

故障診断と観測データ補償に基づく耐故障性を有したセンサネットワークの構成

小杉 和也 滑川 徹 (慶應義塾大学)

A Sensor Network Configuration with Fault Diagnosis and Compensation for Intermittent Observation

*K. Kosugi and T. Namerikawa (Keio University)

Abstract— This paper deals with the problem of designing fault diagnosis algorithms and compensation algorithms for intermittent observation for discrete-time linear time-invariant systems. 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 loss of observation data. We propose two KF estimation algorithms which are based on a fault detection switching relies on a fault diagnosis matrix and an imputation method by using estimate observation, respectively. Finally we show simulation results to analyze effectiveness of the proposed method.

Key Words: Wireless sensor network, Fault detection, Intermittent observation, Kalman filter

1 はじめに

ワイヤレスセンサネットワーク (WSN) を用いた移動対象の状態計測¹⁾, 並びに WSN にフィードバック制御系を介した誘導制御^{2, 3)} についての研究が行われる一方で, 無数のセンサを切り替えて情報収集をする際, 故障や障害により観測値の信頼性が低下する状況⁴⁾ で瞬時に故障部位を特定する故障検出や, 観測データが一時的に欠落する状況⁵⁾ でも観測対象の挙動を予測してネットワークを切り替えるための補償を行うことが課題となっている. 本稿では WSN を用いて複数の移動対象に対する観測と目標点への誘導を行うという状況下で, 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, 並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. WSN における故障検出・データ欠落補償問題について, 文献⁶⁾ はセンサの観測値からプラントの故障を診断する問題を扱っているが, 観測値自体の信頼性は考慮していない. 文献⁷⁾ ではセンサに生じた故障の大きさを推定しているが, 状態推定への応用については言及されていない. また文献⁸⁾ では観測値が欠落する状況下でのカルマンフィルタ (KF) による状態推定について解析しているが, 欠落データの補償は行われていない.

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い, この結果と文献⁸⁾ の観測値欠落を考慮した KF 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. 次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側の有効性をシミュレーションにより検証する.

なお本稿ではベクトル $\mathbf{a}^b := \{a_1^b, a_2^b, \dots, a_n^b\}^T \in \mathbb{R}^n$ の p 番目の要素を $a^{b/p} := a_p^b$ として表記する.

2 問題設定

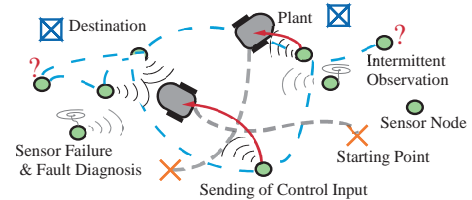


Fig. 1: Problem Formulation

本研究では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. Fig.1 に示す $N_1 \geq 1$ 台の制御対象と $N_2 \geq 2$ 台のセンサから構成されたシステムについて, まず制御対象となるプラントを (1) 式の LTI システムで表す.

$$x_{k+1}^i = Ax_k^i + Bu_k^i + w_k^i \quad i = 1, \dots, N_1 \quad (1)$$

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 に制御入力を次のように与える.

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

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, $\hat{x}_{k|k}^{ji}$ 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. 次にセンサの観測モデルを以下のように表す.

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

$y_k^{ji} \in \mathbb{R}^m$ 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, この雑音は状態依存関数 $D_k^{ji} :=$

$D^j(x_k^i) \in \mathbb{R}^{m \times p}$ によりプラントの状態に依存する。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。以上の (1),(3) 式のモデルに次の仮定 1-3 を置く。

仮定 1

- i. $E\{v_k^j v_s^{jT}\} = E\{w_k^i w_s^{iT}\} = 0$ ($k \neq s$)
- 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 ($A, W^{\frac{1}{2}}$) は可到達である。

仮定 3 (C_k^j, A) は可検出である。

次に本稿で扱うセンサに関する 2 種類の故障 ($F_k^j g_k^j$ の混入, $y_k^{j_i}$ そのものの欠落) 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, $F_k^j g_k^j > 0$ となるセンサ j のみを除外する故障診断を行い, センサ故障の状態推定への影響を最小化せよ。

