

単眼・両眼推定器を複合した自己位置と環境の同時推定

坂口 雄介[†], 長原 一[†], 谷内田 正彦[‡]

[†] 大阪大学大学院基礎工学研究科 〒560-8531 大阪府豊中市待兼山町1-3

[‡] 大阪工業大学情報科学部 〒573-0196 大阪府枚方市北山1-79-1

[†] sakaguchi@yachi-lab.sys.es.osaka-u.ac.jp, nagahara@sys.es.osaka-u.ac.jp,

[‡] yachida@is.oit.osaka-u.ac.jp

ロボットが未知環境において自律移動を行うには外界情報の獲得と、ロボット自身の位置を把握する必要がある。そのため、従来よりロボットの自己位置推定と環境マッピングを同時に行う Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) の研究が盛んに行われている。視覚センサを用いた SLAM には両眼カメラや単眼カメラを用いた手法が提案されているが、それぞれ対応点問題やスケールファクタの欠如など一長一短がある。本稿では、単眼推定と両眼推定それぞれの長所を組み合わせ、各ランドマークに対し適宜両眼・単眼を切り替えることで、精度の高い自己位置推定と密な環境マップの生成を実現する手法を提案し、その有効性を検証する。

Simultaneous Localization and Mapping Using Monocular and Binocular Estimators

Yusuke SAKAGUCHI[†], Hajime NAGAHARA[†], Masahiko YACHIDA[‡]

[†] Graduate School of Engineering Science, Osaka University 1-3 Machikaneyama,
Toyonaka, Osaka, 560-8531, Japan

[‡] Faculty of Information Science and Technology, Osaka Institute of Technology 1-79-1
Kitayama, Hirakata, Osaka, 573-0196, Japan

[†] sakaguchi@yachi-lab.sys.es.osaka-u.ac.jp, nagahara@sys.es.osaka-u.ac.jp,

[‡] yachida@is.oit.ac.jp

It is the important task to get both an environmental map and a robot position for robot navigation. Many researchers have proposed algorithms for Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) problems. Vision Based SLAM methods are classified into two approaches, monocular and binocular. However, both approaches have merits and demerits respectively, such as stereo matching and scale factor problems. In this paper, we propose a combined method with monocular and binocular to estimate a robot egomotion with high accuracy and a dense environment map. We also showed the advantage of the proposed method in simulated and real experiments.

1 はじめに

近年、介護ロボットや家事支援ロボットなどの様々なロボットが注目を浴びている。このようにオフィスや家庭など、一般的な環境での運用を考えると、ロボットに事前に環境マップを持たせることは難しい。すなわち、ロボットは自律移動のために自己位置だけでなく環境マップも推定する必要がある。このような、ロボットの自己位置と環境マップを同時に推定する問題は、Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) [1][2] と呼ばれ、様々な手法が提案

されている。SLAM の研究において、外界情報を取得するセンサにレーザーやソナーなどを用いた手法 [3] があるが、これらのセンサを用いた手法は精度は高いものの、非常に高価であるため民生向きではない。そこで、安価な市販の CCD カメラのような視覚センサを用いて精度を向上させる研究が行われている。また、従来の視覚センサを用いた自律ロボットの研究では、一般的なカメラを利用したものが多く、観測範囲が前方のみに限られていた。しかし、一般的な環境においては前方のみならず、側方や後方に多くの有益な情報が含まれていることが多い。そこ

で、本研究では自律ロボットのナビゲーションに適した全方位視覚センサ [4] を用いる。全方位視覚センサは凸面ミラーと CCD カメラを組み合わせた構造を持ち、周囲 360 度の視覚情報をシームレスに得ることができ、リアルタイム処理にも対応できる利点を持つ。

