

故障評価行列と観測値欠落補償に基づく耐故障性を考慮した センサネットワークの構成

小杉和也*・滑川 徹**

Fault-tolerant Sensor Network Based on Fault Evaluation Matrix and Compensation for Intermittent Observation

Kazuya KOSUGI* and Toru NAMERIKAWA**

This paper deals with a fault-tolerant sensor network configuration by introducing a fault evaluation matrix and a compensation method of intermittent observation. A networked sensor system is designed by embedded local Distributed Kalman filters in each sensor, and the sensor agent has to estimate plant's state under the condition of sensor failure and intermittent observation. We propose two KF estimation algorithms which are based on a fault detection switching relies on a fault evaluation matrix and an imputation method by using estimate observation, respectively. Finally we show experimental results to analyze effectiveness of the proposed method.

Key Words: fault tolerant system, fault detection, intermittent observation, switching Kalman filter

1. はじめに

複数のセンサノードをネットワークによって結合するワイヤレスセンサネットワーク (WSN) システムについての研究が盛んに行なわれている。このシステムはノード間のネットワークを利用した情報の交換・最適化を行なうことで、広範囲にわたる情報収集や移動する対象についての状態計測^{1)~3)}、ならびに WSN にフィードバック制御系を介した誘導制御^{4),5)}への適用が期待できる。また、WSN は単体のセンサによるセンシングと比較して耐故障性、多点情報の収集などの面で優れていることが知られており⁶⁾、森林火災などの災害対策、生態系や気候変動の調査といった環境計測、あるいは屋内施設における監視や制御分野への利用の観点から、社会インフラへの応用が注目されている⁷⁾。

WSN はシステムの特性上、省電力化、長寿命化を達成するため、観測状況に応じて無数のノードを逐次切り替えて運用することが多い。その際、ノードを冗長配置することで一部のセンサが機能停止しても観測性能の大幅な劣化を抑制でき、こうした特性から WSN は単一センサシステムに比べて

耐故障性に優れたシステムとして考えられている⁸⁾。しかし、その中でセンサが完全に機能しなくなるまでに至らない比較的軽度の故障や通信障害に対する耐故障性が必要となってくる。具体的には観測値の信頼性が低下する状況⁹⁾で瞬時に故障部位を特定し、該当データを隔離する故障検出・故障診断を行なうことや、観測データが一時的に欠落する状況で欠落データを補完することなどが挙げられる。そこで本稿では各センサを用いて複数の移動対象に対する観測と目標点までの誘導を行なう WSN のナビゲーションシステムへの応用を見据えながら、故障を生じたセンサをリアルタイムで検知する故障検出問題、ならびに断続的な観測値に対するデータ欠落補償問題を扱うことで耐故障性を備えたシステムの構築を目指す。

WSN における故障検出・データ欠落補償問題について、文献 11) はセンサの観測値から観測対象の挙動を判断し、故障の有無を診断する問題を扱っているが、観測値を取得するセンサ自体の信頼性は考慮していない。これに対し、文献 12) ではセンサに生じた故障の大きさを推定する問題を扱っているが、故障検出結果を状態推定へ応用する過程については言及されていない。また文献 13), 14) では観測値が欠落する状況下でのカルマンフィルタ (KF) による状態推定の特性について解析を行なっているが、欠落したデータを補償することは行なわれていない。

本稿ではまずセンサの観測値にバイアスがかかるような故障に関して観測誤差共分散を用いた故障検出を行なう。そしてこの結果と文献 14) の観測値欠落を考慮した KF を組み合

* 慶應義塾大学院理工学研究科 横浜市港北区日吉 3-14-1

** 慶應義塾大学理工学部 横浜市港北区日吉 3-14-1

* Graduate School of Science and Engineering, Keio University, 3-14-1 Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama

** Faculty of Science and Engineering, Keio University, 3-14-1 Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama

(Received November 22, 2011)

(Revised May 28, 2012)

わせて故障の発生に対して状態推定精度を高感度化することにより、故障信号の付加により信頼性の低下した観測値の状態推定結果への反映を抑制した推定手法を提案する。つぎに現時刻の観測データを含む状態推定値の欠落に対し、観測値の推定値を用いた補償を行なうことで推定精度を向上させる手法を提案し、最後にこれらの提案制御則の有効性をシミュレーションにより検証する。

次章以降では、まずはじめに問題設定としてセンサノードと制御対象であるプラントのモデル、本稿で扱う2種類の耐故障問題に関する定義について述べる。つぎに、設定した評価関数の特性について述べ、この性質を利用した近傍比較戦略を提示する。最後に数値シミュレーションと制御実験により提案手法の有効性を検証した結果を示す。

2. 問題設定

2.1 制御対象とセンサのモデル

本稿ではセンサネットワークを介した観測対象のナビゲーションについて、センサノードの駆動系不良や電圧異常、測定環境の急激な変化により観測、通信時にセンサの動作不良がある状況下でも制御対象の誘導を達成すべく、耐故障性を備えたシステムを構築する問題を扱う。まずセンサネットワークを含むフィードバック制御系を Fig. 1 に示す。

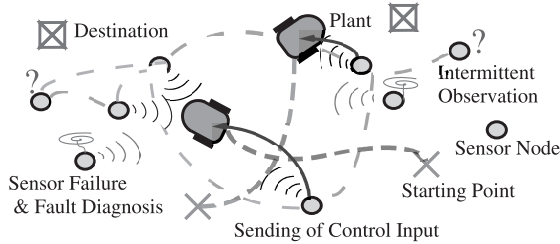


Fig. 1 Problem formulation

このシステムは $N_1 \geq 1$ 台の制御対象と $N_2 \geq 2$ 台の情報交換を行なうセンサノードから構成されている。毎時刻ノードを切り替えて各制御対象の状態を観測・推定し、求めた状態推定値を制御入力としてフィードバックすることで制御対象を任意の目標値へと収束させる仕組みになっている。以上のシステムについて、まず制御対象となるプラントを (1) 式の LTI システムで表わす。

$$\dot{x}_k^i = Ax_k^i + Bu_k^i + w_k^i \quad i = 1, \dots, N_1 \quad (1)$$

ここで $x_k^i \in \mathbb{R}^n$ はプラント i の状態ベクトル、 $u_k^i \in \mathbb{R}^r$ は制御入力、そして $w_k^i \in \mathbb{R}^n$ はプロセス雑音で正規分布に従う共分散行列 $W^i \geq 0$ 、平均 0 の白色雑音過程とする。ステップ時刻 k でプラント i に制御入力をつぎのように与える。

$$u_k^i = L\hat{x}_{k|k}^i \quad (2)$$

ここで $L \in \mathbb{R}^{r \times n}$ は LQG 制御問題により事前に与えられた

固定フィードバックゲイン、 $\hat{x}_{k|k}^i$ はセンサ j が計算する時刻 k でのプラント i の状態推定値である。つぎにセンサの観測モデルを以下のように表わす。

$$y_k^j = C_k^{j,i} x_k^i + D_k^{j,i} v_k^j + F_k^j g_k^j \quad j = 1, \dots, N_2 \quad (3)$$