問題 2 仮定 1, 2 が成り立ち, センサ j の時刻 k での観測値 $y_k^{j_i}$ が欠落したとき, 仮定 3 を満たす観測値の推定値による補償を行い, 補償前よりも推定誤差共分散を小さくする状態推定値を求めよ。

3 故障診断と観測データ補償

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, 故障評価行列を提案し, それを用いた故障診断を行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る。今, 時刻 $k-1$ でプラント i に制御入力を与えたセンサを $j_{k-1}^f = j_k^0$ とし, $P_{k|k-1}^{j_0^i}$, $\hat{x}_{k|k-1}^{j_0^i}$ 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 に対する推定式を以下のように表す。

$$\begin{aligned}\hat{x}_{k+1|k}^{j_0^i} &= A\hat{x}_{k|k}^{j_0^i} + Bu_k^{j_0^i} \\ \hat{x}_{k|k}^{j_0^i} &= \hat{x}_{k|k-1}^{j_0^i} + \gamma_k^{j_0^i} K_k^{j_0^i} \{\tilde{y}_k^{j_0^i}\} \\ \tilde{y}_k^{j_0^i} &= y_k^{j_0^i} - C_k^{j_0^i} \hat{x}_{k|k-1}^{j_0^i}\end{aligned}\quad (4)$$

$$\begin{aligned}P_{k+1|k}^{j_0^i} &= AP_{k|k}^{j_0^i} A^T + W_k \\ P_{k|k}^{j_0^i} &= P_{k|k-1}^{j_0^i} - \gamma_k^{j_0^i} K_k^{j_0^i} C_k^{j_0^i} P_{k|k-1}^{j_0^i}\end{aligned}\quad (5)$$

$$\begin{aligned}K_k^{j_0^i} &= P_{k|k-1}^{j_0^i} C_k^{j_0^iT} \{S_k^{j_0^i}\}^{-1} \\ S_k^{j_0^i} &= \text{cov}(\tilde{y}_k^{j_0^i})\end{aligned}\quad (6)$$

(4)-(6) 式は文献⁸⁾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witchング関数 $\gamma_k^{j_0^i} \in \mathbb{R}^1$ によって現時刻における観測値を推定に考慮するか否かを切り替えることができる。本稿では以下の故障評価行列を用いて $\gamma_k^{j_0^i}$ を設定する。

故障評価行列

$$\begin{aligned}M_k^{j_0^i} &= S_k^{j_0^i} - C_k^{j_0^i} P_{k|k-1}^{j_0^i} C_k^{j_0^iT} - \hat{D}_k^{j_0^i} \hat{V}_k^{j_0^i} \hat{D}_k^{j_0^iT} \\ &= D_k^{j_0^i} V_k^{j_0^i} D_k^{j_0^iT} - \hat{D}_k^{j_0^i} \hat{V}_k^{j_0^i} \hat{D}_k^{j_0^iT} + F_k^{j_0^i} G_k^{j_0^i} F_k^{j_0^iT} \\ &\quad + E\{C_k^{j_0^i} \eta^{j_0^i} (g_k^{j_0^iT} F_k^{j_0^iT} - E[g_k^{j_0^iT} F_k^{j_0^iT}]) \\ &\quad - E[C_k^{j_0^i} \eta^{j_0^i}] (g_k^{j_0^iT} F_k^{j_0^iT} + E[g_k^{j_0^iT} F_k^{j_0^iT}])\} \\ &\quad + E\{g_k^{j_0^i} F_k^{j_0^i} (\eta^{j_0^iT} C_k^{j_0^iT} - E[\eta^{j_0^iT} C_k^{j_0^iT}]) \\ &\quad - E[g_k^{j_0^i} F_k^{j_0^i}] (\eta^{j_0^iT} C_k^{j_0^iT} + E[\eta^{j_0^iT} C_k^{j_0^iT}])\}\end{aligned}\quad (7)$$

