

マルチロボットのSLAMにおける 局所地図内の相対情報を用いた環境地図統合

○小嶋 昂明 大川 佳寛 滑川 徹 (慶應義塾大学)

Multi-Robot SLAM for large scale map building using relative information of local maps

*T. Kojima, Y. Okawa and T. Namerikawa (Keio University)

Abstract– This paper deals with Multi-Robot SLAM for large scale map building. Specifically, each robot estimates local maps using EKF, and we merge these local maps into a global map. In this paper, we provide a new RLS-based algorithm for map merging. First, we transform the local maps into relative information, which can be considered as measurements for the global map. Then, we update state estimate by RLS considering the weighting of measurements, which is determined by error propagation from EKF SLAM. And we prove the convergence of the error covariance matrices in this algorithm. In experimental results, we confirm the validity and correctness of derived theorems for the convergence.

Key Words: Multi-Robot SLAM, Map fusion, RLS

1 はじめに

Simultaneous Localization and Mapping (以下SLAM) 問題とは、移動ロボットが不確かさを含む内外界のセンサ情報に基に、自己位置と環境地図の推定を同時に行う問題である¹⁾。この技術は自律移動ロボットへの適用に向けて様々な研究がされており、特に拡張カルマンフィルタ (以下EKF) を用いた手法はSLAM問題において古くから議論されている¹⁾²⁾³⁾。しかしながらEKF SLAMでは、その計算量が環境地図の次元数に対し2乗オーダーで増加するため、大規模な環境における適用が困難である³⁾。この問題に対しては様々な研究がされており³⁾⁴⁾、文献⁴⁾では、マルチロボットに環境を分担して観測させ、個々のロボットが持つ環境情報を統合することで広範囲に渡る環境地図を作成する手法が提案されている。しかしながら、この環境地図の統合はオフラインで行われており、またシステムの収束性は示されていない。

そこで本稿では広範囲に渡る環境地図の推定問題に対して、マルチロボットを用いた逐次最小二乗推定法 (以下RLS) ベースの地図統合アルゴリズムを提案する。このアルゴリズムでは、個々のロボットが推定した局所的な環境地図をランドマーク間の距離等の相対情報に変換し、これを観測値として用いることで、すべてのロボットの自己位置情報と環境情報をもつような全体地図の推定をオンラインで行う。また、この観測値の共分散をEKFが与える局所地図の推定誤差共分散行列を用いて定めることで、観測値の不確かさを考慮した状態推定値の重み更新を行う。そして、システムの収束性として全体地図に関する推定誤差共分散行列の収束性を示し、移動ロボットを用いた制御実験により提案手法の有効性と収束性の検証を行う。

2 問題設定

Fig. 1 にシステムの全体図を示す。本稿では個々の移動ロボットが持つ局所的な環境地図を用いて、 M 台

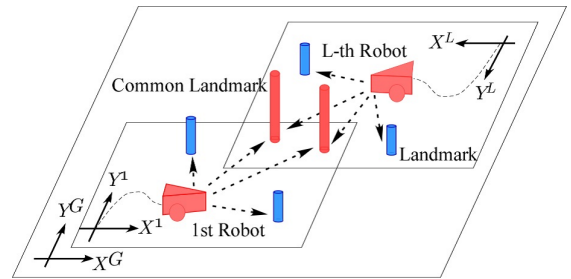


Fig. 1: Multi-robot system configuration

の移動ロボットの自己位置と N 個の静止している未知ランドマークの位置を推定させる問題を考える。

まず局所地図のモデルについて説明する。 $\mathbf{x}_{R_k}^L := [\theta_{R_k}^L \ x_{R_k}^L \ y_{R_k}^L]^T \in \mathbb{R}^3$ を姿勢角と XY 座標で構成されるロボットの状態ベクトル、 $\mathbf{p}_j^L := [x_j^L \ y_j^L]^T$ を j 番目のランドマークの XY 座標とする。このとき、局所地図の状態を次式のように定義する。ただし、局所地図のランドマーク数は $n (\ll N)$ 本とし、 \cdot^L は L 番目の局所地図の座標系であることを意味する。

$$\mathbf{x}_k^L = [\mathbf{x}_{R_k}^L \ \mathbf{p}_1^L \ \cdots \ \mathbf{p}_n^L]^T \quad (1)$$