$y_k^j \in \mathbb{R}^m$ はセンサ j の観測出力であり、各センサは毎時刻 1 台のプラントのみ観測可能とする。 $v_k^j \in \mathbb{R}^p$ は観測雑音で正規分布に従う共分散行列 $V^j \geq 0$ 、平均 0 の白色雑音過程とし、この雑音は文献 15) で述べられているセンサのモデルと同様、状態依存関数 $D_k^{j,i} := D^j(x_k^i) \in \mathbb{R}^{m \times p}$ によりプラントの状態に応じて雑音の大きさが変化するようにになっており、本稿では特にプラント i とセンサ j の間の直線距離に依存するものとする。また $F_k^j \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 、 $g_k^j \in \mathbb{R}^n$ はセンサの不調によって発生するランダムな故障信号を表わし、 $F_k^j g_k^j > 0$ の場合、センサ j は観測結果にバイアスがかかった故障状態になる。この故障信号 $F_k^j g_k^j$ によって、センサ位置のずれや障害物などによる観測値異常を扱うことができる。

以上の (1)~(3) 式のモデルにつぎの仮定 1~3 を置く。

[仮定 1]

- (i) $E\{v_k^j v_s^{jT}\} = E\{w_k^i w_s^{iT}\} = 0 \quad (k \neq s)$
- (ii) $E\{v_k^j w_k^{iT}\} = 0, E\{g_k^j w_k^{iT}\} = 0, E\{g_k^j v_k^{jT}\} = 0$
- (iii) $E\{x_0 w_k^{iT}\} = 0, E\{x_0 v_k^{jT}\} = 0, E\{x_0 g_k^{jT}\} = 0$
- (iv) $E\{w_k^i w_k^{iT}\} = W_k^i > 0, E\{v_k^j v_k^{jT}\} = V_k^j > 0, E\{[g_k^j - E(g_k^j)][g_k^{jT} - E(g_k^{jT})]\} = G_k^j \geq 0$

[仮定 2] $(A, W_k^{\frac{1}{2}})$ は可到達である。

[仮定 3] $(C_k^{j,i}, A)$ は可検出である。

ここで仮定 1 はシステム雑音、ならびに観測雑音の白色性に起因する性質および、これらの雑音と異なる特性を有した故障信号の性質についてまとめたものになっている。また、仮定 2, 仮定 3 は後述する推定誤差共分散行列についての代数 Riccati 方程式が正定な唯一解をもつために必要となる。

2.2 耐故障問題の定義

つぎに本稿で扱うセンサに関する 2 種類の故障 (観測値 y_k^j に故障信号 $F_k^j g_k^j$ が混入する、 y_k^j そのものが欠落して入手できない) 問題を以下のように定義する。

[問題 1] 仮定 1~3 が成り立ち、センサの観測値が (3) 式で与えられるとき、時刻 k で $F_k^j g_k^j > 0$ となるセンサ j のみを検知する故障検出を行ない、該当するセンサの観測データを除外することでセンサ故障の状態推定への影響を最小化する状態推定アルゴリズムを求めよ。

[問題 2] 仮定 1, 2 が成り立ち、時刻 k でセンサ j の観測値 y_k^j が欠落したとき、仮定 3 が満たされなくなるので、仮定 3 を満たしていた過去のデータを用いて観測値の推定値を求め、この推定値による補償を行なうことで補償を行わない場合よりも推定誤差共分散を小さくする状態推定アルゴリズムを求めよ。

ここで扱う問題 1, 問題 2 はそれぞれ、1. 故障が発生してもセンサの観測値自体は入手できる、2. 観測値自体が得られな

いという状況を想定している。次章ではこの問題 1, 2 それぞれの解となる KF による推定アルゴリズムを提案する。

3. 故障検出と観測データ補償

3.1 故障検出スイッチング

本節では問題 1 で定義したセンサ観測値に意図しないバイアスがかかる故障について、この故障の大きさを動的に計測するための故障評価行列を提案する。そしてこの故障評価基準に基づく故障検出を行なうことで状態推定へのセンサ故障の影響を抑制する手法を述べていく。今、時刻 $k-1$ でプラント i に制御入力を与えたセンサを $j_{k-1}^i = j_k^0$ とし、 $P_{k|k-1}^{j_k^0}$ 、 $\hat{x}_{k|k-1}^{j_k^0}$ は時刻 $k-1$ で j_k^0 が求めた予測推定値とするとき、時刻 k におけるセンサ j_k^0 のプラント i に対する状態推定式をつぎのように表わす。

$$\begin{aligned}\hat{x}_{k+1|k}^{j_k^0} &= A\hat{x}_{k|k}^{j_k^0} + Bu_k^{j_k^0} \\ \hat{x}_{k|k}^{j_k^0} &= \hat{x}_{k|k-1}^{j_k^0} + \gamma_k^{j_k^0} K_k^{j_k^0} \{\tilde{y}_k^{j_k^0}\} \\ \tilde{y}_k^{j_k^0} &= y_k^{j_k^0} - C_k^{j_k^0} \hat{x}_{k|k-1}^{j_k^0}\end{aligned}\quad (4)$$

$$\begin{aligned}P_{k+1|k}^{j_k^0} &= AP_{k|k}^{j_k^0} A^T + W_k \\ P_{k|k}^{j_k^0} &= P_{k|k-1}^{j_k^0} - \gamma_k^{j_k^0} K_k^{j_k^0} C_k^{j_k^0} P_{k|k-1}^{j_k^0}\end{aligned}\quad (5)$$

$$\begin{aligned}K_k^{j_k^0} &= P_{k|k-1}^{j_k^0} C_k^{j_k^0 T} \{S_k^{j_k^0}\}^{-1} \\ S_k^{j_k^0} &= \text{cov}(\tilde{y}_k^{j_k^0})\end{aligned}\quad (6)$$

ここで $S_k^{j_k^0}$ の逆行列を用いているが、もし $S_k^{j_k^0}$ が正則でない場合には疑似逆行列を用いて置き換えても支障がないことが知られている¹⁶⁾。(4)~(6)式は文献 14) で提案された観測データの欠落を考慮した KF の推定式に基づいており、スイッチング関数 $\gamma_k^{j_k^0} \in \mathbb{R}^1$ によって現時刻におけるセンサの観測結果を状態推定に反映させるか否かを切り替えることができる。ここで、文献 14) においては $\gamma_k^{j_k^0}$ の切り替えは確率関数に基づき、ランダムに行なわれる設定になっており、観測値を意図的に取捨する問題は扱われていない。そこで、センサの故障検出結果を考慮したスイッチング則を設けるため、本稿では故障評価行列を用いて $\gamma_k^{j_k^0}$ を設定する。時刻 k でセンサ j^0 がプラント i の観測を行なう場合、故障評価行列 $M_k^{j_k^0}$ を以下のように定義する。