ここで $\eta^{j_0^i} := x_k^i - \hat{x}_{k|k-1}^{j_0^i}$ はセンサ j^0 の推定誤差, $\hat{D}_k^{j_0^i} := D_k^{j_0^i} (\hat{x}_{k|k-1}^{j_0^i})$ は状態依存関数の推定値である。また $\hat{V}_k^{j_0^i}$ は観測雑音 $v_k^{j_0^i}$ と同様, 平均 0 の白色雑音過程を持つ推定雑音 $\hat{v}_k^{j_0^i}$ 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 $P_{k+1|k}^{j_0^i}$ は仮定 1-3 の下で有限値に収束し, 予測推定値 $\hat{x}_{k|k-1}^{j_0^i}$ と真値 x_k^i の誤差が収束することで $D_k^{j_0^i} V_k^{j_0^i} D_k^{j_0^iT} - \hat{D}_k^{j_0^i} \hat{V}_k^{j_0^i} \hat{D}_k^{j_0^iT}$ も有限値となる。この故障評価行列を用いて動的に故障の有無を検知し, 以下の関数 $\gamma_k^{j_0^i}$ の切り替えにより状態推定への故障の影響を抑制する。

$$\gamma_k^{j_0^i} = \begin{cases} 1 & \text{if } \mathcal{M}_{min} \leq \text{trace} M_k^{j_0^i} \leq \mathcal{M}_{max} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}\quad (8)$$

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決めておく設計パラメータである。この故障評価行列とスイッチング則について次の特性 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 , $\hat{x}_{k|k-1}^{j_0^i}$ がそれぞれセンサ j^0 の故障 $g_k^{j_0^i}$ と無相関だと仮定できるとき $F_k^1 G_k^{j_0^i} F_k^{1T} \leq F_k^2 G_k^{j_0^i} F_k^{2T}$ であれば $M_k^1 \leq M_k^2$ となる。

証明 1 提案する故障検出スイッチングにより前時刻の故障信号の影響を無視できるとき x_k^i , $\hat{x}_{k|k-1}^{j_0^i}$ と故障 $g_k^{j_0^i}$ 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, 故障に関する項は $F_k^{j_0^i} G_k^{j_0^i} F_k^{j_0^iT} \geq 0$ だけに なり, 故障評価行列と故障信号の大小関係は一致する。

$$\begin{aligned}M_k^{j_0^i} &= S_k^{j_0^i} - C_k^{j_0^i} P_{k|k-1}^{j_0^i} C_k^{j_0^iT} - \hat{D}_k^{j_0^i} \hat{V}_k^{j_0^i} \hat{D}_k^{j_0^iT} \\ &= D_k^{j_0^i} V_k^{j_0^i} D_k^{j_0^iT} - \hat{D}_k^{j_0^i} \hat{V}_k^{j_0^i} \hat{D}_k^{j_0^iT} + F_k^{j_0^i} G_k^{j_0^i} F_k^{j_0^iT}\end{aligned}\quad (9)$$

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 より大きくなり $\bar{P}_{k|k}^{j_0^i} \leq P_{k|k}^{j_0^i}$ となる。

$$\bar{P}_{k|k}^{j_0^i} = P_{k|k-1}^{j_0^i} - K_k^{j_0^i} C_k^{j_0^i} P_{k|k-1}^{j_0^i}\quad (10)$$

証明 2 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, 推定誤差共分散は時刻について単調増加し, スwitchングがない場合よりも推定精度の劣化が大きくなる。これに対し, 一般的な KF では次の (11) 式のような非常に大きな故障信号が

混入する場合を除き、推定誤差共分散は仮定 3 の下で $\bar{P}_{k|k}^{j^0 i} < P_{k|k-1}^{j^0 i}$ となり、時刻について単調非減少になる。

$$\begin{aligned} y_k^{j^0 i} &= C_k^{j^0 i} x_k^{j^0 i} + D_k^{j^0 i} v_k^{j^0 i} + F_k^{j^0 i} g_k^{j^0 i} \\ &\doteq F_k^{j^0 i} g_k^{j^0 i} (F_k^{j^0 i} g_k^{j^0 i} \gg C_k^{j^0 i} x_k^{j^0 i} + D_k^{j^0 i} v_k^{j^0 i}) \quad (11) \end{aligned}$$

3.2 観測データ補償

前節では故障評価行列に基づき、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。本節ではこのような観測値を意図的に使用しない、または観測値が手に入らないという問題 2 の状況の下で観測値欠落を補償する手法を考える。通常観測値が入手できない場合、一般的な KF の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 の解として以下のように推定誤差共分散を定義する。

