間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタによる SLAM

大 川 佳 寛*・滑 川 徹**

SLAM via H_∞ Filter with Compensation for Intermittent Observations

Yoshihiro OKAWA* and Toru NAMERIKAWA**

This paper deals with the Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) problem via H_∞ filter with compensations for intermittent observations. In the SLAM problem, a mobile robot sometimes loses its proper observation because of obstacles between the robot and landmarks or the limit of its sensor range. In order to estimate the landmarks and its own position accurately based on such intermittent observation data, the proposed method detects them by comparing the observation with its estimation and compensates with a diagonal matrix whose components are switched between 0 and 1. This paper also shows the convergence of the state error covariance matrices. In simulation and experimental results, the correctness of derived theorems for the convergence are confirmed. We can show robot's state and environment information can be estimated with the proposed compensation method for intermittent observations.

Key Words: SLAM, H_∞ filter, intermittent observation

1. はじめに

Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) 問題とは、不確かさを含むセンサ情報から自律移動ロボットが自己位置推定と環境認識を同時に行なう問題であり^{1)~3)}、その技術は掃除ロボットや海中探査ロボットなど屋内外で活動する多くの自律移動ロボットに適用されている^{4),5)}。SLAM 問題ではロボットに搭載された外部センサにより取得した特徴点の観測情報を基に、自己位置とその特徴点の位置推定を行なう。しかしながら、センサの限界や装置間の通信障害、またロボットと特徴点の間に障害物が存在することによって、正常な観測情報が一時的に失われて間欠的となり、その間およびその後の推定精度が悪化する。

この間欠的観測に関する研究はさまざまな分野でされており、文献 6) ではスイッチングカルマンフィルタ (SKF) を用いて観測値が欠落した状況下での状態推定について解析が行なわれている。また文献 7) ではセンサネットワークにおける故障検出と観測値欠落補償について扱っている。SLAM 問題におけるこの問題の研究としては文献 8) があり、観測情報がかたくなであるとしても推定の不確かさを表わす推定誤差共分散行

列がある範囲に収まることを示している。しかしながら、この文献では間欠的観測の検出方法については述べられておらず、また観測情報が部分的に失われた場合や途絶以外の異常観測値については扱っていない。さらに SKF を用いるために雑音に対して白色ガウス性を仮定する必要がある。

一方で、この雑音に対する仮定を必要としない H_∞ フィルタによる SLAM 問題の手法として文献 9)~12) がある。文献 9), 10) では非ガウス性の雑音下での推定において、 H_∞ フィルタを用いることで拡張カルマンフィルタ (EKF) を用いた場合よりも推定精度が向上したことを示し、文献 11) では H_∞ フィルタによる推定において問題であった逃避時間の回避を達成することでさらなる推定精度向上を達成する手法を提案している。また文献 12) では、既知の特徴点に対する観測情報を含めることで、線形化したシステムが可観測性を満たし、その際の推定精度が向上することを誤差共分散行列を用いて示している。しかしながら、これらの文献では間欠的観測については考慮されていない。

そこで本稿では間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタによる SLAM 問題とその理論的な解析について扱う。本稿では、部分的な間欠を含む観測情報であっても、その観測情報を基に自己位置と周囲環境の推定を精度よく行なうために、間欠的観測情報に対する検出・補償を加えた H_∞ フィルタアルゴリズムを SLAM 問題に適用する。さらに本稿では間欠的観測となる状況下での SLAM 問題における推定誤差の理論的な収束性解析として、ロボットが静止時における推定誤差共分散行列の収束性の証明を行なう。具体的には本提案アルゴリズムでは、まず各観測情報に対して取得した観測値とその推定値

* 慶應義塾大学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 April 30, 2013)

(Revised December 2, 2013)

を比較することによって間欠的観測の検出を行なう。そして間欠補償行列として、その各成分の値が間欠的観測の検出結果に従って0または1となる対角行列を構成し、この間欠補償行列を含めて算出したフィルタゲインにより状態推定値の更新を行なう。これにより本提案法ではロボットが自律的に間欠的観測を除外して正常な観測値のみを基にして状態推定値が更新することで、間欠的観測による推定精度の悪化を防ぐ。

次章以降では、まず問題設定としてSLAM問題における状態遷移モデルおよび間欠的観測を考慮した観測モデルについて述べる。つぎに、間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタリング問題における解の存在条件を示し、さらに本提案フィルタをSLAM問題に適用したフィルタアルゴリズムについて述べる。本稿では推定における誤差の収束性として、ロボットの静止時において推定状態誤差共分散行列が収束することを示す。そして最後に、シミュレーションおよび実機検証による提案手法の有効性の確認をし、間欠的観測の検出・補償を行なうことで推定が精度よく継続されることを示す。

2. 問題設定

2.1 自己位置推定と環境認識問題

Fig. 1 にシステムの全体図、Fig. 2 にその座標系と変数を示す。本稿では移動ロボットと特徴点としてX-Y平面上に散在する M 個の静止した未知のランドマークによってシステムが構成されているとし、移動ロボットにノイズや間欠的観測を含む各ランドマークの観測情報と、ロボット自身のオドメトリデータを用いて、自身の自己位置と M 個の未知のランドマークの位置を同時に推定させる問題を考える。また本稿ではランドマークの個数 M はロボットの移動に依らず一定であり、移動ロボットは定常的にはこれらのランドマークすべてを観測できるものとする。SLAM問題はシステムの状態遷移を表わすプロセスモデルと、ロボットとランドマークの相対関係を表わす観測モデルの二つのモデルで構成される。

2.2 プロセスモデル

まずシステムの各状態について、 $\mathbf{x}_{R_k} := [\theta_{R_k} \ x_{R_k} \ y_{R_k}]^T \in \mathbb{R}^3$ を姿勢角とX-Y座標で構成されるロボットの状態ベクトル、 $\mathbf{p}_i := [x_i \ y_i]^T \in \mathbb{R}^2$ を i 番目のランドマークのX-Y座標とし、 M 個すべてのランドマークの位置をまとめたものを $\mathbf{p}_{all} = [\mathbf{p}_1^T \ \mathbf{p}_2^T \ \cdots \ \mathbf{p}_M^T]^T \in \mathbb{R}^{2M}$ とする。このとき、システム全体の状態ベクトル $\mathbf{x}_k := [\mathbf{x}_{R_k}^T \ \mathbf{p}_{all}^T]^T \in \mathbb{R}^{3+2M}$ の更新式は以下のように表現できる。