次に全体地図のモデルについて説明する。全体地図は $L = 1$ の局所地図を基準とし、これに他の局所地図を統合したものとする。このとき全体地図の状態を次式のように定義する。ただし、 \cdot^G は全体地図の座標系であることを意味し、この座標系における L 番目のロボットの初期状態を \mathbf{x}_{RL}^G とする。

$$\mathbf{x}_k^G = [\mathbf{x}_{R2}^G \ \cdots \ \mathbf{x}_{RM}^G \ \mathbf{p}_1^G \ \cdots \ \mathbf{p}_N^G]^T \quad (2)$$

ここで、環境地図が持つ情報について考える。局所地図の状態 \mathbf{x}_k^L が有する位置に関する情報は、異なる座標系で表わされる全体地図にとって意味をなさない。そこで、この状態ベクトル \mathbf{x}_k^L を Fig. 2 に示すような、統合する地図間で共通している2つのランドマーク $\mathbf{p}_1^L, \mathbf{p}_2^L$

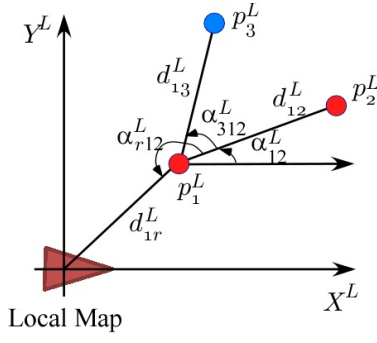


Fig. 2: Relative information of a local map

との距離と角度に関する相対情報に変換する. この L 番目の局所地図内の相対情報をまとめたものを $\mathbf{y}_k^L = [\alpha_{r12}^L \ d_{1r}^L \ \alpha_{12}^L \ d_{12}^L \ \alpha_{312}^L \ d_{13}^L \ \cdots \ \alpha_{n12}^L \ d_{1n}^L]^T \in \mathbb{R}^{2n}$ とすると, これは状態ベクトル \mathbf{x}^L を用いて次式のように表現できる.

$$\mathbf{y}_k^L = \begin{bmatrix} \alpha_{r12}^L \\ d_{1r}^L \\ \alpha_{12}^L \\ d_{12}^L \\ \alpha_{312}^L \\ d_{13}^L \\ \vdots \\ \alpha_{n12}^L \\ d_{1n}^L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{atan2}(\frac{-y_1^L}{-x_1^L}) - \text{atan2}(\frac{y_2^L - y_1^L}{x_2^L - x_1^L}) \\ \sqrt{(-x_1^L)^2 + (-y_1^L)^2} \\ \text{atan2}(\frac{y_2^L - y_1^L}{x_2^L - x_1^L}) \\ \sqrt{(x_2^L - x_1^L)^2 + (y_2^L - y_1^L)^2} \\ \text{atan2}(\frac{y_3^L - y_1^L}{x_3^L - x_1^L}) - \text{atan2}(\frac{y_2^L - y_1^L}{x_2^L - x_1^L}) \\ \sqrt{(x_3^L - x_1^L)^2 + (y_3^L - y_1^L)^2} \\ \vdots \\ \text{atan2}(\frac{y_n^L - y_1^L}{x_n^L - x_1^L}) - \text{atan2}(\frac{y_2^L - y_1^L}{x_2^L - x_1^L}) \\ \sqrt{(x_n^L - x_1^L)^2 + (y_n^L - y_1^L)^2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

この相対情報 \mathbf{y}_k^L は, 座標系に左右されない情報であるから, 本稿ではこれを全体地図推定における観測値として扱う. このとき, L 番目の局所地図内の相対情報 \mathbf{y}_k^L を観測する際の観測方程式は次式のように表現できる.

