする．

$$Q = 0.09 \begin{bmatrix} \Delta t^3/3 & \Delta t^2/2 & 0 & 0 \\ \Delta t^2/2 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t^3/3 & \Delta t^2/2 \\ 0 & 0 & \Delta t^2/2 & \Delta t \end{bmatrix} \quad (19)$$

観測ノイズ $\nu^i(k)$ は $\mathcal{N}(0, (q/20)^2)$ に従うとする．

真の初期値は $X(0) = [35, 1, 25, 0.8]^T$ とし, 粒子フィルタの初期分布は真値を中心として上下に $\pm[2, 0.1, 2, 0.1]$ の間から一様分布に基づいて選択した．

このようにして得られた量子化出力に, 粒子フィルタを適用する．観測データの一例を Fig. 4 に示す．横軸は離散時間ステップを, 縦軸は観測値を示す．実線は観測値を, 破線は真値を表している．

Fig. 4 State estimates (Ex. 2)

粒子フィルタはモデルの線形性に依存しておらず, またアルゴリズムの拡張は非常に容易であり, このような問題にも簡単に適用することができる．

結果として得られた推定位置を二次元平面上にプロットしたものが Fig. 5 である．縦横軸はそれぞれ 1 軸 2 軸を表し, 破線が真の位置, 実線が推定位置である．

個々の確率事象の影響を平均化するため, この試行を観測データの取得から繰り返し 100 回行い, 状態変数の推定誤差の RMSE をグラフに表したものが, Fig. 6 である．なお, サンプリング数は 100 回とした．横軸は離散時間ステップ, 縦軸は各状態変数の推定誤差の RMSE を表す．

Fig. 5 Tracking estimates (Ex. 2)

Fig. 6 RMSE (Ex. 2)

Figs. 5, 6 より, 正確な位置推定が実現されており, すべての状態変数について推定誤差は十分に小さくなっていることがわかる. 文献 [12] で行われている UKF を用いた方法と比較すると, 粒子フィルタはすべての変数についてほぼ同程度かこれを上回る性能であり, 粒子フィルタは非線形システムの状態推定問題についても十分な性能を発揮していることが確認できる.

例3: モデルの不確かさがある場合

これまでの, モデル自体は正確であるとの前提に基づいてシミュレーションを行ってきた. しかし現実の問題では, モデルのパラメータを正確に求めることが困難で, モデルに不確かさが生じてしまうことがある. そこで本章では, モデルに不確かさがある状況下での状態推定を, 粒子フィルタを拡張することで実行する.

状態方程式として, 以下のようなモデルの不確かさがある場合を考える.

$$x_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_k + \alpha \begin{bmatrix} \Delta t^2/2 \\ \Delta t \end{bmatrix} u_k \quad (20)$$

$$y_k^q = Q \left(\begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} x_k + \nu_k \right) \quad (21)$$

状態変数は以下のように表す.

$$x_k = \begin{bmatrix} s_1 \\ s_2 \end{bmatrix} \quad (22)$$

α は未知パラメータであり, $0 \leq \alpha \leq 2$ であることが事前にわかっているとす. 簡単のため状態ノイズはないものとし, 観測ノイズは $\nu_k \sim \mathcal{N}(0, (0.01)^2)$ に従うものとした. また入力としては $u_k = \sin(2\pi k \Delta t)$ を用いた. 量子化間隔を $q = 0.1$, 離散時間間隔 $\Delta t = 0.01$ [s], 真のパラメータ $\alpha = 1.5$ として量子化出力を取得した.

これに対し, 未知パラメータ α を新たに状態変数として加えて状態方程式を変換した. このとき, 状態変数に含まれる α は計算上全く変化せず, その真の確率分布はデルタ関数で表されるはずである. これは 3.3 で述べた特徴に合致する. そこで, roughening 操作を加えて拡張した粒子フィルタを用いて状態推定を行わせた. その推定値および推定誤差を, Figs. 7, 8 に示す. また, この試行を 100 回行い, RMSE を取った結果が Fig. 9 である. それぞれ横軸が離散時間ステップ, 縦軸が各状態変数の推定値, 推定誤差および RMSE を表している. また, 太線は粒子フィルタ, 破線は観測値, 細線は真値によるものを表す.

Fig. 7 Estimate values (Ex. 3)

Fig. 8 Estimate errors (Ex. 3)

Fig. 9 から, 状態変数の推定も精度よく行えており, また, 同時に未知パラメータ α についても, その推定値が真値に近づいていることがわかる. このことから, モデルの不確かさが未知パラメータ α を用いたポルトープ形式で表現できるシステムに対する, 粒子フィルタの有

Fig. 9 RMSE (Ex. 3)

効性がわかる。

ここまで、線形、非線形それぞれの場合に対して粒子フィルタを適用してきた。その結果、粒子フィルタは非線形モデルに対しても線形モデルとほぼ同様に適用でき、その性能を十分に発揮できることが確認できた。また、簡単なモデルの不確かさを持つシステムに対しても、精度よく状態推定が行えている。