Fig. 1 System configuration

Fig. 2 SLAM model

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, v_k, \omega_k) + \mathbf{e}_{1_k} \quad (1)$$

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}_k, v_k, \omega_k) := \begin{bmatrix} \theta_{R_k} + T\omega_k \\ x_{R_k} + Tv_k \cos \theta_{R_k} \\ y_{R_k} + Tv_k \sin \theta_{R_k} \\ \mathbf{p}_{all} \end{bmatrix} \quad (2)$$

ただし、 $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^{3+2M}$ はシステム全体の状態遷移を規定する非線形関数であり、ロボットに関してはオイラー法による直線近似により、速度入力 $v_k \in \mathbb{R}^1$ 、角速度入力 $\omega_k \in \mathbb{R}^1$ およびサンプリング時間 T を用いて表わされ、ランドマークに関しては静止しているため時刻によるその状態遷移がないものとする。 $\mathbf{e}_{1_k} \in \mathbb{R}^{3+2M}$ はプロセス雑音で、確率的な信号であり、平均 $\mathbf{0}$ 、共分散は $\mathbf{Q}_k (> \mathbf{0}) \in \mathbb{R}^{(3+2M) \times (3+2M)}$ である。

2.3 観測モデル

つぎに観測モデルについて考える。ロボットは観測情報として各ランドマークに対して相対距離と相対角度を取得できるものとする。このとき、ロボットと i 番目のランドマーク間の相対距離および相対角度をそれぞれ r_i 、 φ_i とすると、そのランドマークに対する間欠的観測を考慮した観測方程式は以下のように表現できる。

$$\mathbf{y}_{i_k} = \boldsymbol{\eta}_{i_k} \mathbf{h}_i(\mathbf{x}_k) + \mathbf{e}_{2_{i_k}} + (\mathbf{I}_2 - \boldsymbol{\eta}_{i_k}) \mathbf{y}'_{i_k} \quad (3)$$

$$\mathbf{h}_i(\mathbf{x}_k) := \begin{bmatrix} \varphi_i \\ r_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan(dy_i/dx_i) - \theta_{R_k} \\ \sqrt{dx_i^2 + dy_i^2} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$dx_i := x_i - x_{R_k}, \quad dy_i := y_i - y_{R_k} \quad (5)$$

ただし、 $\mathbf{h}_i(\mathbf{x}_k) \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$ は i 番目のランドマークの観測を表わす関数、 $\mathbf{e}_{2_{i_k}} \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$ はその観測雑音で、確率的な信号であり、平均 $\mathbf{0}$ 、共分散は $\mathbf{R}_{i_k} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ である。また $\mathbf{y}'_{i_k}$ は間欠的観測に伴う異常観測値である。本稿では異常観測値として、正常な観測値とは大きく外れているような異常値が得られた場合および観測値が取得できない場合の二つの場合を考える。ここで、後者の観測値が取得できない場合に関してはその観測値を $\mathbf{y}_{i_k} = \mathbf{0}$ として表わす。また本稿では各観測情報における間欠的観測を確率的に表現するために、ベルヌーイ過程^{6), 8)}に従ってそれぞれ以下の確率で単位行列もしくは零行列となる行列 $\boldsymbol{\eta}_{i_k} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ を用いて各観測情報に対して間欠的観測を表現する。

$$\Pr\{\boldsymbol{\eta}_{i_k} = \mathbf{I}_2\} = p_i, \quad \Pr\{\boldsymbol{\eta}_{i_k} = \mathbf{0}_2\} = 1 - p_i \quad (6)$$

すなわち、 i 番目のランドマークに対して確率 p_i ($0 < p_i \leq 1$)で正常な観測値が得られ、残りの確率 $1 - p_i$ でその観測値が異常となることを表わす。

ここで M 個の各ランドマークに対する観測出力を一つにまとめ、システム全体の間欠的観測を考慮した観測方程式を次式のように定義する。

$$\mathbf{y}_k = [\mathbf{y}_{1_k}^T \ \mathbf{y}_{2_k}^T \ \cdots \ \mathbf{y}_{M_k}^T]^T \\ = \mathbf{E}_k \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{e}_{2_k} + (\mathbf{I}_{2M} - \mathbf{E}_k) \mathbf{y}'_k \quad (7)$$

$$\mathbf{E}_k := \text{block diag}\{\boldsymbol{\eta}_{1_k}, \boldsymbol{\eta}_{2_k}, \cdots, \boldsymbol{\eta}_{M_k}\} \quad (8)$$

$$\mathbf{y}'_k := [\mathbf{y}'_{1k} \ \mathbf{y}'_{2k} \ \cdots \ \mathbf{y}'_{Mk}]^T \quad (9)$$

ただし, $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^{2M \times 1}$ は全観測出力, $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k) \in \mathbb{R}^{2M \times 1}$ は観測を表わす非線形関数, $\mathbf{e}_{2k} \in \mathbb{R}^{2M \times 1}$ は観測雑音で, 平均 $\mathbf{0}$, 共分散は $\mathbf{R}_k (> \mathbf{0}) \in \mathbb{R}^{2M \times 2M}$ である.

ここでシステムにおいて, 以下の仮定を置く.

[仮定 1] 得られた観測情報がどのランドマークに対する観測出力かを識別できる.

この仮定より, 本稿では観測したデータがどのランドマークのものであるかというデータ対応付け問題は考慮しない.

3. 間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタベース SLAM

つぎに本稿が提案する間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタと SLAM 問題におけるそのアルゴリズムについて述べる.

3.1 間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタ

まず問題設定で与えたモデルを一般化した, 次式で表わされる間欠的観測を含む線形状態空間モデルについて考える.