$$\mathbf{y}_k^L = \mathbf{h}^L(\mathbf{x}_k^G) + \mathbf{w}_k^L \quad (4)$$

$$\mathbf{h}^L = \begin{bmatrix} h_1^L \\ h_2^L \\ h_3^L \\ h_4^L \\ h_5^L \\ h_6^L \\ \vdots \\ h_{2n-1}^L \\ h_{2n}^L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{atan2}(\frac{y_{R2}^G - y_1^G}{x_{R2}^G - x_1^G}) - \text{atan2}(\frac{y_2^G - y_1^G}{x_2^G - x_1^G}) \\ \sqrt{(-x_1^G)^2 + (-y_1^G)^2} \\ \text{atan2}(\frac{y_2^G - y_1^G}{x_2^G - x_1^G}) - \theta_{R2} \\ \sqrt{(x_2^G - x_1^G)^2 + (y_2^G - y_1^G)^2} \\ \text{atan2}(\frac{y_{n+1}^G - y_1^G}{x_{n+1}^G - x_1^G}) - \text{atan2}(\frac{y_2^G - y_1^G}{x_2^G - x_1^G}) \\ \sqrt{(x_{n+1}^G - x_1^G)^2 + (y_{n+1}^G - y_1^G)^2} \\ \vdots \\ \text{atan2}(\frac{y_{2n}^G - y_1^G}{x_{2n}^G - x_1^G}) - \text{atan2}(\frac{y_2^G - y_1^G}{x_2^G - x_1^G}) \\ \sqrt{(x_{2n}^G - x_1^G)^2 + (y_{2n}^G - y_1^G)^2} \end{bmatrix} \quad (5)$$

ただし, $\mathbf{y}_k^L \in \mathbb{R}^{2n}$ は観測出力, $\mathbf{h}^L(\mathbf{x}_k^G) \in \mathbb{R}^{2n}$ は L 番目の局所地図の観測を表す非線形関数, $\mathbf{w}_k^L \in \mathbb{R}^{2n}$ は観測雑音であり, 平均 $\mathbf{0}$, 共分散 $\mathbf{R}_k^L \in \mathbb{R}^{2n \times 2n}$ とする.

ここでシステムにおいて以下の仮定を置く.

仮定 1. 統合を行う地図間には共通のランドマークが $m (\geq 2)$ 本存在し, それらを識別できる.

仮定 2. 観測雑音 \mathbf{w}_k^L をガウス白色雑音とする.

仮定 3. 地図統合においてロボットは静止状態とする.

3 RLS ベース地図統合

個々のロボットが EKF SLAM により (1) 式で表現される局所地図を推定するとき, その局所地図に関する推定誤差共分散行列は次式のように与えられる.

$$\mathbf{P}^L = \begin{bmatrix} P_{\theta_R \theta_R}^L & \cdots & P_{\theta_R y_n}^L \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{y_n \theta_R}^L & \cdots & P_{y_n y_n}^L \end{bmatrix} \quad (6)$$

ただし, 対角項はロボット及びランドマークに関する推定誤差共分散行列, 非対角項は相互推定誤差共分散行列である. このとき, 仮定 2 より各観測誤差は無相関であるから, 観測雑音 \mathbf{w}_k^L の共分散 \mathbf{R}_k^L は次式のような対角行列で表現できる. ただし, σ は各観測値の分散とする.

$$\mathbf{R}_k^L = \text{diag}\{\sigma_{\alpha_{r12}}^{L^2}, \dots, \sigma_{d_{1n}}^{L^2}\} \quad (7)$$

ここで, (4) 式 of 非線形システムに対してテイラー展開による線形化を行うことで, 観測関数 \mathbf{h}^L のヤコビ行列 \mathbf{H}_k^L を得る. このとき, 全体地図推定のための観測値の不確かさを考慮した RLS アルゴリズムは以下に示す 3 ステップの再帰的処理で与えられる. ただし, $\hat{\cdot}_{k+1|k}$, $\hat{\cdot}_{k+1|k+1}$ 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す.