[定義 1]

故障評価行列

$$\begin{aligned}M_k^{j_k^0} &:= S_k^{j_k^0} - C_k^{j_k^0} P_{k|k-1}^{j_k^0} C_k^{j_k^0 T} - \hat{D}_k^{j_k^0} \hat{V}_k^{j_k^0} \hat{D}_k^{j_k^0 T} \\ &= D_k^{j_k^0} V_k^{j_k^0} D_k^{j_k^0 T} - \hat{D}_k^{j_k^0} \hat{V}_k^{j_k^0} \hat{D}_k^{j_k^0 T} + F_k^{j_k^0} G_k^{j_k^0} F_k^{j_k^0 T} \\ &\quad + E\{C_k^{j_k^0} \eta^{j_k^0} (\eta^{j_k^0 T} F_k^{j_k^0 T} - E[g_k^{j_k^0 T} F_k^{j_k^0 T}])\} \\ &\quad - E\{C_k^{j_k^0} \eta^{j_k^0} (\eta^{j_k^0 T} F_k^{j_k^0 T} - E[g_k^{j_k^0 T} F_k^{j_k^0 T}])\} \\ &\quad + E\{F_k^{j_k^0} g_k^{j_k^0} (\eta^{j_k^0 T} C_k^{j_k^0 T} - E[\eta^{j_k^0 T} C_k^{j_k^0 T}])\} \\ &\quad - E\{F_k^{j_k^0} g_k^{j_k^0} (\eta^{j_k^0 T} C_k^{j_k^0 T} - E[\eta^{j_k^0 T} C_k^{j_k^0 T}])\}\end{aligned}\quad (7)$$

ここで $\eta^{j_k^0} := x_k^i - \hat{x}_{k|k-1}^{j_k^0}$ はセンサ j^0 における推定誤差、 $\hat{D}_k^{j_k^0} := D_k^{j_k^0} (\hat{x}_{k|k-1}^{j_k^0})$ は状態依存関数の推定値である。また $\hat{V}_k^{j_k^0}$ は観測雑音 $v_k^{j_k^0}$ と同様、平均 0 の白色雑音過程をもつ推定雑音 $\hat{v}_k^{j_k^0}$ の共分散である。(7)式は観測雑音の共分散とその

推定値を除けば、故障信号の共分散に関する項と他のパラメータと故障信号の相関項から成る。故障がないとき (5) 式の推定誤差共分散 $P_{k+1|k}^{j_k^0}$ は仮定 1~3 の下で有限値に収束する。すると、プラントの状態の真値と予測推定値の誤差 $x_k^i - \hat{x}_{k|k-1}^{j_k^0}$ が収束することによって、それぞれ x_k^i 、 $\hat{x}_{k|k-1}^{j_k^0}$ に基づく状態依存関数 $D_k^{j_k^0}$ 、 $\hat{D}_k^{j_k^0}$ の差 $D_k^{j_k^0} V_k^{j_k^0} D_k^{j_k^0 T} - \hat{D}_k^{j_k^0} \hat{V}_k^{j_k^0} \hat{D}_k^{j_k^0 T}$ も収束する。一方、故障が生じる場合には $F_k^{j_k^0} G_k^{j_k^0} F_k^{j_k^0 T}$ の項が付加されるため故障評価行列の値が変化する。なお、観測雑音の推定値 $\hat{V}_k^{j_k^0}$ を求める必要性から $V_k^{j_k^0}$ は既知の値である必要がある。そして、もし $V_k^{j_k^0}$ が急激に大きく変化する場合、この変化も $M_k^{j_k^0}$ を変動させるため、結果的に故障と見なされることになる。この故障評価行列を用いて動的に故障の有無を検知し、以下の定義 2 の故障検出スイッチングに基づく関数 $\gamma_k^{j_k^0}$ の切り替えにより状態推定への故障を含む観測値が反映されるのを抑制する。

[定義 2]

故障検出スイッチング

$$\gamma_k^{j_k^0} := \begin{cases} 1 & \text{if } \mathcal{M}_{min} \leq \text{trace} M_k^{j_k^0} \leq \mathcal{M}_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}\quad (8)$$

ここで \mathcal{M}_{min} 、 \mathcal{M}_{max} はどの程度までの故障を許容するかをあらかじめ設定しておく設計パラメータである。今回は表記を簡潔にするため閾値をオフラインで設定したが、前の時刻と現時刻の状態推定精度 $P_{k|k-1}$ 、 $P_{k+1|k}$ の変動が小さい場合、 $M_{k+1}^{j_k^0}$ と $M_k^{j_k^0}$ の変動も小さくなるため、この関係を利用して動的な閾値設定を行なうことも可能である。この故障評価行列とスイッチング則についてつぎの特性 1, 2 が成り立つ。

[特性 1] プラント i の状態と推定値 x_k^i 、 $\hat{x}_{k|k-1}^{j_k^0}$ がそれぞれセンサ J の故障 g_k^0 と無相関だと仮定できるとき $F_k^1 G_k^0 F_k^{1T} \leq F_k^2 G_k^0 F_k^{2T}$ であれば $M_k^1 \leq M_k^2$ となる。

[Proof] 提案する故障検出スイッチングにより故障信号 $F_k^0 g_k^0$ が検出できたとすると、 $\gamma_k^{j_k^0} = 0$ となり、 $\hat{x}_{k|k}^{j_k^0}$ は更新されず $F_k^0 g_k^0$ の値とは無相関となる。ここで状態 x_k^i は入力 $u_k^{j_k^0}$ に依存し、また入力 $u_k^{j_k^0}$ は状態の推定値 $\hat{x}_{k|k}^{j_k^0}$ に依存するので、結果的に状態 x_k^i も故障信号と無相関になる。さらに故障信号 $F_k^0 g_k^0$ は観測値 $y_k^{j_k^0}$ に影響を及ぼし、その後 $\hat{x}_{k|k}^{j_k^0}$ に影響を及ぼすので、 $\hat{x}_{k|k-1}^{j_k^0}$ には影響することはない。このため故障信号 $F_k^0 g_k^0$ と x_k^i 、 $\hat{x}_{k|k-1}^{j_k^0}$ は無相関として扱える。このとき (7) 式は (9) 式として簡略化され、故障に依存する項が $F_k^0 G_k^0 F_k^{0T} \geq 0$ だけになるため、故障評価行列と故障信号の大小関係は一致する。

$$\begin{aligned}M_k^{j_k^0} &= S_k^{j_k^0} - C_k^{j_k^0} P_{k|k-1}^{j_k^0} C_k^{j_k^0 T} - \hat{D}_k^{j_k^0} \hat{V}_k^{j_k^0} \hat{D}_k^{j_k^0 T} \\ &= D_k^{j_k^0} V_k^{j_k^0} D_k^{j_k^0 T} - \hat{D}_k^{j_k^0} \hat{V}_k^{j_k^0} \hat{D}_k^{j_k^0 T} \\ &\quad + F_k^{j_k^0} G_k^{j_k^0} F_k^{j_k^0 T}\end{aligned}\quad (9)$$