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{G}_k \mathbf{e}_{1k} \quad (10)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{E}_k \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{e}_{2k} + (\mathbf{I} - \mathbf{E}_k) \mathbf{y}'_k \quad (11)$$

ただし $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$ は状態ベクトル, $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^p$ は観測ベクトル, $\mathbf{F}_k, \mathbf{G}_k, \mathbf{H}_k$ はそれぞれ $n \times n, n \times r, p \times n$ 行列, $\mathbf{E}_k$ は各成分がベルヌーイ過程に従う $p \times p$ 対角行列である.

ここで従来の H_∞ フィルタリング問題と同様にシステムに対してつぎの仮定を置く.

[仮定 2] プロセス雑音 $\mathbf{e}_{1k}$, 観測雑音 $\mathbf{e}_{2k}$ はそれぞれ独立しており, 与えられた N に対して次式を満たす積算エネルギーが有界な雑音である.

$$\sum_{k=0}^N \|\mathbf{e}_{1k}\|^2 < \infty, \quad \sum_{k=0}^N \|\mathbf{e}_{2k}\|^2 < \infty \quad (12)$$

[仮定 3] $(\mathbf{F}_k, \mathbf{G}_k)$ は可制御, $(\mathbf{F}_k, \mathbf{H}_k)$ は可観測

すると H_∞ フィルタリング問題は, 観測データに基づく状態の線形結合 $\mathbf{z}_k = \mathbf{L}_k \mathbf{x}_k$ ($\mathbf{z}_k \in \mathbb{R}^q, \mathbf{L}_k \in \mathbb{R}^{q \times n}$) の推定問題において, エネルギーが有界であるすべての雑音に対して, 推定誤差と雑音のエネルギーの比を設定パラメータ γ^2 より小さくする条件式 (13) 式を満たす推定値 $\hat{\mathbf{z}}_k = \mathbf{z}_k^*$ を見つける問題である^{13), 14)}.

$$\sup_{\mathbf{x}_0, \mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2} \frac{\sum_{k=0}^N \|\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k\|^2}{\|\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0\|_{P_0^{-1}}^2 + \sum_{k=0}^N \|\mathbf{e}_{1k}\|_{Q_k^{-1}}^2 + \sum_{k=0}^N \|\mathbf{e}_{2k}\|_{R_k^{-1}}^2} < \gamma^2 \quad (13)$$

ただし, $P_0 > 0, Q_k > 0, R_k > 0$ はそれぞれ初期状態 $\mathbf{x}_0$, 雑音 $\mathbf{e}_{1k}, \mathbf{e}_{2k}$ に対する重み行列である.

ここで, 観測雑音の重み行列 $\mathbf{R}_k$ に対してつぎの仮定を置く.

[仮定 4] 観測雑音の重み行列 $\mathbf{R}_k$ は対角行列である.

このとき, 間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタリング問題における解の存在条件についてつぎの補題が成り立つ.

[補題 1] 仮定 2~4 が成り立つとする. (10), (11) 式で表わされる間欠的観測を含む状態空間モデルに対して, 間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタリング問題の解が一意に存在するための必要十分条件は以下の二つである.

1. リカッチ方程式 (14) 式が正定解をもつ.

$$\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_k \Psi_k^{-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{G}_k^T \mathbf{Q}_k \mathbf{G}_k > \mathbf{0} \quad (14)$$

$$\Psi_k := \mathbf{I} + (\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}_k \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{L}_k^T \mathbf{L}_k) \mathbf{P}_k \quad (15)$$

2. (16) 式が正定解をもつ.

$$\mathbf{P}_k^{-1} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}_k \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{L}_k^T \mathbf{L}_k > \mathbf{0}, \quad k=0, 1, \dots, N \quad (16)$$

[Proof] $\hat{\mathbf{z}} = [\hat{\mathbf{z}}_0 \ \hat{\mathbf{z}}_1 \ \cdots \ \hat{\mathbf{z}}_N]$, $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_0 \ \mathbf{y}_1 \ \cdots \ \mathbf{y}_N]$, $\mathbf{e}_1 = [\mathbf{e}_{10} \ \mathbf{e}_{11} \ \cdots \ \mathbf{e}_{1N}]$, $\mathbf{e}_2 = [\mathbf{e}_{20} \ \mathbf{e}_{21} \ \cdots \ \mathbf{e}_{2N}]$ とする. ここで (11) 式より, $\mathbf{e}_{2k} = \mathbf{y}_k - \mathbf{E}_k \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k - (\mathbf{I} - \mathbf{E}_k) \mathbf{y}'_k$ であるので, これを条件式 (13) 式に代入し, また, 評価関数 J を以下のように定義する.

$$\begin{aligned} J(\hat{\mathbf{z}}; \mathbf{x}_0, \mathbf{y}, \mathbf{e}_1) &= \sum_{k=0}^N \|\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_k\|^2 - \gamma^2 \|\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0\|_{P_0^{-1}}^2 - \gamma^2 \sum_{k=0}^N \|\mathbf{e}_{1k}\|_{Q_k^{-1}}^2 \\ &\quad - \gamma^2 \sum_{k=0}^N \|\mathbf{y}_k - \mathbf{E}_k \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k - (\mathbf{I} - \mathbf{E}_k) \mathbf{y}'_k\|_{R_k^{-1}}^2 \end{aligned} \quad (17)$$

すると (13) 式の不等式条件は, 以下の $\hat{\mathbf{z}}$ と $[\mathbf{x}_0 \ \mathbf{y} \ \mathbf{e}_1]$ に対するミニマックス問題に変換される.

$$\min_{\hat{\mathbf{z}}} \max_{\mathbf{x}_0, \mathbf{y}, \mathbf{e}_1} J(\hat{\mathbf{z}}; \mathbf{x}_0, \mathbf{y}, \mathbf{e}_1) < 0, \quad [\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0 \ \mathbf{e}_1 \ \mathbf{e}_2] \neq \mathbf{0} \quad (18)$$

よって H_∞ フィルタリング問題は上式で表わされる問題に対して最適解を求めることとなり, その解が一意に存在するために必要十分条件は (14), (16) 式が共に正定解をもつこととなる. 詳しい証明については従来の H_∞ フィルタリング問題の解法¹³⁾と同様に行なえるので省略する. $\square$