Step1: 予測

$$\hat{\mathbf{y}}_{k+1|k}^L = \mathbf{H}_k^L \hat{\mathbf{x}}_k^G \quad (8)$$

Step2: 観測

$$\tilde{\mathbf{y}}_{k+1}^L = \mathbf{y}_{k+1}^L - \hat{\mathbf{y}}_{k+1|k}^L \quad (9)$$

Step3: 更新

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^G = \hat{\mathbf{x}}_k^G + \mathbf{K}_{k+1}^G \tilde{\mathbf{y}}_{k+1}^L \quad (10)$$

ここで, \mathbf{K}_{k+1}^G はフィルタゲインであり, 共分散 \mathbf{R}_k^L と推定誤差共分散行列 \mathbf{P}_k^G は以下のように書ける.

$$\mathbf{K}_{k+1}^G = \mathbf{P}_k^G \mathbf{H}_k^{L^T} (\mathbf{H}_k^L \mathbf{P}_k^G \mathbf{H}_k^{L^T} + \mathbf{R}_k^L)^{-1} \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{k+1}^G = \mathbf{P}_k^G - \mathbf{K}_{k+1}^G \mathbf{H}_k^L \mathbf{P}_k^G \quad (12)$$

$$\mathbf{R}_k^L = \text{diag}\{a_{1k}, \dots, a_{2nk}\} \quad (13)$$

$$a_{ik} = \delta \left[\left(\frac{\partial h_i^L}{\partial \theta_R} \right)^2 P_{\theta_R \theta_R}^L + \left(\frac{\partial h_i^L}{\partial x_R} \right)^2 P_{x_R x_R}^L + \left(\frac{\partial h_i^L}{\partial y_R} \right)^2 P_{y_R y_R}^L + \sum_{j=1}^n \left\{ \left(\frac{\partial h_i^L}{\partial x_j} \right)^2 P_{x_j x_j}^L + \left(\frac{\partial h_i^L}{\partial y_j} \right)^2 P_{y_j y_j}^L \right\} \right] \quad (14)$$

ただし, δ は共分散 \mathbf{R}_k^L のオーダーを決める設計パラメータである. このアルゴリズムでは通常の RLS に加え, (13),(14) 式のように EKF SLAM が与える局所地図に関する推定誤差共分散行列の伝搬を考慮することで各観測値の分散を定める. そして step3 において, この共分散を用いて算出したゲインにより状態推定値の重み更新を行う.

4 推定誤差共分散行列の収束性

確率論的に SLAM 問題を考える場合、推定誤差共分散行列が推定の確かさを決めるパラメータとなる²⁾⁵⁾。本節ではシステムの収束性として、全体地図に関する推定誤差共分散行列が収束することを示す。

仮定 3 より地図統合においてロボットが静止状態であるため、各観測において観測関数のヤコビ行列 \mathbf{H}_k^L と共分散 \mathbf{R}_k^L は不変とみなせる。そこで $\mathbf{H}_k^L = \mathbf{H}^L$, $\mathbf{R}_k^L = \mathbf{R}^L$ とし、さらにヤコビ行列 \mathbf{H}^L の成分を以下のようにおく。

$$\mathbf{H}^L = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_r^L & | & \mathbf{H}_l^L \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\mathbf{H}_r^L \in \mathbb{R}^{2n \times 3}, \quad \mathbf{H}_l^L \in \mathbb{R}^{2n \times 2N} \quad (16)$$

また、式を簡略化するため、 \mathbf{W}^L とその各成分を以下のように定義する。

$$\begin{aligned} \mathbf{W}^L &= \mathbf{H}^{L^T} \mathbf{R}^{L^{-1}} \mathbf{H}^L \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{H}_r^{L^T} \mathbf{R}^{L^{-1}} \mathbf{H}_r^L & \mathbf{H}_r^{L^T} \mathbf{R}^{L^{-1}} \mathbf{H}_l^L \\ \mathbf{H}_l^{L^T} \mathbf{R}^{L^{-1}} \mathbf{H}_r^L & \mathbf{H}_l^{L^T} \mathbf{R}^{L^{-1}} \mathbf{H}_l^L \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{rr}^L & \mathbf{W}_{rl}^L \\ \mathbf{W}_{lr}^L & \mathbf{W}_{ll}^L \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (17)$$