5. おわりに

本論文では、出力が一様に量子化され観測されるシステムに対する状態推定問題について、粒子フィルタを適用し、その性能を検証した。実際に、どの数値例でも高い精度で推定を行うことができおり、粒子フィルタの有効性を示しているといえる。また、これらを通じて、ノイズに対する強さや、非線形への拡張、モデルの不確かさへの拡張が容易であることなどの粒子フィルタの特徴を確認することができた。

しかし、MMSE法と比べると70倍近い時間がかかるなど、計算量が多い。また、非線形性やモデルの不確かさなど、問題が複雑になる要因が加わると性能が低下し、それを補うために粒子数を増やすと計算量が増えるという欠点もある。

なお、本論文では推定値をすべて平均値という形で表したが、粒子フィルタのもうひとつの特徴として、粒子の分布によって推定値の確率分布を与えることができることがあげられる。今後は、この確率分布を活用していくことも考えていきたい。

参考文献

- [1] A. S. Hodel and J. Y. Hung: A state estimator with reduced sensitivity to sensor quantization; *Industrial Electronics Conference*, Vol. 1, pp. 586–590 (2003)
- [2] D. F. Delchamps: Stabilizing a linear system with quantized state feedback; *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 35, No. 8, pp. 916–924 (1990)
- [3] N. Elia and S. K. Mitter: Stabilization of linear systems with limited information; *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 46, No. 9, pp. 1384–1400 (2001)
- [4] 南, 東, 杉江: 離散値入力型フィードバック制御における最適動的量子化器; 計測自動制御学会論文集, Vol. 43, No. 3, pp. 1–7 (2007)
- [5] D. M. Luong-Van, M. J. Tordon and J. Katupitiya: Covariance profiling for an adaptive Kalman filter to suppress sensor quantization effects; *43rd IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 2680–2685 (2004)
- [6] J. Zheng and M. Fu: A reset state estimator for linear systems to suppress sensor quantization effects; *Proc. 17th IFAC World Congress* (2008)
- [7] Z. Duan, V. P. Jilkov and X. R. Li: State estimation with quantized measurements: Approximate MMSE approach; *Proceedings of the 11th International Conference on Information Fusion* (2008)
- [8] E. Sviestins and T. Wigren: Optimal recursive state estimation with quantized measurements; *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 45, No. 4, pp. 762–767 (2000)
- [9] D. F. Delchamps: Extracting state information from a quantized output record; *Systems & Control Letters*, Vol. 13, pp. 365–372 (1989)
- [10] X. Feng and K. A. Loparo: Active probing for information in control systems with quantized state measurements: A minimum entropy approach; *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 42, No. 2, pp. 219–238 (1997)
- [11] J. Sur and B. E. Paden: State observer for linear time-invariant systems with quantized output; *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, Transactions of the ASME*, Vol. 120, No. 3, pp. 423–426 (1998)
- [12] J. Xu and J. Li: State Estimation with quantized measurements in wireless sensor networks; *Proceedings of the 7th International Conference on Information, Communications and Signal Processing*, pp. 142–146 (2009)
- [13] M. S. Arulamparam, S. Maskell, N. Gordon and T. Clapp: A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking; *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 50, No. 2, pp. 174–188 (2002)
- [14] N. J. Gordon, D. J. Salmond and A. F. M. Smith: Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation; *IEEE Proceedings, Part F: Radar and Signal Processing*, Vol. 140, No. 2, pp. 107–113 (1993)
- [15] 樋口: 粒子フィルタ; 電子情報通信学会誌, Vol. 88, No. 12, pp. 989–994 (2005)
- [16] H. Medeiros, J. Park and A. Kak: A parallel color-based particle filter for object tracking; *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1–8 (2008)

- [17] M. S. Arulamparam, B. Ristic, N. Gordon and T. Mansell: Bearings-only tracking of manoeuvring targets using particle filters; *Eurasip Journal on Applied Signal Processing*, Vol. 2004, No. 15, pp. 2351–2365 (2004)

著者略歴

すぎ え とし はる
杉 江 俊 治 (正会員)

1978 年京都大学大学院修士課程精密工学専攻修了, 1984 年同博士後期課程研究指導認定退学. 1978 年 ~ 80 年日本電信電話公社勤務. 1984 年大阪府立大学工学部助手, 1988 年京都大学工学部助教授を経て, 現在情報学研究科教授. ロバスト制御, システム同定, 非線形制御などの研究に従事. 工学博士. 1991 年システム制御情報学会榎木記念論文賞, 1998 年, 2008 年同論文賞, 1994 年, 2000 年, 2003 年, 2007 年, 2008 年計測自動制御学会論文賞などを受賞. 日本鉄鋼協会, ロボット学会などの会員. 計測自動制御学会および IEEE の Fellow.

ます だ てつ や
益 田 哲 也

1986 年 12 月 31 日生. 2008 年 3 月京都大学工学部物理工学科卒業, 同年 4 月京都大学大学院情報学研究科修士課程システム科学専攻に進学し, 現在に至る. 粒子フィルタの制御工学応用に従事.