つぎに, この間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタを SLAM 問題に適用した場合を考える. 前章で述べたように SLAM 問題におけるモデルは非線形関数を用いて表わされる非線形モデルであるため, 本稿では文献 3) と同様にテイラー展開による線形化を行なう. このとき, $\mathbf{F}_k, \mathbf{H}_k$ はそれぞれ状態遷移関数 $\mathbf{f}$ および観測関数 $\mathbf{h}$ のヤコビ行列となり, 後述のフィルタによって推定された値を用いて以下のように算出される.

$$\mathbf{F}_k := \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_v & \mathbf{0}_{3 \times 2M} \\ \mathbf{0}_{2M \times 3} & \mathbf{I}_{2M \times 2M} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$\mathbf{H}_k := \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_v & \mathbf{H}_p \end{bmatrix} \quad (20)$$

ただし

$$\mathbf{F}_v := \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -v_k T \sin \theta_{R_k} & 1 & 0 \\ v_k T \cos \theta_{R_k} & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$\mathbf{H}_v = \begin{bmatrix} -\mathbf{e}^T & -\mathbf{e}^T & \cdots & -\mathbf{e}^T \\ -\mathbf{A}_1^T & -\mathbf{A}_2^T & \cdots & -\mathbf{A}_M^T \end{bmatrix}^T \quad (22)$$

$$\mathbf{H}_p = \text{block diag}\{\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \cdots, \mathbf{A}_M\} \quad (23)$$

$$\mathbf{e} := \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A}_i := \begin{bmatrix} -\frac{dy_i}{r_i} & \frac{dx_i}{r_i} \\ \frac{dx_i}{r_i} & \frac{dy_i}{r_i} \end{bmatrix} \quad (i=1, 2, \cdots, M) \quad (24)$$

ここで θ_{Rk} , dx_i , dy_i , r_i (> 0) はそれぞれロボットの姿勢角およびロボットと各ランドマーク間の相対距離の推定値である。

すると SLAM 問題における間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタリング問題の解の存在条件としてつぎの定理が成り立つ。
《定理 1》 仮定 1~4 が成り立つとする。SLAM 問題に適用した間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタリング問題の解が一意に存在するための必要十分条件は (25) 式を満たすことである。

$$\mathbf{P}_k^{-1} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}_k \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I} > 0, \quad k=0, 1, \cdots, N \quad (25)$$

[Proof] SLAM 問題において $\mathbf{G}_k$, $\mathbf{L}_k$ はそれぞれ適切な次元の単位行列である。よって, (15) 式の Ψ_k を (14) 式に代入すると, リカッチ方程式 (14) 式は以下になる。

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k+1} &= \mathbf{F}_k \mathbf{P}_k \Psi_k^{-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \\ &= \mathbf{F}_k (\mathbf{P}_k^{-1} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}_k \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I})^{-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \\ &= \mathbf{F}_k \tilde{\mathbf{P}}_k \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \end{aligned} \quad (26)$$

$$\tilde{\mathbf{P}}_k := (\mathbf{P}_k^{-1} + \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}_k \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I})^{-1} \quad (27)$$

ここで, (19), (21) 式より $\mathbf{F}_k$ は正則行列であり, また正定行列の逆行列および転置行列もそれぞれ正定行列であるため, (25) 式が満たされているとき, $\mathbf{F}_k \tilde{\mathbf{P}}_k \mathbf{F}_k^T$ も同様に正定行列となる。よって正定行列の和で表わされる (26) 式も正定となるので, 補題 1 で示した (14), (16) 式で表わされる二つの条件は一つにまとめることができ, SLAM 問題に適用した間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタリング問題の解が一意に存在するための必要十分条件は (25) 式で与えられる。□

3.2 間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタアルゴリズム

前節で提案した間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタを SLAM 問題に適用した際のフィルタアルゴリズムを書き表わす。ここで各ランドマークに対する観測雑音がそれぞれ独立, すなわち $\mathbf{R}_k$ が対角行列であるとする, ロボットとランドマークの状態を推定する間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタは, 状態遷移関数および観測関数のヤコビ行列 $\mathbf{F}_k$, $\mathbf{H}_k$ を用いて以下に示す 4 ステップの再帰的处理で与えられる。ただし, $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$, $\hat{\mathbf{y}}_{k+1|k}$ はそれぞれ事前および事後推定値であることを表わす。

Step1: 予測

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k}, v_k, \omega_k) \quad \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \in \mathbb{R}^{3+2M} \quad (28)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{k+1|k} = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}) \quad \hat{\mathbf{y}}_{k+1|k} \in \mathbb{R}^{2M} \quad (29)$$

Step2: 観測

$$\tilde{\mathbf{y}}_{k+1} = \mathbf{y}_{k+1} - \hat{\mathbf{y}}_{k+1|k} \quad (30)$$

Step3: 検出・補償

$$\mathbf{E}_{k+1} = \text{block diag}\{\boldsymbol{\eta}_{1k+1}, \boldsymbol{\eta}_{2k+1}, \cdots, \boldsymbol{\eta}_{Mk+1}\} \quad (31)$$

$$\boldsymbol{\eta}_{ik+1} = \begin{cases} \mathbf{I}_2 & (|\tilde{r}_{ik+1}| \leq \tilde{r}_{lim}) \\ \mathbf{0}_2 & (|\tilde{r}_{ik+1}| > \tilde{r}_{lim}) \end{cases}, \quad \tilde{r}_{ik+1} := r_{ik+1} - \hat{r}_{ik+1} \quad (32)$$

Step4: 更新

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} \tilde{\mathbf{y}}_{k+1|k} \quad (33)$$

ここで $\mathbf{K}_{k+1}$ はフィルタゲインであり, これと状態共分散行列 $\mathbf{P}_k$ は以下のように表現できる。

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{E}_k \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \mathbf{E}_k \quad (34)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_k \Psi_k^{-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k > \mathbf{0} \quad (35)$$

$$\Psi_k = \mathbf{I} + (\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}_k \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I}) \mathbf{P}_k \quad (36)$$