観測値欠落を考慮した推定アルゴリズム

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

$$\begin{aligned} K_k^{j^0 i} &:= P_{k|k-1}^{j^0 i} C_k^{j^0 i T} \\ &\times \{C_k^{j^0 i} P_{k|k-1}^{j^0 i} C_k^{j^0 i T} + \alpha_k^2 \hat{D}^{j^0 i} \hat{V}_k^{j^0 i} \hat{D}^{j^0 i T}\}^{-1} \quad (13) \end{aligned}$$

(12) 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 (14) 式で表される。

$$\hat{x}_{k|k}^{j^0 i} = \hat{x}_{k|k-1}^{j^0 i} + K_k^{j^0 i} (\tilde{y}_k^{j^0 i} + l_k^{j^0 i}) \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \hat{y}_k^{j^0 i} &= C_k^{j^0 i} \hat{x}_{k|k-1}^{j^0 i} + \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{v}_k^{j^0 i} \\ \tilde{y}_k^{j^0 i} &= C_k^{j^0 i} x_k^{j^0 i} - \hat{y}_k^{j^0 i} \quad (15) \end{aligned}$$

$$l_k^{j^0 i} = (1 + \alpha_k) \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{v}_k^{j^0 i} - \frac{1}{n} \begin{bmatrix} \sum_{p=1}^n C_k^{i^0/p} (\eta^{j^0 i/p}) \\ \vdots \\ \sum_{p=1}^n C_k^{i^0/p} (\eta^{j^0 i/p}) \end{bmatrix} \quad (16)$$

(14) 式は欠落した観測値 $y_k^{j^0 i}$ の代わりに推定値 $\hat{y}_k^{j^0 i}$ により状態推定値を更新しており、(16) 式の α_k は (17) 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。このとき (12) 式の推定誤差共分散の大きさに関して次の定理 1 が成り立つ。

$$\alpha_k = \epsilon \alpha_{k-1}, \quad \epsilon > 1 \quad (17)$$

定理 1 観測値欠落を補償した $P_{k|k}^{j^0 i}$ と補償をしない $P_{k|k-1}^{j^0 i}$ 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、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。

証明 3 まず (12) 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、長期に渡る観測値の欠落により $\alpha \rightarrow \infty$ となる場合、(12) 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 (14) 式の推定観測誤差 $C_k^{j^0 i} x_k^{j^0 i} - \hat{y}_k^{j^0 i}$ の導出について、まず (18) 式から $\pm(\tilde{y}_k^{j^0 i} - E[\tilde{y}_k^{j^0 i}])$ を求める。

$$\text{cov}(\tilde{y}_k^{j^0 i}) = C_k^{j^0 i} P_{k|k-1}^{j^0 i} C_k^{j^0 i T} + \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{V}_k^{j^0 i} \hat{D}_k^{j^0 i T}$$

$$= E\{(\tilde{y}_k^{j^0 i} - E[\tilde{y}_k^{j^0 i}])(\tilde{y}_k^{j^0 i} - E[\tilde{y}_k^{j^0 i}])^T\} \quad (18)$$

次に最も真の観測残差 $\tilde{y}_k^{j^0 i}$ に近い値を一意に決定するため、(19) 式に基づき (20) 式のように β_k を設計する。

$$\begin{aligned} &\text{cov}\{\tilde{y}_k^{j^0 i} - (\tilde{y}_k^{j^0 i} - E[\tilde{y}_k^{j^0 i}] + \beta_k)\} \\ &= \text{cov}\{D^{j^0 i} v_k^{j^0 i} + \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{v}_k^{j^0 i} + E[\tilde{y}_k^{j^0 i}] - \beta_k\} \quad (19) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \beta_k &= D^{j^0 i} v_k^{j^0 i} + \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{v}_k^{j^0 i} + E[\tilde{y}_k^{j^0 i}] \\ &\doteq (1 + \alpha_k) \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{v}_k^{j^0 i} + E[C_k^{j^0 i} \hat{x}_{k|k-1}^{j^0 i} - \hat{y}_k^{j^0 i}] \quad (20) \end{aligned}$$

β_k は α_k の設計で変化し、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。(18), (20) 式の結果より観測誤差の推定値が (21) 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。

$$\begin{aligned} \tilde{y}_k^{j^0 i} - E[\tilde{y}_k^{j^0 i}] + \beta_k &= \tilde{y}_k^{j^0 i} + (1 + \alpha_k) \hat{D}_k^{j^0 i} \hat{v}_k^{j^0 i} - E[C_k^{j^0 i} \eta^{j^0 i}] \\ &= \tilde{y}_k^{j^0 i} + l_k^{j^0 i} \quad (21) \end{aligned}$$

