

# 間欠的観測を考慮した $H_\infty$ フィルタによる SLAM

○大川 佳寛 滑川 徹 (慶應義塾大学)

## SLAM Problem via $H_\infty$ Filter with Compensation for Intermittent Observation

\*Y. Okawa and T. Namerikawa (Keio University)

**Abstract**— This paper deals with the Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) problem via  $H_\infty$  filter with compensations for intermittent observations. In SLAM problem, robot observations sometimes become intermittently and then the estimation accuracy deteriorates. In this paper, to remove the effects of intermittent observations, 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,  $H_\infty$  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う問題であり、その技術は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<sup>1)</sup>。しかしながら SLAM 問題では、正常な観測情報が一時的に失われることで、推定精度が悪化する。この間欠的観測に関する研究は様々な分野でされており<sup>2)</sup>、SLAM 問題に対する研究としては文献<sup>3)</sup>がある。文献<sup>3)</sup>ではスイッチングカルマンフィルタを用いて間欠的観測を表現し、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、その検出方法や観測情報が部分的に失われた場合については述べられておらず、また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、この雑音特性を必要としない  $H_\infty$  フィルタによる手法は文献<sup>4)</sup>などがあるが、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  $H_\infty$  フィルタによる SLAM 問題について扱う。本稿では、取得した観測値とその推定値との差によって間欠的観測を検出し、その補償を対角成分が 0-1 であるスイッチング行列  $\mathbf{E}_k$  を用いて行う。そして、この  $\mathbf{E}_k$  を用いてフィルタゲインを算出することによって、間欠的観測の影響を除外してフィルタによる状態推定値の更新を行うことができ、推定精度の悪化を防ぐ。

そして本稿では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。さらにシミュレーション及び実機検証によって提案手法の有効性の確認を行う。

### 2 問題設定

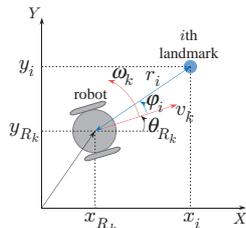
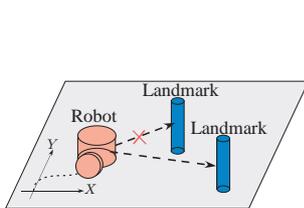


Fig. 1: System configuration Fig. 2: SLAM model

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。SLAM 問題では移動ロボットにノイズ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、ロボット自身の自己位置と  $M$  個の静止している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。

まず状態モデルについて  $\mathbf{x}_{R_k} := [\theta_{R_k} \ x_{R_k} \ y_{R_k}]^T \in \mathbb{R}^3$  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、 $M$  個全てのランドマークをまとめたものを  $\mathbf{p}_{all} = [\mathbf{p}_1^T \ \mathbf{p}_2^T \ \cdots \ \mathbf{p}_M^T]^T \in \mathbb{R}^{2M}$  とすると、システム全体の状態ベクトル  $\mathbf{x}_k := [\mathbf{x}_{R_k}^T \ \mathbf{p}_{all}^T]^T \in \mathbb{R}^{3+2M}$  の状態遷移式は次のように表わせる。

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

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

ただし、 $v_k \in \mathbb{R}^1$ 、 $\omega_k \in \mathbb{R}^1$  はロボットに入力される速度および角速度、 $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^{3+2M}$  はシステム全体の状態遷移を規定する非線形関数、 $T$  はサンプリング時間、 $\mathbf{e}_{1_k} \in \mathbb{R}^{3+2M}$  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。

次に観測モデルについて考える。ロボットと  $i$  番目のランドマーク間の相対距離を  $r_i$ 、相対角度を  $\varphi_i$  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ようになる。

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

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

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

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、 $\mathbf{e}_{2i_k} \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$  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り、 $\boldsymbol{\eta}_{i_k}$  はそれぞれ以下の確率に従う。

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

すなわち、 $i$  番目のランドマークに対して確率  $p$  ( $0 < p \leq 1$ ) で正常な観測値が得られ、残りの確率  $1 - p$  で

その観測値が異常であることを表わす. ここで  $M$  個の各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のように定義する.