SLAM 問題において間欠的観測を含む観測情報を用いてロボットが推定を精度よく継続するためには, ロボット自身が取得した情報を基にして自律的にかつリアルタイムで間欠的観測の検出・補償を行なう必要がある。そこで, 本提案アルゴリズムでは通常の H_∞ フィルタアルゴリズムに加え, Step3 においてその検出・補償を行なう。具体的にはまず, 各ランドマークの観測情報それぞれに対して, Step2 で取得した相対距離の観測値 r_{ik} と Step1 で予測したその推定値 $\hat{r}_{ik}$ の比較を行ない, その両者の差 $\tilde{r}_{ik}$ を求める。つぎに, この差 $\tilde{r}_{ik}$ と閾値 $\tilde{r}_{lim}$ との大小関係により, 取得した観測値が正常か異常かの判断を各ランドマークごとに行ない, その判断により各観測情報に対する $\boldsymbol{\eta}_{ik}$ の値を (32) 式に従って決定する。すなわち, この $\boldsymbol{\eta}_{ik}$ の値は取得した観測情報が正常と判断された ($\tilde{r}_{ik} \leq \tilde{r}_{lim}$) ならば単位行列 $\mathbf{I}_2$, 異常と判断された ($\tilde{r}_{ik} > \tilde{r}_{lim}$) ならば零行列 $\mathbf{0}_2$ となる。そして, 上記の手法により値を決定した各観測情報に対する $\boldsymbol{\eta}_{ik}$ をまとめた間欠補償行列 $\mathbf{E}_k$ を構成する。最後に Step4 において, この $\mathbf{E}_k$ を含むフィルタゲイン $\mathbf{K}_k$ の算出を行なうことで, 正常な観測値のみを用いて状態推定値の更新を行なうことが可能となり, 間欠的観測による推定精度の悪化を防ぐことができる。

また, 閾値 r_{lim} の設定方法についてであるが, 前述のとおり, 本提案アルゴリズムでは実際に取得した観測値とその推定値を比較することにより間欠的観測の検出を行なう。ここで, 異常観測値以外でこの両者の差を生じさせる要因として, 観測雑音とロボットおよびランドマークの推定誤差が挙げられる。よって間欠的観測を正しく検出するためには, ランドマーク観測に用いるセンサの性能やロボットの位置推定に影響するモデル化誤差などを考慮して閾値を適切に設定する必要がある。

4. 推定誤差共分散行列の収束性

SLAM 問題を確率的に考える場合, 推定誤差共分散行列 $\mathbf{P}_k$ が推定の不確かさを示すパラメータとなり, その大きさは行列式 $|\mathbf{P}_k|$ を用いて表わされる¹⁵⁾。しかしながら, ロボッ

トが移動している場合、ヤコビ行列 $\mathbf{F}_k$ および $\mathbf{H}_k$ は時刻によって変化し、またプロセス雑音も常に加わるため、その収束性を示すことは困難である。そこで本章では自己位置と環境地図の推定誤差の収束性として、ロボットが静止状態において観測を続けることによって誤差共分散行列 $\mathbf{P}_k$ が収束することを示す。

時刻 k において移動ロボットが静止したときの推定誤差共分散行列の値を $\mathbf{P}_k^0$ とし、その後 i 回観測が行なわれたときの推定誤差共分散行列の値を $\mathbf{P}_k^i$ とする。また、式を簡略化するために $\mathbf{W}_k$ を (37) 式のようにおく。

$$\mathbf{W}_k := \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}^* \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I} \quad (37)$$

ここでロボットが静止しているとすると、状態遷移関数のヤコビ行列 $\mathbf{F}_k$ は単位行列となり、またプロセス雑音の共分散行列 $\mathbf{Q}_k$ は零行列となる。よって、ロボットが静止状態における誤差共分散行列の逆行列は (37) 式の $\mathbf{W}_k$ を用いて以下のように更新される。

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_k^{i+1-1} &= \left\{ \mathbf{F}_{k+i} (\mathbf{P}_k^{i-1} + \mathbf{W}_{k+i})^{-1} \mathbf{F}_{k+i}^T + \mathbf{Q}_{k+i} \right\}^{-1} \\ &= \mathbf{P}_k^{i-1} + \mathbf{W}_{k+i} \end{aligned} \quad (38)$$

これよりロボットが静止後に n 回観測が行なわれた場合、誤差共分散行列の逆行列は以下のように表わされる。

$$\mathbf{P}_k^{n-1} = \mathbf{P}_k^{0-1} + \sum_{j=0}^{n-1} \mathbf{W}_{k+j} \quad (39)$$

また、ロボットが静止状態において正常な観測値が得られた場合、その各観測における観測関数のヤコビ行列 $\mathbf{H}_{k+j}$ の値は等しくなる。よって各ランドマークの観測情報が正常に得られる確率がそれぞれ p_i ($0 < p_i \leq 1$, $i = 1, 2, \dots, M$) であるとする、静止後の観測回数 n が十分に大きいとき、次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} \sum_{j=0}^{n-1} \mathbf{W}_{k+j} &= \sum_{j=0}^{n-1} (\mathbf{H}_{k+j}^T \mathbf{R}_{k+j}^{-1} \mathbf{E}^* \mathbf{H}_{k+j} - \gamma^{-2} \mathbf{I}) \\ &= n (\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}^* \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I}) \end{aligned} \quad (40)$$

$$\mathbf{E}^* := \text{block diag}\{p_1 \cdot \mathbf{I}_2, p_2 \cdot \mathbf{I}_2, \dots, p_M \cdot \mathbf{I}_2\} \quad (41)$$

するとロボットの静止時における誤差共分散行列の行列式に関してつぎの補題が成り立つ。

[補題 2] 仮定 1-4 が成り立つとする。ロボットが静止した状態でランドマークを観測し続けた場合を考える。このとき、誤差共分散行列の行列式が観測によって減少する十分条件は (42) 式を満たすことである。

$$\mathbf{W}^* := \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}^* \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I} > \mathbf{0} \quad (42)$$

[Proof] (39), (40) 式よりロボットが静止後に n 回観測が行なわれた場合、誤差共分散行列 $\mathbf{P}_k^n$ は $\mathbf{W}^*$ を用いて以下のように表わされる。