このとき、全体地図に関する推定誤差共分散行列の性質について次の定理が成り立つ。

定理 1. 仮定 1-3 が成り立つとする。このとき、(1)-(4) 式で表現されるシステムに対して (8)-(14) 式で表現されるアルゴリズムを適用すると、推定誤差共分散行列の行列式 $|\mathbf{P}_k^G|$ はその更新につれて単調減少する。

Proof. 共分散 \mathbf{R}^L は全ての固有値が正であるから正定行列である。ここで $\mathbf{H}^L \neq \mathbf{0}$ であるから、正定行列の定義より次式のように \mathbf{W}^L も正定行列となる。

$$\mathbf{W}^L = \mathbf{H}^{L^T} \mathbf{R}^{L^{-1}} \mathbf{H}^L > \mathbf{0} \quad (18)$$

また、(11) 式と逆行列補題を用いると、(12) 式は次式のように書き換えられる。

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k+1}^G &= \mathbf{P}_k^G - \mathbf{K}_k^G \mathbf{H}_k^L \mathbf{P}_k^G \\ &= \mathbf{P}_k^G - \mathbf{P}_k^G \mathbf{H}_k^{L^T} (\mathbf{H}_k^L \mathbf{P}_k^G \mathbf{H}_k^{L^T} + \mathbf{R}_k^L)^{-1} \mathbf{H}_k^L \mathbf{P}_k^G \\ &= (\mathbf{P}_k^{G^{-1}} + \mathbf{W}^L)^{-1} \end{aligned} \quad (19)$$

ここで $\mathbf{P}_0^{G^{-1}}$ は正定行列であるから、(18),(19) 式より $|\mathbf{P}_0^G|$ と $|\mathbf{P}_1^G|$ の関係は以下ようになる。

$$\begin{aligned} |\mathbf{P}_1^G| &= |(\mathbf{P}_0^{G^{-1}} + \mathbf{W}^L)^{-1}| \\ &< |\mathbf{P}_0^{G^{-1}}|^{-1} = |\mathbf{P}_0^G| \end{aligned} \quad (20)$$

同様に $\mathbf{P}_k^{G^{-1}}$ も正定行列であるから、(18),(19) 式より $|\mathbf{P}_k^G|$ と $|\mathbf{P}_{k+1}^G|$ の関係は以下ようになる。

$$\begin{aligned} |\mathbf{P}_{k+1}^G| &= |\mathbf{P}_k^{G^{-1}} + \mathbf{W}^L|^{-1} \\ &< |\mathbf{P}_k^{G^{-1}}|^{-1} = |\mathbf{P}_k^G| \end{aligned} \quad (21)$$

以上より帰納的に、推定誤差共分散行列の行列式 $|\mathbf{P}_k^G|$ がアルゴリズムの更新につれて単調減少することが示された。□

ここで、地図統合における初期推定誤差共分散行列の逆行列を以下のように定義する。

$$\mathbf{P}_0^{G^{-1}} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{rr}^G & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{P}_{ll}^G \end{bmatrix} \quad (22)$$

さらに本稿では正則でないヤコビ行列 $\mathbf{H}_l^L \in \mathbb{R}^{2n \times 2N}$ に対して Moore-Penrose の擬逆行列 \mathbf{H}_l^{L+} を扱うこととする。このとき、全体地図に関する推定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 2. 仮定 1-3 が成り立つとする。(1)-(4) 式で表現されるシステムに対して (8)-(14) 式で表現されるアルゴリズムを適用し、その更新回数 k が $k \rightarrow \infty$ となるとき、推定誤差共分散行列 \mathbf{P}_k^G は一定値 \mathbf{P}_∞^G に収束する。

$$\mathbf{P}_\infty^G = \lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{P}_k^G = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} \end{bmatrix} \quad (23)$$