□

[特性 2] 提案する故障検出スイッチングにより、センサ故

障時に (5) 式の推定誤差共分散は (10) 式の一般的な KF で求めた場合より大きくなり、 $\bar{P}_{k|k}^{j^0 i} \leq P_{k|k}^{j^0 i}$ となる。

ここで $\bar{P}_{k|k}^{j^0 i}$ は (5) より以下で与えられる。

$$\bar{P}_{k|k}^{j^0 i} = P_{k|k-1}^{j^0 i} - K_k^{j^0 i} C_k^{j^0 i} P_{k|k-1}^{j^0 i} \quad (10)$$

[Proof] 故障検出により故障時に $\gamma_k^{j^0 i} = 0$ となると (5) 式から $P_{k|k}^{j^0 i} = P_{k|k-1}^{j^0 i}$ が成り立ち、 $\bar{P}_{k|k}^{j^0 i} < P_{k|k}^{j^0 i}$ となる。また推定誤差共分散 $P_{k|k}^{j^0 i}$ は時刻について単調増加するようになり、故障が継続する場合には $k \rightarrow \infty$ で発散する。これに対し、常に $\gamma_k^{j^0 i} = 1$ となるような一般的な KF について考える。この場合 (5) 式は (10) 式と等しくなるので、 $\bar{P}_{k|k}^{j^0 i} = P_{k|k}^{j^0 i}$ が成り立つ。また (10) 式より $\bar{P}_{k|k}^{j^0 i} < P_{k|k-1}^{j^0 i}$ となることは自明である。したがって信頼性の低い観測値の下でも $\bar{P}_{k|k}^{j^0 i}$ は $P_{k|k-1}^{j^0 i}$ より小さい値として計算され、故障が継続した場合にも推定誤差共分散は有限値に収束する。 \square

3.2 観測データ補償

前節では故障評価行列に基づく故障検出スイッチングにより、故障の疑いがあるセンサの観測値を除外する状態推定手法を提案した。本節ではこのように観測値を意図的に使用しない、あるいは観測値が入手できないという問題 2 の状況の下で欠落してしまった観測値を補償する手法を考える。通常センサ j^0 について、現時刻の観測値 $y_k^{j^0 i}$ が入手できない場合、一般的な KF による推定では前節の故障検出時と同様 $P_{k|k}^{j^0 i} = P_{k|k-1}^{j^0 i}$ となるが、本稿では問題 2 の解としてつぎのように推定誤差共分散を定義する。

[定義 3]

観測値欠落を考慮した推定アルゴリズム

$$P_{k|k}^{j^0 i} := \{(P_{k|k-1}^{j^0 i})^{-1} + \alpha_k^{-2} C_k^{j^0 i T} (\hat{D}_k^{j^0 i} \hat{V}_k^{j^0 i} \hat{D}_k^{j^0 i T})^{-1} C_k^{j^0 i}\}^{-1} \quad (11)$$

$$K_k^{j^0 i} := P_{k|k-1}^{j^0 i} C_k^{j^0 i T} \times \{C_k^{j^0 i} P_{k|k-1}^{j^0 i} C_k^{j^0 i T} + \alpha_k^2 \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{V}_k^{j^0 i} \hat{D}_k^{j^0 i T}\}^{-1} \quad (12)$$

(11) 式は欠落した観測雑音の共分散 $D^{j^0 i} V_k^{j^0 i} D^{j^0 i T}$ を推定値 $\hat{D}_k^{j^0 i} \hat{V}_k^{j^0 i} \hat{D}_k^{j^0 i T}$ で補完しており、この式に対応する状態推定値は以下の (13) 式で表わされる。

$$\hat{x}_{k|k}^{j^0 i} = \hat{x}_{k|k-1}^{j^0 i} + K_k^{j^0 i} (\tilde{y}_k^{j^0 i} + l_k^{j^0 i}) \quad (13)$$

$$\hat{y}_k^{j^0 i} = C_k^{j^0 i} \hat{x}_{k|k-1}^{j^0 i} + \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{v}_k^{j^0 i}, \quad (14)$$

$$l_k^{j^0 i} = (1 + \alpha_k) \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{v}_k^{j^0 i} - E\{C_k^{j^0 i} (x_k^i - \hat{x}_{k|k-1}^{j^0 i})\} \quad (15)$$

この (13) 式は欠落した観測値 $y_k^{j^0 i}$ の代わりに推定値 $\hat{y}_k^{j^0 i}$ によって状態推定値を更新しており、(15) 式の $\alpha_k \in \mathbb{R}^1$ は (16) 式のように観測値欠落の継続時間に応じて増加していく設計パラメータである。

$$\alpha_k = \epsilon \alpha_{k-1}, \quad \epsilon > 1 \quad (16)$$

このとき (11) 式の推定誤差共分散の大きさに関してつぎの定

理 1 が成り立つ。

《定理 1》 推定値により観測値欠落を補償した $P_{k|k}^{j^0 i}$ と補償・更新をしない $P_{k|k-1}^{j^0 i}$ について $P_{k|k}^{j^0 i} \leq P_{k|k-1}^{j^0 i}$ の関係が成り立ち、また永続的な観測値欠落の下では $P_{k|k}^{j^0 i} = P_{k|k-1}^{j^0 i}$ となる。

[Proof] まず (11) 式において $\hat{D}_k^{j^0 i} \hat{V}_k^{j^0 i} \hat{D}_k^{j^0 i T} > 0$ であることから $P_{k|k}^{j^0 i} \leq P_{k|k-1}^{j^0 i}$ は明らかであるが、永続的な観測値の欠落により $\alpha \rightarrow \infty$ となる場合、(11) 式の第 2 項は 0 になるため、推定誤差共分散行列は補償を行わない場合と同値になる。

以下 (13) 式の推定観測誤差 $C_k^{j^0 i} x_k^i - \hat{y}_k^{j^0 i}$ の導出について、まず (17) 式から $\pm(\tilde{y}_k^{j^0 i} - E[\tilde{y}_k^{j^0 i}])$ を求める。

$$\begin{aligned} \text{cov}(\tilde{y}_k^{j^0 i}) &= C_k^{j^0 i} P_{k|k-1}^{j^0 i} C_k^{j^0 i T} + \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{V}_k^{j^0 i} \hat{D}_k^{j^0 i T} \\ &= E\{(\tilde{y}_k^{j^0 i} - E[\tilde{y}_k^{j^0 i}])(\tilde{y}_k^{j^0 i} - E[\tilde{y}_k^{j^0 i}])^T\} \quad (17) \end{aligned}$$