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_k^n &= \left(\mathbf{P}_k^{0-1} + \sum_{j=0}^{n-1} \mathbf{W}_{k+j} \right)^{-1} \\ &= \left\{ \mathbf{P}_k^{0-1} + n (\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}^* \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I}) \right\}^{-1} \\ &= (\mathbf{P}_k^{0-1} + n \mathbf{W}^*)^{-1} \end{aligned} \quad (43)$$

ここで (42) 式が満たされているとすると、正定行列の行列式における特性よりその行列式 $|\mathbf{P}_k^n|$ に関して次式が成り立つ。

$$\begin{aligned} |\mathbf{P}_k^n| &= |(\mathbf{P}_k^{0-1} + n \mathbf{W}^*)^{-1}| \\ &= |\mathbf{P}_k^{0-1} + n \mathbf{W}^*|^{-1} \\ &< |\mathbf{P}_k^{0-1}|^{-1} = |\mathbf{P}_k^0| \end{aligned} \quad (44)$$

これよりロボットが静止状態で観測を続け、かつ (42) 式が満たされているとき、誤差共分散行列の行列式は減少する。□

ここで静止時における初期誤差共分散行列の逆行列 $\mathbf{P}_k^{0-1}$ および $\mathbf{W}^*$ の各部分行列を以下のように定義する。

$$\mathbf{P}_k^{0-1} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{P}}_{k11} & \bar{\mathbf{P}}_{k12} \\ \bar{\mathbf{P}}_{k21} & \bar{\mathbf{P}}_{k22} \end{bmatrix} \quad (45)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{W}^* &= \begin{bmatrix} \mathbf{H}_v^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}^* \mathbf{H}_v - \gamma^{-2} \mathbf{I}_3 & \mathbf{H}_v^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}^* \mathbf{H}_p \\ \mathbf{H}_p^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}^* \mathbf{H}_v & \mathbf{H}_p^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}^* \mathbf{H}_p - \gamma^{-2} \mathbf{I}_{2M} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{11}^* & \mathbf{W}_{12}^* \\ \mathbf{W}_{21}^* & \mathbf{W}_{22}^* \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (46)$$

するとロボットの静止時における誤差共分散行列の収束性についてつぎの定理が成り立つ。

《定理 2》 仮定 1-4 が成り立つとする。ロボットが静止した状態でランドマークを観測し続けた場合を考える。この条件の下で補題 2 における条件式 (42) 式を満たしながら、ロボットが静止後に観測を n (> 0) 回行ったときの全状態共分散行列は以下のように表わされる。また、 $n \rightarrow \infty$ としたとき推定誤差共分散行列は $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{P}_k^n = \mathbf{0}_{3+2M}$ となる。

$$\mathbf{P}_k^n = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{11} & \mathbf{P}_{12} \\ \mathbf{P}_{21} & \mathbf{P}_{22} \end{bmatrix} \quad (47)$$

ここで、 $\mathbf{P}_{11}$, $\mathbf{P}_{22}$ はそれぞれロボットおよびランドマークに関する誤差共分散行列、 $\mathbf{P}_{12}$, $\mathbf{P}_{21}$ はロボットとランドマークに関する相互誤差共分散行列であり、その値は以下の計算で求めることができる。

$$\mathbf{P}_{11} = n^{-1} (\mathbf{\Xi}_{11} - \mathbf{\Xi}_{12} \mathbf{\Xi}_{22}^{-1} \mathbf{\Xi}_{21})^{-1} \quad (48)$$

$$\mathbf{P}_{12} = -\mathbf{P}_{11} \mathbf{\Xi}_{12} \mathbf{\Xi}_{22}^{-1} \quad (49)$$

$$\mathbf{P}_{21} = -\mathbf{\Xi}_{22}^{-1} \mathbf{\Xi}_{21} \mathbf{P}_{11} \quad (50)$$

$$\mathbf{P}_{22} = \mathbf{\Xi}_{22}^{-1} \mathbf{\Xi}_{21} \mathbf{P}_{11} \mathbf{\Xi}_{12} \mathbf{\Xi}_{22}^{-1} + n^{-1} \mathbf{\Xi}_{22}^{-1}$$

ただし、

$$\mathbf{\Xi}_{ij} := n^{-1} \bar{\mathbf{P}}_{kij} + \mathbf{W}_{ij}^* \quad (51)$$

[Proof] (43), (45), (46) 式より, ロボットが静止後に n 回観測を行なったときの誤差共分散行列の逆行列 $\mathbf{P}_k^{n-1}$ の各成分は (51) 式の Ξ_{ij} を用いて以下のように表わされる.

$$\begin{aligned}\mathbf{P}_k^{n-1} &= \mathbf{P}_k^{0-1} + n\mathbf{W}^* \\ &= \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{P}}_{k11} & \bar{\mathbf{P}}_{k12} \\ \bar{\mathbf{P}}_{k21} & \bar{\mathbf{P}}_{k22} \end{bmatrix} + n \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{11}^* & \mathbf{W}_{12}^* \\ \mathbf{W}_{21}^* & \mathbf{W}_{22}^* \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} n\Xi_{11} & n\Xi_{12} \\ n\Xi_{21} & n\Xi_{22} \end{bmatrix} \quad (52)\end{aligned}$$

このとき, (42) 式が正定であるとする, $\mathbf{W}^*$ の部分行列 $\mathbf{W}_{22}^*$ も正定となるので, (51) 式より Ξ_{22} も正定行列となる. これより, (52) 式に逆行列補題を用いて計算すると, 全状態共分散行列 $\mathbf{P}_k^n$ は (47) 式のようになり, 各成分は (48)~(51) 式の計算で求められる.

ここで十分時間経過後 $n \rightarrow \infty$ とすると, (51) 式より Ξ_{ij} は以下ようになる.

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \Xi_{ij} = \mathbf{W}_{ij}^* \quad (53)$$

また, $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbf{P}_{11} = \mathbf{0}$ であるので (48)~(51) 式より, 十分時間経過後, 推定誤差共分散行列 $\mathbf{P}_k^n$ の各成分が $\mathbf{0}$ となることから, 十分時間経過後の $\mathbf{P}_k^n$ は $\mathbf{0}$ になる. $\square$

5. シミュレーションによる検証

まずはシミュレーションにより提案手法の有効性の確認と推定精度の比較を行なう.