ただし、 Φ_{11}, Φ_{22} はそれぞれロボット及びランドマークに関する推定誤差共分散行列、 Φ_{12}, Φ_{21} はロボットとランドマークに関する相互推定誤差共分散行列であり、以下の計算により求められる。

$$\Phi_{11} = [\mathbf{P}_{rr}^G + \mathbf{H}_r^{L^T} \mathbf{H}_l^{L^T+} \mathbf{P}_{ll}^G \mathbf{H}_l^{L+} \mathbf{H}_r^L]^{-1} \quad (24)$$

$$\Phi_{12} = -\Phi_{11} \mathbf{H}_r^{L^T} \mathbf{H}_l^{L^T+} \quad (25)$$

$$\Phi_{21} = -\mathbf{H}_l^{L+} \mathbf{H}_r^L \Phi_{11} \quad (26)$$

$$\Phi_{22} = \mathbf{H}_l^{L+} \mathbf{H}_r^L \Phi_{11} \mathbf{H}_r^{L^T} \mathbf{H}_l^{L^T+} \quad (27)$$

Proof. (8)-(14) 式の再帰的処理が k 回適用された時の推定誤差共分散行列の逆行列 $\mathbf{P}_k^{G^{-1}}$ は (19) 式より、以下のように与えられる。

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_k^{G^{-1}} &= \mathbf{P}_0^{G^{-1}} + k\mathbf{W}^L \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{rr}^G + k\mathbf{W}_{rr}^L & k\mathbf{W}_{rl}^L \\ k\mathbf{W}_{lr}^L & \mathbf{P}_{ll}^G + k\mathbf{W}_{ll}^L \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (28)$$

この (28) 式の逆行列を計算し、更新回数 k を $k \rightarrow \infty$ とすると推定誤差共分散行列は (23) 式のようになり、その各成分は、(24)-(27) 式で与えられる。以上より、推定誤差共分散行列 \mathbf{P}_k^G の収束性が示された。□

5 制御実験による検証

5.1 実験条件

まず、実験環境について述べる。実験環境の全体図を Fig. 3 に示す。移動ロボットには e-puck と呼ばれる独立 2 輪駆動型移動ロボットを用いた。e-puck への制御入力は、Bluetooth を介して PC より送信される。また、e-puck にはセンサが搭載されていないため、本実験では上からのカメラの画像を解析することにより、ロボットとランドマーク間の相対距離・相対角度を仮想的に観測させた。一方で、カメラの画像よりロボットとランドマーク位置の真値を解析した。

本実験では Fig. 3 のような環境を 2 台のロボットに移動させ、ロボットとランドマークの位置推定を EKF SLAM により行った。そして、時刻 $k = 800[\text{step}]$ からロボットを静止状態にさせ、地図統合を始めた。本実験における設定パラメータを Table 1 に示す。

Table 1: Experimental parameters

Parameter[Unit]	Symbol	Value
Sampling time[s]	T	0.1
Number of steps[step]	$SimTime$	1500
Initial robot state	$x_{R_0}^L$	$[0 \ 0 \ 0]^T$
Observation noise	R_0^L	$\begin{bmatrix} 10^{-4} & 0 \\ 0 & 10^{-4} \end{bmatrix}$
Initial error covariance(EKF)	P_0^L	$\begin{bmatrix} 10^5 \times I_3 & 0 \\ 0 & 10^{-5} \times I_{10} \end{bmatrix}$
Initial error covariance(RLS)	P_{800}^G	$\begin{bmatrix} 10^5 \times I_3 & 0 \\ 0 & 10^{-3} \times I_{16} \end{bmatrix}$
Process noise covariance(EKF)	Q_1^L	$10^{-6} \times I_3$
Observation noise covariance(EKF)	R_1^L	$10^{-5} \times I_{10}$
Observation noise covariance(RLS)	R^L	$10^{-3} \times I_{16}$
Design parameter	δ	80