つぎに真の観測残差 $\tilde{y}_k^{j^0 i}$ に近い値となる推定値を求めるため、(18) 式に基づき β_k を (19) 式のように定義する。

$$\begin{aligned} \text{cov}\{\tilde{y}_k^{j^0 i} - (\tilde{y}_k^{j^0 i} - E[\tilde{y}_k^{j^0 i}] + \beta_k)\} \\ = \text{cov}\{D^{j^0 i} v_k^{j^0 i} + \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{v}_k^{j^0 i} + E[\tilde{y}_k^{j^0 i}] - \beta_k\} \quad (18) \\ \beta_k := (1 + \alpha_k) \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{v}_k^{j^0 i} + E[C_k^{j^0 i} x_{k|k-1}^{j^0 i} - \hat{y}_k^{j^0 i}] \quad (19) \end{aligned}$$

β_k は α_k の設計に依存して変化し、この設計で推定観測雑音共分散に対する信頼性が調整される。(17), (19) 式の結果より、観測誤差の推定値が (20) 式のように求まり、この式は現時刻の推定観測誤差が観測値の推定値と平均推定誤差によって定義されることを表わしている。

$$\begin{aligned} \tilde{y}_k^{j^0 i} - E[\tilde{y}_k^{j^0 i}] + \beta_k \\ = \tilde{y}_k^{j^0 i} + (1 + \alpha_k) \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{v}_k^{j^0 i} - E[C_k^{j^0 i} \eta^{j^0 i}] \\ = \tilde{y}_k^{j^0 i} + l_k^{j^0 i} \quad (20) \quad \square \end{aligned}$$

3.3 近傍比較によるナビゲーション

本節ではセンサネットワークをフィードバック制御システムに適用し、計測状況に応じてプラントの観測、制御入力の送信を担うセンサを動的に決定するためのスケジューリング手法について述べる。センサネットワークを効率的に切り替えながら、前節で提案した 2 種類の状態推定手法を用いてプラントの誘導を達成するため、文献 17), 18) の“近傍比較戦略に基づくセンサスケジューリング”を複数台のプラントの誘導問題へ拡張した手法を用いる。

近傍比較戦略によるセンサスケジューリング

- (i) 時刻 $k-1$ でプラント i に制御入力を送ったセンサ群を j_k^0 とする。
- (ii) 現時刻 k で j_k^0 は (5) 式の KF による推定、故障評価行列 $M_k^{j^0 i}$ による故障検出を行ない、周囲の半径 r_k^0 に $P_{k|k-1}^{j^0 i}$, $P_{k|k}^{j^0 i}$, $P_{k+1|k}^{j^0 i}$, $\hat{x}_{k|k-1}^{j^0 i}$, $\hat{x}_{k|k}^{j^0 i}$ を送信する (Fig. 2 参照)。
- (iii) j_k^0 からの情報を受信したセンサ j_k は $P_{k|k-1}^{j^0 i}$ の比較から観測するプラント i を決定し、 y_k^i を得る (最適予測推定値と r_k^j の選択)。

- (iv) j_k は故障検出と KF による推定を行ない, 半径 r_k^j に $\hat{x}_{k|k-1}^{j_i}, P_{k|k-1}^{j_i}, \hat{x}_{k|k}^{j_i}, P_{k|k}^{j_i}, P_{k+1|k}^{j_i}$ を送信, 同時に近傍の j_k と推定精度を比較する.
- (v) 情報共有したグループ内で最適な推定精度をもつ j_k^* を選出する
- (vi) j_k^* は制御入力 $u_k^{j_i}, P_{k+1|k}^{j_i}$ をプラント i に送信する.
- (vii) 制御入力を受信できなかったプラント i は自身で (11) 式に基づき観測データ欠落補償による推定を行なう.
- (viii) 制御入力を送信したセンサ j_k^* を j_{k+1}^0 としてつぎの時刻でも同様に観測と推定を行なう (Fig. 3 参照).

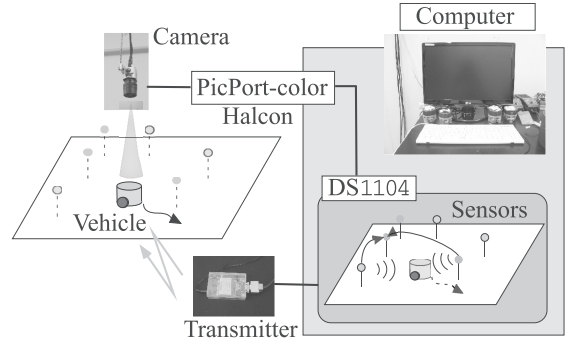


Fig. 4 Experimental system

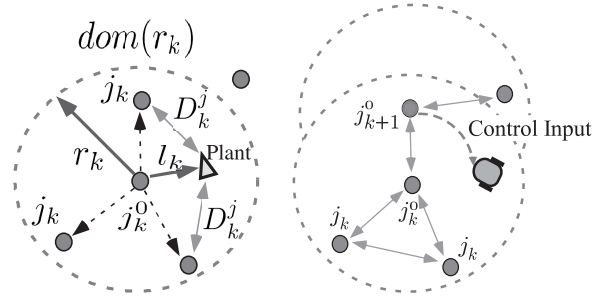


Fig. 2 Neighbor discovery strategy

Fig. 3 Network update

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} \frac{T^2}{2} & 0 \\ 0 & \frac{T^2}{2} \\ T & 0 \\ 0 & T \end{bmatrix} \quad (22)$$

ここでサンプル時間として $T = 0.1 \text{ s}$ と設定し, システム雑音 $Q = 1 \times 10^{-3} I_4$ とした. また観測に用いるセンサは計 9 台 ($N_2 = 9$) とし, これらのセンサをビークルが走行する 2 次元移動平面上に以下の座標 $\zeta^j = (\mathcal{X}^j, \mathcal{Y}^j)$ で固定配置した.

$$\begin{aligned} \zeta^1 &= (0, 0), \zeta^2 = (0, 0.5), \zeta^3 = (0, 1.0) \\ \zeta^4 &= (1.0, 0), \zeta^5 = (1.0, 0.5), \zeta^6 = (1.0, 1.0) \\ \zeta^7 &= (2.0, 0), \zeta^8 = (2.0, 0.5), \zeta^9 = (2.0, 1.0) \end{aligned} \quad (23)$$

併せて各センサの観測行列 $C_k^{j_i}$, 観測雑音についてはつぎの統一した値を用いた.

$$C_k^{j_i} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, (j = 1, \dots, 9) \quad (24)$$

$$V^j = \text{diag}\{0.8, 1.4, 0.0045, 0.0045\} \quad (25)$$

各ノードの観測出力は Leutron Vision 社製画像入力ボード PicPort-color により CCD カメラで撮影した画像を読み込み, 画像処理ソフト Halcon で処理することにより計算される. これに伴い, 各ノード本体とこれに追従する観測雑音は PC 上で仮想的に実現している¹⁹⁾. ここで状態依存関数 $D_k^{j_i} := D^j(x_k^i)$ は以下の仮定 4 の形式で設定した.