5.1 シミュレーション条件

シミュレーションに用いたパラメータを Table 1 に, 与えた入力信号を Fig. 3, Fig. 4 にそれぞれ示す. なお, プロセス雑音, 観測雑音は, 上記の範囲内で一様分布する乱数信号を与えた. 本シミュレーションでは間欠的観測の影響およびすべての観測情報が失われた場合の検証を行なうために, 少数のランドマークが存在する環境下での検証を行なう. また, 本シミュレーションではランドマークを含むシステム全体の

推定誤差における収束性の検証を行なうために, ロボットはどの位置からも基本的にはすべてのランドマークを観測可能であるとする. そして間欠的観測として Fig. 5 のように推定途中で一部もしくはすべてのランドマークの観測値が異常値となったとする.

5.2 シミュレーション結果

まず間欠補償行列 $\mathbf{E}_k$ の各成分 η_{ik} の値を Fig. 6 に示す. これと Fig. 5 の取得した観測情報を比較すると, 各間欠的観測に対応して η_{ik} の値が 0 となっていることから, 部分的な間欠を含む間欠的観測の検出・補償が正しく行なわれていることを確認することができる.

つぎにシミュレーション結果は Fig. 7~Fig. 10 のようになり, それぞれロボットの自己位置およびランドマークの位置推定結果, 推定誤差共分散行列, ロボットおよびランドマークの位置推定誤差の推定二乗誤差を示す.

まず, Fig. 7 において各線およびマーカーはそれぞれロボットの軌跡および各ランドマーク位置を表わしている. この図より, 間欠的観測によって通常の H_∞ フィルタ (HF) による推定結果は真値から大きくずれている. それに対し, スwitchングカルマンフィルタ (SKF) および本稿の提案法による推定結果では, 推定を精度よく継続していることを確認できる. 一方で, Fig. 8 の誤差共分散において, SKF による推定では間欠的観測値が一つでもあるとその値が上昇しているが, 提案法による推定では 250s~280s のすべての観測値が異常となったときのみ上昇している. これは提案法では一部の異常な観測値があったとしても, そのほかの正常な観測値でフィ

Fig. 5 Observed value

Fig. 6 Compensation matrix

Fig. 7 Estimation results

Fig. 8 Error covariance

Table 1 Simulation parameters

Parameter[Unit]	Symbol	Value
Sampling time [s]	T	0.1
Simulation time [s]	$SimTime$	1500
Initial state of the robot	$\mathbf{x}_{R_0}$	$[0 \ 0 \ 0]^T$
Initial state error covariance matrix	$\mathbf{P}_0$	$\begin{bmatrix} 10^{-5} \times \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & 10^5 \times \mathbf{I}_{10} \end{bmatrix}$
Covariance matrix of process noise	$\mathbf{Q}$	$\begin{bmatrix} 10^{-6} \times \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$
Covariance matrix of observation noise	$\mathbf{R}$	$10^{-5} \times \mathbf{I}_6$
Process Noise	$Q_{u_{max}} \quad Q_{u_{min}}$	0.01 -0.01
Observation Noise	$R_{\varphi_{max}} \quad R_{\varphi_{min}} \quad R_{r_{max}} \quad R_{r_{min}}$	0.01 -0.01 0.1 -0.1
Design parameter	γ	15
Threshold	r_{lim}	20

Fig. 3 Velocity

Fig. 4 Angular velocity

Fig. 9 Errors of robot

Fig. 10 Errors of landmark

Fig. 11 Experimental setup

Fig. 12 Experimental overview

Fig. 13 Control input

ルタゲインの算出を行なっているためである。また、両フィルタによる結果とも観測値が正常に戻ると誤差共分散行列の値も戻っており、さらに提案法では 1200s でロボットが静止した後に、値が一定値に収束している。最後に Fig. 9, Fig. 10 より SKF と提案法による推定精度を比較すると、ロボットおよびランドマークの両誤差において、提案法による誤差が SKF による誤差よりも小さくなっている。これより提案法が SKF より間欠的観測による推定精度の悪化を防ぐことが示された。

6. 制御実験による検証

つぎに実際の移動ロボットから得られたデータを用いて制御実験による検証を行なう。

6.1 実験概要

実験環境を Fig. 11 に、実験の概略図を Fig. 12 に示した。移動ロボットには独立 2 輪駆動型移動ロボット Amigobot を用いた。無線 LAN により入力信号やオドメトリデータ、また Amigobot に搭載されているソナーセンサより測定したランドマークとの相対距離を Amigobot と PC 間で送受信し、これらのデータをオフラインで取得し、Matlab 上で計算を行なうことで実験検証を行なった。今回の実験では推定結果とランドマークの推定二乗誤差、誤差共分散を評価する。推定二乗誤差を評価することにより、推定精度の比較検証を行なう。誤差共分散を比較することにより、収束性の検証を行なう。また、ソナーセンサを用いるため正確な相対角度を求めることができない。そこで本稿では、観測開始時のロボッ

Table 2 Experimental parameters

Parameter[Unit]	Symbol	Value
Sampling time [s]	T	0.1
Number of steps [step]	$SimTime$	435
Initial state of the robot	$\mathbf{x}_{R_0}$	$[0 \ 0 \ 0]^T$
Landmark position [mm]	(x_i, y_i)	(0, 1132)
Initial state error covariance matrix	$\mathbf{P}_0$	$\begin{bmatrix} 10^{-5} \times \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & 10^5 \times \mathbf{I}_2 \end{bmatrix}$
Covariance matrix of process noise	$\mathbf{Q}$	$\begin{bmatrix} 10^{-7} \times \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$
Covariance matrix of observation noise	$\mathbf{R}$	$\begin{bmatrix} 10^{-4} & 0 \\ 0 & 10^{-4} \end{bmatrix}$
Design parameter	γ	31
Threshold	r_{lim}	25

Fig. 14 Observed value

Fig. 15 Compensation matrix

Fig. 16 Estimation results

トとランドマークの相対角度を 90 deg であるとし、その後も Fig. 12 のようにランドマークを中心に半径 1 m の円弧に沿って Amigobot を移動させることで常に一定の相対角度が得られていると仮定して実験を行なった。また、実験に用いたパラメータを Table 2 に、与えた入力信号を Fig. 13 に示した。