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

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

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,  $\mathbf{e}_{2_k} \in \mathbb{R}^{2M \times 1}$  は観測雑音で, 平均  $\mathbf{0}$ , 共分散は  $\mathbf{R}_k \in \mathbb{R}^{2M \times 2M}$  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.

**仮定 2.** 各ランドマークの正常な観測情報が得られる確率はそれぞれ  $p$  ( $0 < p \leq 1$ ) で等しい.

### 3 $H_\infty$ フィルタベース SLAM

まず  $H_\infty$  フィルタを扱うために次の仮定を置く.

**仮定 3.** プロセス雑音  $\mathbf{e}_{1_k}$ , 観測雑音  $\mathbf{e}_{2_k}$  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.

$$\sum_{k=0}^N \|\mathbf{e}_{1_k}\|^2 < \infty, \quad \sum_{k=0}^N \|\mathbf{e}_{2_k}\|^2 < \infty \quad (9)$$

**仮定 4.**  $(\mathbf{F}_k, \mathbf{H}_k)$  は可観測

ここで  $\mathbf{F}_k, \mathbf{H}_k$  はそれぞれ遷移関数  $\mathbf{f}$  および観測関数  $\mathbf{h}$  のヤコビ行列であり, 各成分は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.

$$\mathbf{F}_k := \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_v & \mathbf{0}_{3 \times 2M} \\ \mathbf{0}_{2M \times 3} & \mathbf{I}_{2M \times 2M} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{H}_k := \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} = [\mathbf{H}_v \mid \mathbf{H}_p] \quad (11)$$

ただし

$$\mathbf{F}_v := \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -v_k T \sin \theta_{R_k} & 1 & 0 \\ v_k T \cos \theta_{R_k} & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\mathbf{H}_v = [-\mathbf{H}_{v1}^T \quad -\mathbf{H}_{v2}^T \quad \cdots \quad -\mathbf{H}_{vM}^T]^T, \quad \mathbf{H}_{vi} = [e \mathbf{A}_i] \quad (13)$$

$$\mathbf{H}_p = \text{block diag}\{\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \cdots, \mathbf{A}_M\} \quad (14)$$

$$\mathbf{e}_i := \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A}_i := \begin{bmatrix} -\frac{dy_i}{r_i} & \frac{dx_i}{r_i} \\ \frac{dx_i}{r_i} & \frac{dy_i}{r_i} \end{bmatrix} \quad (i=1, 2, \cdots, M) \quad (15)$$

すると  $H_\infty$  フィルタリング問題は, 観測データに基づく状態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  $\gamma^2$  より小さくする条件式 (16) 式を満たす推定値  $\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^*$  を見つける問題である<sup>5)</sup>.

$$\sup_{\mathbf{x}_0, \mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2} \frac{\sum_{k=0}^N \|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k\|^2}{\|\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0\|_{\mathbf{P}_0^{-1}}^2 + \sum_{k=0}^N \|\mathbf{e}_{1_k}\|_{\mathbf{Q}_k^{-1}}^2 + \sum_{k=0}^N \|\mathbf{e}_{2_k}\|_{\mathbf{R}_k^{-1}}^2} < \gamma^2 \quad (16)$$

このとき線形システムに対する  $H_\infty$  フィルタアルゴリズムを利用して, 非線形システムの線形化を含む間欠的観測を考慮した  $H_\infty$  フィルタアルゴリズムを書き表す. ここで  $\mathbf{R}_k$  が対角行列であるとする, ヤコビ行列を用いて線形化したシステムにより, 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  $H_\infty$  フィルタは以下に示す 4 ステップの再帰的処理で

与えられる. ただし  $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ ,  $\hat{\mathbf{y}}_{k+1|k+1}$  はそれぞれその値が事前および事後推定値であることを表わす.