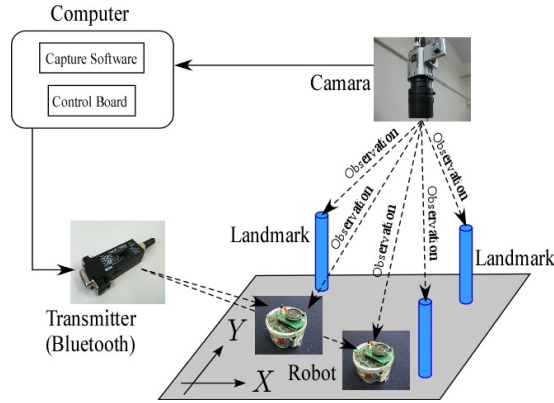


Fig. 3: Experimental environment

5.2 実験結果

Figs. 4-7 の実験結果は、EKF SLAM による局所地図とそれらを統合した全体地図の推定結果、そして全体地図に関する推定誤差共分散行列を示している。また、Table 2 にはロボットとランドマークの位置に関する平均二乗誤差 (RMSE) を示した。Fig. 6 から通常の RLS と提案法により全体地図の推定が行えていることが確認でき、また Table 2 から、提案法が通常の RLS よりも推定精度において優れていることがわかる。さらに Fig. 7 では、全体地図に関する推定誤差共分散行列が単調減少しながら、一定値に収束しており、本稿の定理の妥当性が確認できる。

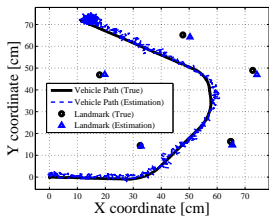


Fig. 4: Local map 1

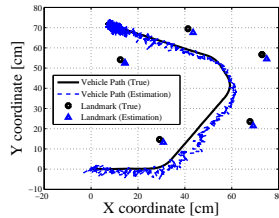


Fig. 5: Local map 2

Table 2: Experimental results of RMSE

	RMSE (Robot)	RMSE (Landmark)
RLS	1.17[cm]	2.95[cm]
Proposed	0.945[cm]	2.60[cm]

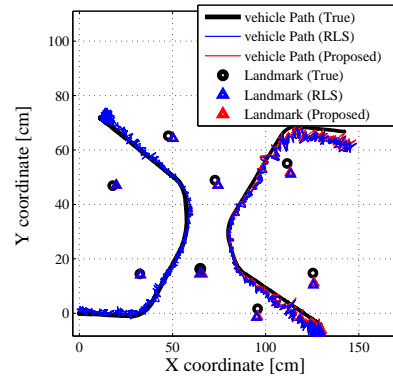


Fig. 6: Global map

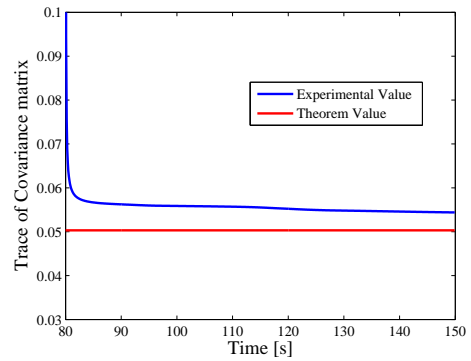


Fig. 7: Trace of global map covariance

6 おわりに

本稿ではマルチロボットの SLAM における環境地図統合について扱った。本稿における提案法では、局所地図の相対情報を観測値とした RLS を扱い、また、観測値の不確かさを考慮することで状態推定値の精度を向上させた。そして、システムの収束性として全体地図に関する推定誤差共分散行列が収束することを示し、さらに移動ロボットを用いた制御実験によりその有効性と収束性を検証した。

参考文献

- 1) 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*, vol. 17, no. 3, pp. 229-241, (2001)
- 2) G. Dissanayake and S. Huang, "Convergence and Consistency Analysis for Extended Kalman Filter Based SLAM," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 23, no. 5, (2007)
- 3) Esha D.Nerurkar, Stergios I.Roumelitotis, "Power-SLAM: A Linear-Complexity, Anytime Algorithm for SLAM", *The International Journal of Robotics Research*, vol. 30, 6: pp. 772-788, (2011)
- 4) Z. Wang, S. Huang and G. Dissanayake, "Multi-robot simultaneous localization and mapping using D-SLAM framework," *Proc. of International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information*, pp. 317-322, (2007)
- 5) 大川佳寛, 滑川徹, "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; Vol.48, No.10, pp.674-682, (2012)