3.3 近傍比較によるナビゲーション

前節までに提案した 2 種類の状態推定手法を用いたプラントの誘導を達成するため文献³⁾の“DKFに基づく近傍比較戦略”を複数台のプラント用に拡張した手法を用いる。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選出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診断、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。

4 シミュレーションによる有効性の検証

今回の検証では制御対象に独立 2 輪駆動ビークルを想定し、このモデルを仮想構造によるフィードバック線形化によって (1) 式と同じ形で定式化した³⁾。プラント i の状態を $x_k^i = [x_k^i \ y_k^i \ x_{k-1}^i \ y_{k-1}^i]^T$ とすると A, B は以下ようになる。なおサンプル時間 $T_s = 0.1$ とした。

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

システム雑音は $W = 1 \times 10^{-3} I_4$ とした。またセンサは 9 台とし、以下の座標 $\zeta^j = (\mathcal{X}^j, \mathcal{Y}^j)$ で固定配置した。

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

併せて観測行列 $C_k^{j^i}$ を以下のように設定し、観測雑音については次の統一した値を用いた。

$$C_k^{j^i} = \begin{cases} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, & (j = 1, 3, 5, 7), \\ \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, & (j = 2, 4, 6, 8, 9) \end{cases} \quad (24)$$

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

状態依存関数 $D_k^{j^i} := D^j(x_k^i)$ は以下の形式で設定した。

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

4.1 故障検出スイッチング

まずセンサスイッチングによりプラント 1 台を初期状態 $x_0^1 = [2 \ 1 \ 0 \ 0]^T$, $P_0^1 = 0.1 \times I$ から原点に誘導した軌跡を Fig.2, 各時刻で制御入力を送信したセンサを Fig.3 に示す. なお $M_{min} = 0.36$, $M_{max} = 0.76$ とした.

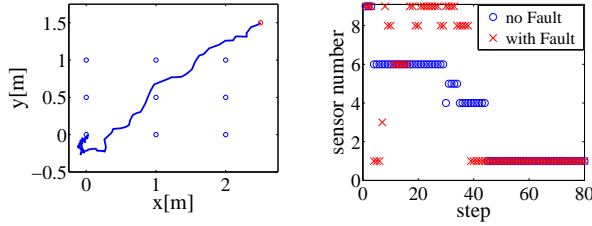


Fig. 2: Vehicle Trajectory1 Fig. 3: Sensor Switching

Fig.3 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. 次にセンサ 4, 6 に対してセンサ 4: 初期値 0, 25step で大きさ 1.5, センサ 6: 初期値 0, 15step で大きさ -1.5 のステップ信号を故障として加えると Fig.3 は $\circ \rightarrow \times$ へと変化し, センサ 4, 6 は誘導に使われなくなった. Fig.4, 5 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.

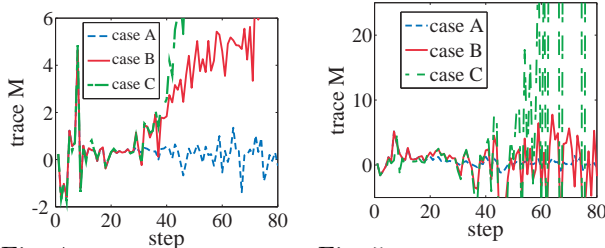


Fig. 4: Trace M for Sensor 4 Fig. 5: Trace M for Sensor 6

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, この変化は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.6, 7 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いることがわかる.

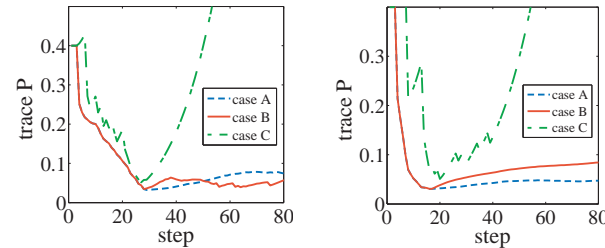


Fig. 6: Trace P for Sensor 4 Fig. 7: Trace P for Sensor 6

4.2 観測値欠落補償

次にプラント 3 台を初期状態 $x_0^1 = [2 \ 1 \ 0 \ 0]^T$, $x_0^2 = [0 \ 1 \ 0 \ 0]^T$, $x_0^3 = [1.7 \ 0.3 \ 0 \ 0]^T$, $P_0^{1\sim 3} = 0.1 \times I$ 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.8, 9 はそれぞれ各プラントの移動軌跡, 最適推定を行ったセンサの切り替わりの様子を示したものである.