[仮定 4] 状態依存関数 $D_k^{j_i} := D^j(x_k^i)$ は以下の形式で表現できるものとする.

$$D_k^{j_i} = \begin{bmatrix} 0.1 + 2 \|x_k^i - \mathcal{X}^j\| & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 + 2 \|y_k^i - \mathcal{Y}^j\| & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (26)$$

この設定の下で $D^i(x_k)$ はセンサノードとプラントの相対距離に関する変数として表わすことが可能である. またプラントの状態推定とセンサスイッチングは dSPACE 社製 DS1104 を用い, 制御入力の送信には無線モジュールを利用した.

4.1 シミュレーション

それでは, まず故障検出スイッチングと観測値欠落補償のそれぞれの提案制御則について, その有効性をシミュレーシ

このアルゴリズムでは, 各プラント近傍のセンサ群から $P_{k+1|k}^{j_i}$ を最小化する制御入力を逐次的に決定することで誘導制御を行っており, ここに各センサに対する故障検出, センサから観測値 (制御入力) が得られないプラントに対する観測値欠落補償を導入した. 以上の提案則は各センサが KF を用いてローカルに行なう状態推定をベースとしているが, 文献 17) で提案しているセンサ同士の情報交換を利用した分散カルマンフィルタ (DKF) による状態推定を用いることで, 故障センサの信頼性の低いデータを周囲のほかのセンサの観測データで補う耐故障支援を行なうことも可能である. ここで, 各 j_k^0 の通信半径は j_k^0 が推定した $\hat{x}_{k|k-1}^{j_i}$ から時刻 k でのセンサ-プラント間距離 $d_k^{j_i}$ を推定し決定する.

$$r_{max} \geq r_k^0 = \delta d_k^{j_i}, \quad \delta > 1 \quad (21)$$

(21) 式より通信半径は上限 r_{max} の範囲内で各時刻のプラントの移動距離より大きくなる. また j_k の通信半径は前時刻 $k-1$ でプラント i について最適な状態推定を行なった j_k^{0*} と通信を維持するように $r_k^j = r_k^{j_0^*}$ とする.

4. シミュレーションと制御実験による検証

提案手法の有効性をシミュレーションと制御実験により検証する. まず検証を行なった実験環境を Fig. 4 に示す.

制御実験では制御対象として 1 台の独立 2 輪駆動ビークルを用いており ($N_1 = 1$), このプラントのモデルは仮想構造によるフィードバック線形化によって (1) 式と同じ枠組みで定式化できる^{18), 19)}. このときプラントの状態は $x_k = [x_k \ y_k \ \dot{x}_k \ \dot{y}_k]^T$ と表現され, A, B は以下ようになる.

ン検証した結果を示す。

4.1.1 故障検出スイッチング

まずセンサ故障が発生しない状態でセンサスイッチングによりプラント1台を初期状態 $x_0^1 = [2 \ 1 \ 0 \ 0]^T$, $P_0^1 = 0.1 \times I$ から座標軸上の原点に設定した目的地まで誘導した軌跡を **Fig. 5**, 各時刻で最も状態推定精度が高かったセンサの切り替わりのようすを **Fig. 6** に示す。

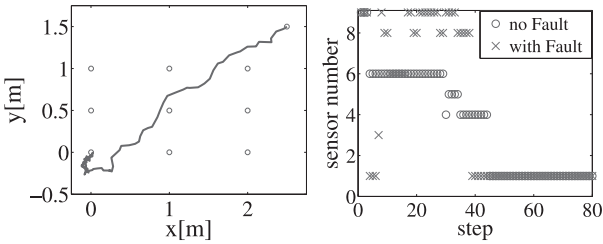


Fig. 5 Vehicle's trajectory 1 **Fig. 6** Sensor switching

Fig. 6 より推定精度が高い主なセンサは1, 4, 6, 9であることがわかる。つぎに、この誘導と同じ制御入力を保持した状態で今度はセンサ4, 6に対して、センサ4: 初期値0, 時刻25step目で大きさ1.5, センサ6: 初期値0, 時刻15step目で大きさ-1.5のステップ信号を故障として加えると **Fig. 6** におけるセンサスイッチングのようすは $\circ \rightarrow \times$ へと変化し、この結果から故障を生じたことで本来ならほかのセンサと比較して精度が高かったはずのセンサ4, 6の状態推定精度が、ほかの故障していないセンサと比較して相対的に劣化していることがわかる。なお故障検出の閾値は $M_{min} = 0.36$, $M_{max} = 0.76$ とした。**Fig. 7**, **Fig. 8** は異なる検証条件A~C下 (A: 故障信号無し, B: 故障信号付加, C: 故障信号付加 + 故障検出スイッチング) におけるセンサ4, 6それぞれの故障評価行列の比較である。

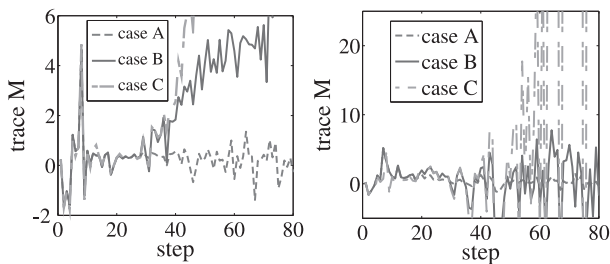


Fig. 7 Trace M for sensor 4 **Fig. 8** Trace M for sensor 6

この結果から故障評価行列が故障の存在下で大きく変化し、併せてこの変化が故障検出スイッチングによってさらに顕著になることがわかる。そして推定誤差共分散を示した **Fig. 9**, **Fig. 10** を見ると提案手法の下では故障の発生に合わせて推定誤差が大きくなっており、故障の発生に対して推定精度の高感度化が達成できていることがわかる。

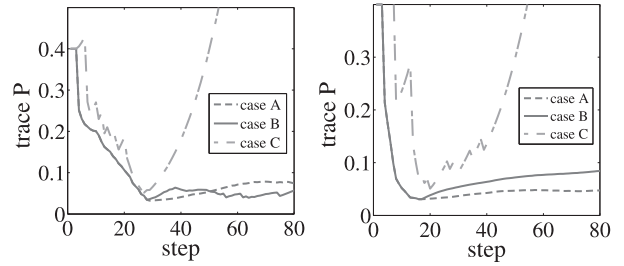


Fig. 9 Trace P for sensor 4 **Fig. 10** Trace P for sensor 6

4.1.2 観測値欠落補償

つぎにプラント3台を初期状態 $x_0^1 = [2 \ 1 \ 0 \ 0]^T$, $x_0^2 = [0 \ 1 \ 0 \ 0]^T$, $x_0^3 = [1.7 \ 0.3 \ 0 \ 0]^T$, $P_0^{1\sim3} = 0.1 \times I$ から原点まで誘導した結果を示す。なお各センサの通信半径に関して $\delta = 1.5$, $r_{max} = 1.0$ とした。**Fig. 11**, **Fig. 12** はそれぞれ各プラントの移動軌跡, 各プラントへ制御入力を送信したセンサの切り替わりのようすを示したものである。