**Step1:** 予測

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k|k}, \mathbf{u}_k) \quad \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \in \mathbb{R}^{3+2M} \quad (17)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{k+1|k} = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}) \quad \hat{\mathbf{y}}_{k+1|k} \in \mathbb{R}^{2M} \quad (18)$$

**Step2:** 観測

$$\tilde{\mathbf{y}}_{k+1} = \mathbf{y}_{k+1} - \hat{\mathbf{y}}_{k+1|k} \quad (19)$$

**Step3:** 判別

$$\mathbf{E}_k = \text{block diag}\{\boldsymbol{\eta}_{1_k}, \boldsymbol{\eta}_{2_k}, \cdots, \boldsymbol{\eta}_{M_k}\} \quad (20)$$

$$\boldsymbol{\eta}_{i_k} = \begin{cases} \mathbf{I}_2 & (|\tilde{r}_{i_k}| \leq \tilde{r}_{lim}) \\ \mathbf{0}_2 & (|\tilde{r}_{i_k}| > \tilde{r}_{lim}) \end{cases}, \quad \tilde{r}_{i_{k+1}} := r_{i_{k+1}} - \hat{r}_{i_{k+1}} \quad (21)$$

**Step4:** 更新

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} + \mathbf{K}_{k+1} \tilde{\mathbf{y}}_{k+1|k} \quad (22)$$

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  $\mathbf{P}_k$  は以下のように書ける.

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{E}_k \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \mathbf{E}_k \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_k \boldsymbol{\Psi}_k^{-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k > \mathbf{0} \quad (24)$$

$$\boldsymbol{\Psi}_k := \mathbf{I} + (\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}_k \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I}) \mathbf{P}_k \quad (25)$$

このアルゴリズムでは通常の  $H_\infty$  フィルタアルゴリズムに加え, Step3 において, Step2 で求めたロボットと各ランドマーク間の相対距離  $r_{i_k}$  とその推定値  $\hat{r}_{i_k}$  の差  $|\tilde{r}_{i_k}|$  と閾値  $\tilde{r}_{lim}$  の関係によって  $\boldsymbol{\eta}_{i_k}$  の値を決定し, Step4 でその値を用いて算出したゲインによって状態推定値の更新を行うことで推定精度の悪化を防ぐ.

### 4 推定誤差共分散行列の収束性

SLAM 問題を確率論的に考える場合, 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る<sup>6)</sup>. そこで本節ではシステムの収束性として, ロボットの静止時における  $\mathbf{P}_k$  の収束性を示す.

時刻  $k$  において移動ロボットが静止した時の推定誤差共分散行列の値を  $\mathbf{P}_k^0$  とし, その後  $i$  回観測が行われた時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 (26) 式のようにおく.

$$\mathbf{W}_k = \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}_k \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I} \quad (26)$$

するとロボットが静止状態での観測において, 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  $\mathbf{H}_{k+j}$  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  $p$  ( $0 < p \leq 1$ ) で等しいとすると, 静止後の観測回数  $n$  が十分に大きい時, 次式が成り立つ.

$$\begin{aligned} \sum_{j=0}^n \mathbf{W}_{k+j} &= \sum_{j=0}^n (\mathbf{H}_{k+j}^T \mathbf{R}_{k+j}^{-1} \mathbf{E}_{k+j} \mathbf{H}_{k+j} - \gamma^{-2} \mathbf{I}) \\ &= n(p \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}_k \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I}) \end{aligned} \quad (27)$$

ここで  $\mathbf{W}^*$  とその成分を以下のように定義する.

$$\begin{aligned} \mathbf{W}^* &= p \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{E}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I} \\ &= \begin{bmatrix} p \mathbf{H}_v^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_v - \gamma^{-2} \mathbf{I}_3 & p \mathbf{H}_v^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_p \\ p \mathbf{H}_p^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_v & p \mathbf{H}_p^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_p - \gamma^{-2} \mathbf{I}_{2M} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{11}^* & \mathbf{W}_{12}^* \\ \mathbf{W}_{21}^* & \mathbf{W}_{22}^* \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (28)$$

また静止時における初期誤差共分散行列の逆行列  $\mathbf{P}_k^{0^{-1}}$  の各成分を以下のように定義する.

$$\mathbf{P}_k^{0^{-1}} = \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{P}}_{k11} & \bar{\mathbf{P}}_{k12} \\ \bar{\mathbf{P}}_{k21} & \bar{\mathbf{P}}_{k22} \end{bmatrix} \quad (29)$$

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次の定理が成り立つ.