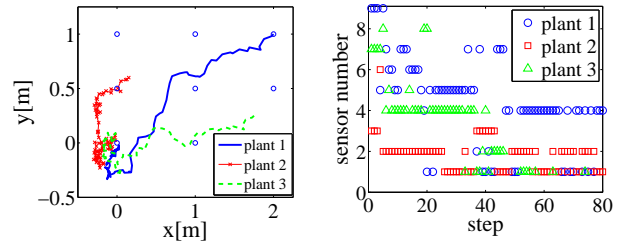


Fig. 8: Vehicles Trajectory Fig. 9: Sensor Switching

Fig.9 より \triangle で示されるプラント 3 は誘導の過程で観測・推定が行われていない期間があることがわかる. 以下ではプラント 3 の挙動に注目した検証結果を示す.

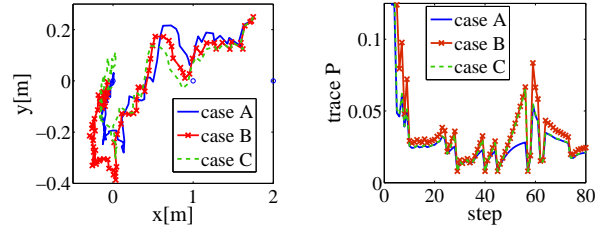


Fig. 10: Vehicle 3 Trajectory Fig. 11: Trace P for Vehicle 3

Fig.10, 11 は異なる検証条件 A~C 下 (A: 観測値欠落なし, B: 観測値欠落, C: 観測値欠落補償) でプラント 3 の移動軌跡, 推定精度を比較したものであり, この結果から提案法である観測値欠落補償によって補償が無い場合よりも推定精度が向上していることがわかる.

5 おわりに

本稿では故障評価行列による故障検出スイッチングを行うことで, センサ故障が状態推定結果に反映されにくい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推定値による補償を行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により検証した.

参考文献

- 1) R. Olfati-Saber and N. F. Sandell, " Distributed Tracking in Sensor Networks with Limited Sensing Range ", *Proc. of American Control Conf.*, 3157/3162, (2008).
- 2) S. Arai, Y. Iwatani and K. Hashimoto, " Fast Sensor Scheduling with Communication Costs for Sensor Networks ", *Proc. of American Control Conf.*, 295/300, (2010).
- 3) K. Kosugi and T. Namerikawa, " Dynamic Target Navigation based on Multisensor Kalman Filtering and Neighbor Discovery Algorithm ", *Proc. of SICE Annual Conf.* (to be published)
- 4) K. Menighed, C. Aubrun and J. Yamé, " Distributed State Estimation and Model Predictive Control : Application to Fault Tolerant Control ", *Proc. of Int. Conf. on Control and Automation*, 936/941, (2009).
- 5) H Ahmad and T. Namerikawa, " Intermittent Measurement in Robotic Localization and Mapping with FIM Statistical Bounds ", *IEEJ Trans. on EIS*, Vol. 131, No. 6, 1/10 (2011).
- 6) E. Franco, R. Olfati-Saber and N. F. Sandell, " Distributed Fault Diagnosis using Sensor Networks and Consensus-based Filters ", *45th Proc. of IEEE Conf. on Decision and Control*, 386/391, (2006).
- 7) M. Mosallaei and K. Salahshoor, " Sensor Fault Detection using Adaptive Modified Extended Kalman Filter Based on Data Fusion Technique ", *Proc. of ICIAFS*, 513/518, (2008).
- 8) Y. Mo and B. Sinopoli, " A Characterization of the Critical Value for Kalman Filtering with Intermittent Observations ", *Proc. of 48th IEEE Conf. on Decision and Control*, 2692/2697, (2008).