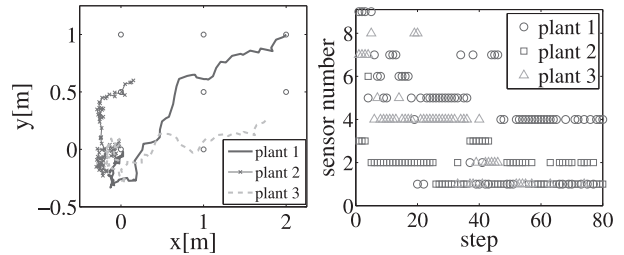


Fig. 11 Vehicles' trajectory **Fig. 12** Sensor switching

Fig. 12 より Δ で示されるプラント3への制御入力の送信は断続的になっており、誘導の過程で観測・推定が行われていない期間があることがわかる。このことを踏まえ、以下では現時刻の観測情報を含む制御入力が部分的に欠落してしまうプラント3に対し、提案則に基づく観測値欠落補償を施し、従来の補償を行わない場合の挙動と比較した検証結果を示す。

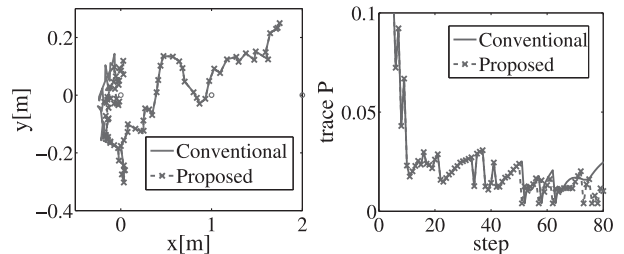


Fig. 13 Vehicle 3's trajectory **Fig. 14** Trace P for vehicle 3

Fig. 13, **Fig. 14** は従来法と提案法のそれぞれの手法に基づき、プラント3の移動軌跡, 推定精度を比較したものである。この結果から提案法である観測値欠落補償により、観測値を含んだ制御入力の欠落頻度が増加するシミュレーションの後半においてプラント3を補償が無い場合よりも原点の

近くに誘導できており、状態推定精度が向上していることがわかる。

4.2 実機検証

つぎに制御実験による実機検証に基づいて提案した 2 つの制御則の有効性をそれぞれ確認した結果について記す。なお通信半径の最大値についてはシミュレーションと同様に $r_{max} = 1.0$ としている。

4.2.1 故障検出スイッチング

この実験では制御対象であるビークルの初期状態を $x_0 = [1.4 \ 0.7 \ 0 \ 0]^T$ と再設定した。まず以下の Fig. 15 は 1 台のプラントを原点まで誘導した際の軌跡を示したものである。そしてこの移動のようすを故障がない状態、観測値に Fig. 16 のようなステップ波形として表わされる故障信号が付加された場合でそれぞれ観測したセンサ 1 について、それぞれのケースにおける故障評価行列と推定誤差共分散行列の値を比較したものが Fig. 17, Fig. 18 である。この結果から故障発生時刻と連動して故障評価行列、推定誤差共分散行列の値が変化しており、提案則によってセンサ故障の影響を状態推定精度に反映できていることが確認できる。

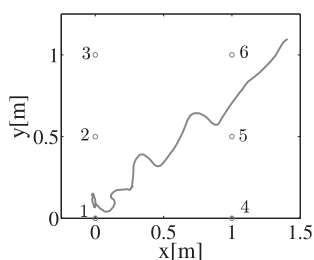


Fig. 15 Vehicle's trajectory

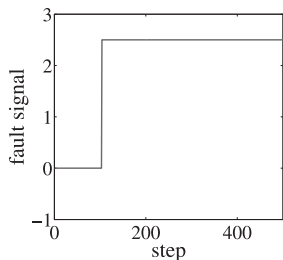


Fig. 16 Fault signal in sensor 1

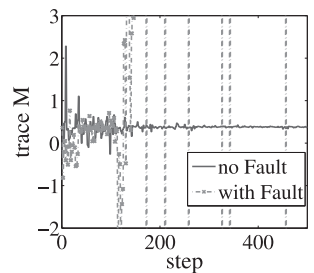


Fig. 17 Trace M for sensor 1

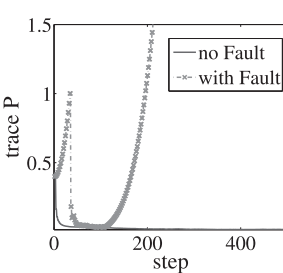


Fig. 18 Trace P for sensor 1

4.2.2 観測値欠落補償

つぎに観測値欠落補償に関する実験結果について述べる。この実験では 1 台のビークルを原点まで誘導する状況下で、誘導開始から 200 step 後に観測値の取得が断続的になるような設定を行なった。なお制御対象であるビークルの初期状態は $x_0 = [1.5 \ 1.0 \ 0 \ 0]^T$ と設定した。まず誘導中に観測値が途切れる頻度を表わしたのが Fig. 19, 提案法と従来法に基づく推定誤差共分散を比較したものが Fig. 20 となっている。この結果から観測値が入りできない場合に従来の推定手法通

り $P_{k|k}^{j^0 i} = P_{k|k-1}^{j^0 i}$ とするより、提案法に従って (11) 式のように推定誤差共分散を更新したほうが推定誤差共分散の値を比較的小さく維持できていることがわかる。2 つの手法のより顕著な違いは Fig. 21, Fig. 22 に示した結果から読み取ることができる。Fig. 21 は観測値欠落に対する補償がない制御入力と補償を施した制御入力を加えた場合のビークルの軌跡の比較, Fig. 22 はそれぞれのケースにおける状態推定結果を比較したものとなっており、これら結果からシミュレーション同様、補償を行なった場合のほうがビークルを目標値である原点の近傍まで誘導できていることが確認できる。