6.2 実験結果

この実験で得られた観測値を Fig. 14 に示した。この図より、ソナーセンサがランドマークを捉えられなかったことや障害物の存在によって、途中で相対距離の観測値が異常値となっている。これに対し、Fig. 15 に示した間欠補償行列の値より、間欠的観測に対応して行列の成分が 0 となっており、その検出・補償が正しく行なわれていることを確認できる。

つぎに実験結果は Fig. 16~Fig. 18 のようになり、それぞれロボットの自己位置およびランドマークの位置推定結果、ランドマークの推定二乗誤差、推定誤差共分散行列を示す。ロボットの誤差は、カメラのサンプリング時間とロボット内のサンプリング時間を同期させることができなかったのが省略した。

まず Fig. 16 より正常な観測値が間欠することで、HF による結果は途中から正しく自己位置推定が行えなくなっている。その一方で、スイッチングカルマンフィルタ (SKF) および提案法による結果では最後まである程度の精度を維持して

Fig. 17 Error covariance

Fig. 18 Errors of landmark

推定が行なわれている。また Fig. 17 より, SKF および提案法による誤差共分散行列は異常観測値によって上昇しているが, 正常な観測値に戻るとその値も元に戻っており, ロボットが静止後には一定値に収束していることがわかる。そして, Fig. 18 より, SKF による結果と比較して, 提案法による誤差のほうが小さくなっており, これより提案法が推定精度の悪化に対して有効であることを確認できる。

7. おわりに

本稿では間欠的観測を考慮した H_∞ フィルタによる SLAM について扱った。正常な観測情報が間欠的となる状況下においても移動ロボットが自身の自己位置と周囲のランドマーク位置の推定を精度よく行なうために, 本提案法では取得した各ランドマークに対する観測値と前時刻においてフィルタを用いて算出した各観測値の推定値とを比較することによって, 取得した個々の観測値それぞれに対して異常値の検出を行なった。そして, その検出結果に従って各観測値に対応する対角成分の値が 0 または 1 となる間欠補償行列を構成し, この間欠補償行列を含めて算出したフィルタゲインにより状態推定値の更新を行なうことで, 正常な観測情報が間欠的となる状況下においても推定精度の悪化を防ぐことを可能とした。

また本稿では, 推定誤差の収束性の証明としてロボットが静止状態で観測を続けることによって誤差共分散行列が収束することを示した。そして最後に, シミュレーションと実機検証の結果より, 本提案法を用いることで間欠的観測の状況下でも, 推定が精度よく継続されており, さらにはロボットが静止後には誤差共分散行列が収束していることを確認した。

一方で, 本提案手法は間欠的観測の誤検出に関しては考慮していない。それゆえ, そのような誤検出を生じた場合に, ロボットが自律的に再び正しい検出を再開することに関してはまだ改善の余地があり, 今後の課題とさせていただく。

参考文献

- 1) 友納正裕: 移動ロボットのための確率的な自己位置推定と地図構築, 日本ロボット学会誌, **29-5**, 423/426 (2011)
- 2) H. Durrant-Whyte and T. Bailey: Simultaneous localization and mapping: Part 1, *IEEE Robotics and Automation Magazine*, **13-2**, 99/110 (2006)
- 3) G. Dissanayake and S. Huang: Convergence and Consistency Analysis for Extended Kalman Filter Based SLAM, *IEEE Transactions on Robotics*, **23-5**, 1036/1049 (2007)
- 4) E. Garcia, M.A. Jimenez, P.G.D. Santos and M. Armada: The evolution of robotics research, *IEEE Robotics and Automation Magazine*, **14-1**, 90/103 (2007)

- 5) A. Mallios, P. Ridao, D. Ribas, F. Maurelli and Y. Petillot: EKF-SLAM for AUV navigation under Probabilistic Sonar Scan-Matching, *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Taipei, Taiwan, 4404/4411 (2010)
- 6) B. Sinopoli, L. Schenato, M. Franceschetti, K. Poolla, M.I. Jordan and S.S. Sastry: Kalman Filtering With Intermittent Observations, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, **49-9**, 1453/1464 (2004)
- 7) 小杉, 滑川: 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, 計測自動制御学会論文集, **48-10**, 649/656 (2012)
- 8) H. Ahmad and T. Namerikawa: Intermittent Measurement in Robotic Localization and Mapping with FIM Statistical Bounds, *IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems*, **131-6**, 1223/1232 (2011)
- 9) H. Ahmad and T. Namerikawa: Robotic Mapping and Localization Considering Unknown Noise Statistics, *Journal of System Design and Dynamics*, **5-1**, 070/082 (2011)
- 10) K.P.B. Chandra, D. Gu and I. Postlethwaite: SLAM using EKF, EH_∞ and mixed EH_2/H_∞ filter, *Proc. of IEEE International Symposium on Intelligent Control*, Yokohama, Japan, 818/823 (2010)
- 11) 大川, 滑川: 逃避時間回避を考慮した H_∞ フィルタによる移動ロボットの自己位置推定と環境認識, 計測自動制御学会論文集, **48-10**, 674/682 (2012)
- 12) Y. Okawa and T. Namerikawa: H_∞ Filter-based SLAM with the Observation on an a priori Known Landmark, *SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration*, **6-5**, 360/367 (2013)
- 13) 片山 徹: 新版応用カルマンフィルタ, 朝倉書店 (2000)
- 14) D. Simon: *Optimal State Estimation: Kalman, H_∞ , and Nonlinear Approaches*, 333/367, Wiley-Interscience (2006)
- 15) G. Dissanayake, P. Newman, S. Clark, H. Durrant-Whyte and M. Csorba: A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, **17-3**, 229/241, (2001)

[著者紹介]

大川 佳寛 (学生会員)

2012 年慶應義塾大学理工学部システムデザイン工学科卒業。2013 年慶應義塾大学大学院理工学研究科総合デザイン工学専攻前期博士課程修了。同年同大学大学院理工学研究科総合デザイン工学専攻後期博士課程に入学。

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 年同大学理工学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ロボティクス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。