**定理 1.** 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. 各観測情報が正常に得られる確率が  $p$  ( $0 < p \leq 1$ ) で等しいとすると, 誤差共分散行列が収束する条件は以下の (30) 式を満たすことである.

$$\mathbf{W}^* = p\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I} > 0 \quad (30)$$

また, この条件を満たした下でロボットが静止後に観測を  $n (> 0)$  回行った時の全状態共分散行列は以下のように表わされる.

$$\mathbf{P}_k^n = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{11} & \mathbf{P}_{12} \\ \mathbf{P}_{21} & \mathbf{P}_{22} \end{bmatrix} \quad (31)$$

ここで,  $\mathbf{P}_{11}, \mathbf{P}_{22}$  はそれぞれロボット及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.

$$\mathbf{P}_{11} = n^{-1}(\mathbf{\Xi}_{11} - \mathbf{\Xi}_{12}\mathbf{\Xi}_{22}^{-1}\mathbf{\Xi}_{21})^{-1} \quad (32)$$

$$\mathbf{P}_{12} = -\mathbf{P}_{11}\mathbf{\Xi}_{12}\mathbf{\Xi}_{22}^{-1} \quad (33)$$

$$\mathbf{P}_{21} = -\mathbf{\Xi}_{22}^{-1}\mathbf{\Xi}_{21}\mathbf{P}_{11} \quad (34)$$

$$\mathbf{P}_{22} = \mathbf{\Xi}_{22}^{-1}\mathbf{\Xi}_{21}\mathbf{P}_{11}\mathbf{\Xi}_{12}\mathbf{\Xi}_{22}^{-1} + n^{-1}\mathbf{\Xi}_{22}^{-1} \quad (35)$$

ただし,

$$\mathbf{\Xi}_{ij} := n^{-1}\bar{\mathbf{P}}_{kij} + \mathbf{W}_{ij}^* \quad (36)$$

*Proof.* ロボットが静止しているとする, ヤコビ行列  $\mathbf{F}_k$  およびプロセス雑音の共分散行列  $\mathbf{Q}_k$  はそれぞれ適切な次元の単位行列および零行列となる. よって (24), (27)-(29) 式より, 静止後に観測が  $n$  回行われた場合, 誤差共分散行列の逆行列は以下のように表わされる.

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_k^{n-1} &= \mathbf{P}_k^{0-1} + n(p\mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k - \gamma^{-2} \mathbf{I}) \\ &= \mathbf{P}_k^{0-1} + n\mathbf{W}^* \\ &= \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{P}}_{k11} & \bar{\mathbf{P}}_{k12} \\ \bar{\mathbf{P}}_{k21} & \bar{\mathbf{P}}_{k22} \end{bmatrix} + n \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{11}^* & \mathbf{W}_{12}^* \\ \mathbf{W}_{21}^* & \mathbf{W}_{22}^* \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} n\mathbf{\Xi}_{11} & n\mathbf{\Xi}_{12} \\ n\mathbf{\Xi}_{21} & n\mathbf{\Xi}_{22} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (37)$$

ここで (30) 式が満たされているとすると,  $\mathbf{W}^*$  の成分  $\mathbf{W}_{22}^*$  も正定となるので, (36) 式より  $\mathbf{\Xi}_{22}$  も正定となる. これより (37) 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 (31) 式のようになり, 各成分は (32)-(35) 式の計算で求められる.  $\square$

## 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 に示した. また間欠的観測として, Fig. 3 のように時刻 150s-180s, 250s-280s, 400s-450s, 600s-700s において各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

スイッチング行列  $\mathbf{E}_k$  の各成分  $\eta_{ik}$  の値を Fig. 4 に示す. これを Fig. 3 と比較すると, 間欠的観測に対応して  $\eta_{ik}$  の値が 0 となっていることから, その検出・補償が正しく行われていることを確認することができる.