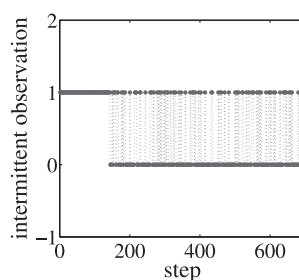


Fig. 19 Observation corruption

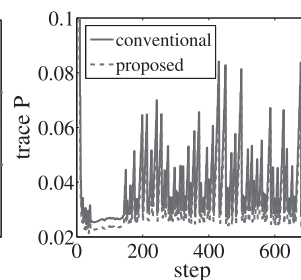


Fig. 20 Trace P for vehicle

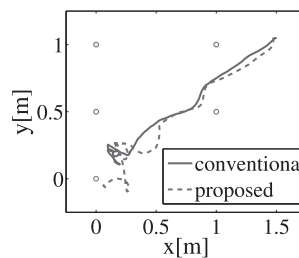


Fig. 21 Vehicle's trajectory

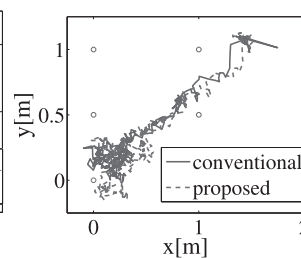


Fig. 22 Trajectory of estimation

5. おわりに

本稿では故障検出スイッチングを行なうことで、各センサが計算する状態推定精度がセンサ故障について従来よりも高感度になる推定アルゴリズムを提案した。また観測値が欠落する状況で欠落したデータに対して補償を行なうことで、推定誤差共分散を従来より小さく維持できることを示し、その有効性をシミュレーションと制御実験により検証した。

具体的には、まず提案した故障評価行列の大きさを調べることで、センサの観測出力にバイアスを加えてしまうような影響を与えるステップ状の故障信号の発生を動的に検出できるようにした。そして、つぎにこの故障検出結果に依存するスイッチング則をカルマンフィルタと組み合わせることで、故障を含む信頼性の低い観測データを用いずに状態推定を行なえるようにした。結果として故障によって信頼性が低下したセンサでは、時刻の経過とともに推定誤差共分散が発散するようになり、状態推定精度を故障の影響に対して高感度化できるようになった。

また、併せて現時刻の観測値を含む状態推定値を制御入力として与える際、この観測値を考慮した制御入力が断続的にしか得られなくなるというデータ欠落問題に対し、まず前時刻の観測値から計算した現時刻の観測値の推定値と、前時刻の状態推定誤差を参照することで実際には得られない欠落した観測値の補完を行なった。そしてこの観測値の推定値を反映させて補償を行なった制御入力と補償を行なわない従来の制御入力では、提案則による補償を行なった場合の方が誘導制御におけるプラントの収束性を従来よりも改善できるという結論が得られた。

謝辞 本研究を進めるにあたり、制御実験に御協力いただいた慶応義塾大学大学院の徳本晋一郎氏に深く感謝致します。

参考文献

- 1) S.C. Mukhopadhyay and H. Leung: *Advance in Wireless Sensors and Sensor Networks*, Springer (2010)
- 2) R. Olfati-Saber and N.F. Sandell: Distributed Tracking in Sensor Networks with Limited Sensing Range, *Proc. American Control Conf.*, 3157/3162 (2008)
- 3) S. Arai, Y. Iwatani and K. Hashimoto: Fast Sensor Scheduling for Spatially Distributed Heterogeneous Sensors, *Proc. American Control Conference*, 2785/2790 (2009)
- 4) 荒井, 岩谷, 橋本: ロボット誘導のためのセンサネットワークにおける最適センサスケジューリング, SICE 第7回制御部門大会, 83-3-3 (2007)
- 5) T. Takeda and T. Namerikawa: Sensor Network Scheduling Algorithm Considering Estimation Error Variance and Communication Energy, *Proc. IEEE Multi-Conference on Systems and Control*, 434/439 (2010)
- 6) 徳田英幸: センサネットワーク総論, 計測と制御, **46-2**, 71/76 (2007)
- 7) 安藤, 田村, 戸部, 南: センサネットワーク技術, 東京電機大学出版社 (2007)
- 8) 飯野, 畑中, 藤田: センサネットワークと制御理論, 計測と制御, **47-8**, 649/656 (2008)
- 9) K. Menighed, C. Aubrun and J. Yamé: Distributed State Estimation and Model Predictive Control: Application to Fault Tolerant Control, *Proc. Int. Conf. Control and Automation*, 936/941 (2009)
- 10) B. Sinopli, L. Schenato, M. Franceschetti, K. Poolla, M. Jordan and S. Sastry: Kalman filtering with intermittent observation, *IEEE Transactions on Automatic control*, **49-9**, 1453/1464 (2004)
- 11) E. Franco, R. Olfati-Saber and N.F. Sandell: Distributed Fault Diagnosis using Sensor Networks and Consensus-based Filters, *45th Proc. IEEE Conf. Decision and Control*, 386/391 (2006)
- 12) M. Mosallaei and K. Salahshoor: Sensor Fault Detection using Adaptive Modified Extended Kalman Filter Based on Data Fusion Technique, *Proc. ICIAFS*, 513/518 (2008)
- 13) H. Ahmad and T. Namerikawa: Intermittent Measurement in Robotic Localization and Mapping with FIM Statistical Bounds, *IEEJ Trans. EIS*, **131-6**, 1/10 (2011)
- 14) Y. Mo and B. Sinopoli: A Characterization of the Critical Value for Kalman Filtering with Intermittent Observations, *Proc. 48th IEEE Conf. Decision and Control*, 2692/2697 (2008)
- 15) S. Arai, Y. Iwatani and K. Hashimoto: Fast Sensor Scheduling with Communication Costs for Sensor Networks, *Proc. American Control Conf.*, 295/300 (2010)
- 16) 片山 徹: 新版応用カルマンフィルタ, 朝倉書店 (2000)
- 17) K. Kosugi and T. Namerikawa: Dynamic Target Navigation based on Multisensor Kalman Filtering and Neighbor Discovery Algorithm, *Proc. SICE Annual Conf.*, 1392/1397 (2011)
- 18) 小杉, 滑川: 近傍比較戦略に基づく異種混合センサスケジューリング, 計測自動制御学会論文集, **47-8**, 329/336 (2011)
- 19) 吉岡, 滑川: マルチエージェントシステムの合意問題とそのフォーメーション制御への応用, 計測自動制御学会論文集, **44-8**, 663/669 (2008)

[著者紹介]

小杉 和也



2010年慶應義塾大学理工学部システムデザイン工学科卒業。同年同大学大学院理工学研究科総合デザイン工学専攻に入学、現在に至る。センサネットワークを用いた状態推定、誘導問題に関する研究に従事。

滑川 徹 (正会員)



1994年金沢大学大学院自然科学研究科システム科学専攻博士課程中退。同年金沢大学工学部電気・情報工学科助手。同講師を経て2002年長岡技術科学大学機械系助教授。2006年金沢大学大学院自然科学研究科電子情報科学専攻助教授を経て2007年同大学理工研究域電子情報学系准教授。2009年より慶應義塾大学理工学部システムデザイン工学科准教授となり現在に至る。ロボスタ制御理論、分散協調制御理論とそのネットワークロボティクス、電力ネットワークへの応用に関する研究に従事。博士(工学)。システム制御情報学会、IEEEなどの会員。