次にシミュレーション結果は Fig. 5-8 のようになり, それぞれロボットの自己位置及びランドマークの位置

Table 1: Simulation parameters

Parameter[Unit]	Symbol	Value
サンプリング時間 [s]	$T$	0.1
シミュレーション時間 [s]	$SimTime$	700
ロボットの初期状態	$\mathbf{x}_v(0)$	$[0 \ 0 \ 0]^T$
入力角速度 [deg/]	$\omega$	0.05
入力速度 [cm/s]	$v$	2
ランドマーク座標 [cm]	$(x_i, y_i)$	(60, 100), (160, 200), (60, 240), (140, 340), (100, 20)
初期推定誤差共分散行列	$\mathbf{P}_0$	$10^{-5} \times \mathbf{I}_3$ $\mathbf{0}$ $\mathbf{0}$ $10^5 \times \mathbf{I}_{10}$
プロセス雑音の共分散行列	$\mathbf{Q}$	$10^{-6} \times \mathbf{I}_3$ $\mathbf{0}$ $\mathbf{0}$ $\mathbf{0}$
観測雑音の共分散行列	$\mathbf{R}$	$10^{-5} \times \mathbf{I}_6$
設計パラメータ	$\gamma$	15
閾値	$r_{lim}$	20

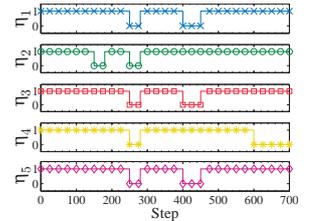
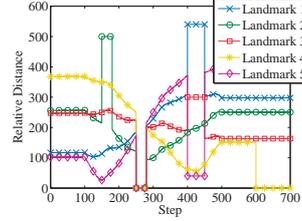


Fig. 3: Observation    Fig. 4: Switching matrix

推定結果, 推定誤差共分散行列, ロボット及びランドマークの位置推定誤差の平均二乗誤差 (MSE) を示す.

まず, Fig. 5 より, 間欠的観測によって通常の  $H_\infty$  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一方で, スイッチ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. また Fig. 7, 8 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方において, 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わかる. そして, Fig. 6 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 の全ての観測値が異常となった時のみ上昇している. 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, その他の正常な観測値でフィルタゲインの算出を行っているためだと考えられる. 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 500s でロボットが静止した後に, 値が一定値に収束していることを確認できる.

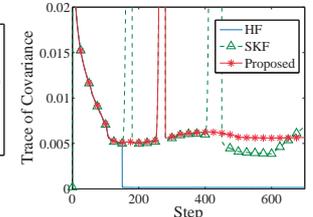
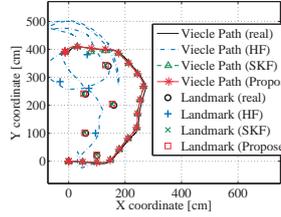


Fig. 5: Estimation results    Fig. 6: Error covariance

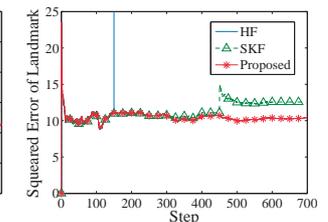
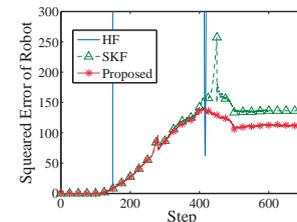


Fig. 7: MSE of robot    Fig. 8: MSE of landmark

## 6 制御実験による検証

次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う。

### 6.1 実験概要

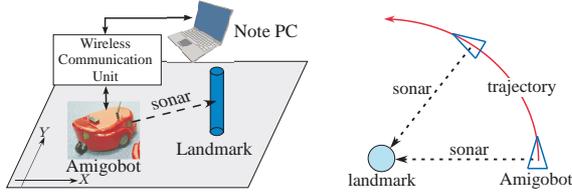


Fig. 9: Experimental setup Fig. 10: Overview

実験環境を Fig. 9 に、実験の概略図を Fig. 10 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を送受信し、また、搭載されたソナーセンサよりランドマークとの相対距離を測定した。これらのデータをオフラインで取得し、Matlab 上で計算を行うことで実機検証を行った。今回の実験では推定結果とランドマークの平均二乗誤差 (MSE), 誤差共分散を評価する。MSE を評価することにより、推定精度の比較検証を行う。誤差共分散を比較することにより、収束性の検証を行う。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トとランドマークの相対角度を  $90[\text{deg}]$  であるとし、その後も Fig. 10 のようにランドマークを中心に半径  $1[\text{m}]$  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った。また、実験に用いたパラメータを Table 2 に、この実験で得られた観測値を Fig. 11 に示した。この図より、途中でソナーセンサがランドマークを捉えられなかったことにより、相対距離の観測値が異常値となっている。

Table 2: Experimental parameters

Parameter[Unit]	Symbol	Value
サンプリング時間 [s]	$T$	0.1
全ステップ数 [step]	$SimTime$	409
ロボットの初期状態	$\mathbf{x}_e(0)$	$[0 \ 0 \ 0]^T$
ランドマーク座標 [mm]	$(x_i, y_i)$	$(0, 1132)$
初期推定誤差共分散行列	$\mathbf{P}_0$	$\begin{bmatrix} 10^{-5} \times \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & 10^5 \times \mathbf{I}_2 \end{bmatrix}$
プロセス雑音の共分散行列	$\mathbf{Q}$	$\begin{bmatrix} 10^{-7} \times \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}$
観測雑音の共分散行列	$\mathbf{R}$	$\begin{bmatrix} 10^{-4} & 0 \\ 0 & 10^{-4} \end{bmatrix}$
設計パラメータ	$\gamma$	31
閾値	$r_{lim}$	25

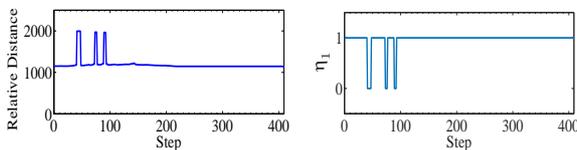


Fig. 11: Observation Fig. 12: Switching matrix

### 6.2 実験結果

スイッチング行列の値を Fig. 12 に示す。これ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・補償が正しく行われていることを確認できる。

次に実験結果は Fig. 13-14 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、ランドマークの MSE を示す。ロボットの MSE については、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ため省略した。

まず Fig. 13 より観測値が異常となることで、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推定が行われている。さらに、Fig. 14 より、SKF による結果と比較して、提案法による誤差の方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。また Fig. 15 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。

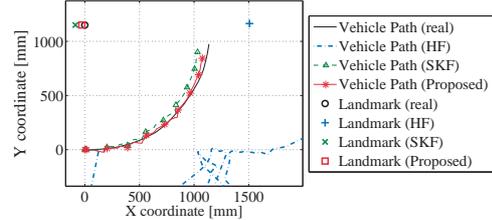


Fig. 13: Estimation results

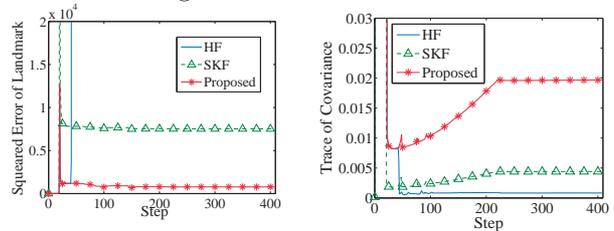


Fig. 14: MSE of landmark Fig. 15: Error covariance

## 7 おわりに

本稿では間欠的観測を考慮した  $H_\infty$  フィルタによる SLAM について扱った。本稿における提案法では取得した各観測値とその推定値を比較することで、間欠的観測の検出・補償を行い、その補償値を用いて状態推定値の更新を行うことで推定精度の悪化を防ぐ。そして本稿では、収束性の証明としてロボットが静止状態で誤差共分散行列が収束することを示し、さらにシミュレーションと実機検証によりその有効性を確認した。

### 参考文献

- 1) H. Durrant-Whyte, T. Bailey, "Simultaneous localization and mapping; part 1", *IEEE Robotics and Automation Magazine*, **13**-2, 99/110 (2006)
- 2) 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)
- 3) 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)
- 4) 大川 佳寛, 滑川 徹, "逃避時間回避を考慮した  $H_\infty$  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, (2012) (掲載決定)
- 5) 片山徹, "新版応用カルマンフィルタ", 朝倉書店 (2000)
- 6) 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)