視覚情報は近年、SLAM の研究において重要な役割を果たしており、初期の研究においては Structure From Motion(SFM)[5][6][7][8] のような再帰的な手法が提案されている。視覚センサを用いた SLAM の手法には、大きく分けて単眼カメラからの単一ビデオシーケンスによる推定手法と両眼カメラからのステレオビデオシーケンスによる推定手法の 2 つのアプローチがある。単眼カメラを用いた手法 [5][6][7][9][10][11][12] は、SFM に代表されるように、ロボットの移動に伴う画像列の視差から奥行きを推定することで環境の構造やロボットの動きを推定する。このアプローチでは単一ビデオシーケンスにおいてトラッキングが容易であり、両眼視における対応点問題が存在しないため、より多くのランドマークを推定することが可能である。また、ロボットの動きが遅いという想定下では Kanade-Lucas-Tomasi(KLT)[13] のような特徴点追跡器が効果的である。しかし、単一カメラによる画像列だけでは、環境マップやロボットの軌跡の実際のスケールが分からないといった問題がある。一方、両眼カメラを用いた手法 [15][16] では、両眼画像から得られる視差から推定を行う。両眼推定では一回のステレオ観測から三角測量によってランドマークの位置を推定できる。このため、両眼によるアプローチでは、スケールファクタの問題は解消され、直接観測点の位置を求めることができる。しかし、それぞれのカメラで撮像されたランドマークは一致しなければならないという対応点問題が存在する。また、図 1 に示すように従来の両眼視での推定では、左右のカメラでマッチングが可能なランドマークのみ (A) を用いており、オクルージョンなどで片方のカメラにしか写らないようなランドマーク (B) は推定に用いられなかった。このように、ランドマークが両眼で観測され、対応がとれている必要があるため、推定される環境マップが粗になる傾向にある。そこで、SLAM の対応点問題を改善するために、単眼と両眼を統合した手法が提案されている。Molton ら [8] はカメラの動きを推定し、対応点問題を解決するために複数フレームを用いた手法を提案している。しかし、左カメラの 2 枚と右カメラの 2 枚の計 4 枚の画像のみを考慮しているため、このアプ

ローチでは十分にロバストであるとは言えない。また、Kim と Chung[14] は従来手法の SFM[5][6] のスケールファクタの問題を解決したステレオマッチング手法を提案している。彼らは、空間情報を用いずに SLAM によって推定されたランドマークからステレオマッチングを行っており、従来のステレオマッチングよりも高精度に推定している。しかし、この両眼 SFM の改良はステレオビジョンの優位性が損なわれている。もう一つの短所として、彼らの手法では推定されるランドマークの数が制限され、環境マップが疎になるという問題がある。

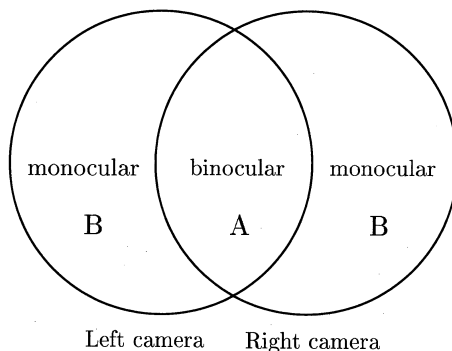


図 1: 両眼視の概念

以上のような従来研究に対して本手法では、2 つの全方位視覚センサを持つ移動ロボットにより得られる情報をもとに、両眼での推定と単眼での推定を複合して、自己位置推定と環境マッピングをロバストに行う手法を提案する。両眼と単眼の推定を複合することにより、ロボットの自己位置推定は、従来どおり対応のとれたランドマーク (A) を用いて両眼で高精度に行い、片方のカメラにのみ写っているランドマーク (B) も単眼でのモーションステレオ視によって推定し、密な環境マップの生成を実現する。各時刻におけるロボットの自己位置推定や、その周辺環境の認識を行うためには、環境中の特徴であるランドマークの位置を推定、追跡する必要がある。その手法として拡張カルマンフィルタ (EKF:Extended Kalman Filter) を用い、リアルタイムでの処理を目指した。提案手法の有効性・有用性を評価するために、実際にロボットシステムを構築し、シミュレーション環境と実環境において検証を行った。

2 自己位置推定と環境マッピング

2.1 ロボット環境と設定

本手法では、自己位置推定と環境マッピングを行う場所としてオフィス、工場、病院、一般家庭といった人工建造物の屋内環境を想定する。このような場所では、柱などの直線的なエッジを比較的容易に画像処理によって多数抽出することが可能である。この垂直エッジをランドマークとして利用することで自律ロボットのナビゲーションを行う。移動ロボットは、進行方向と平行に取り付けられた2つの全方位視覚センサとロボットの直進速度と回転速度を測ることができるオドメトリセンサを有しており、それぞれのセンサで同期を取り、画像データと速度データを同時取得すると想定する。世界座標系とその座標系におけるロボットの座標設定を図2に示す。ここでは図2の環境中のランドマークとロボットの位置・姿勢を2次元平面上で同時に逐次推定し、環境マップを生成する。図において、ランドマーク L_i の位置は (x_{L_i}, y_{L_i}) 、ロボットの位置・姿勢はカメラ1の位置・姿勢とし、 (x_R, y_R, ϕ) である。ここで ϕ は2つのカメラを結んだ直線と世界座標の x 軸 (x_w) とがなす角でロボットの姿勢とする。2つのカメラ間距離 (基線長) を d で表す。カメラ1及びカメラ2におけるランドマーク L_i の観測方位を基線となす角として、それぞれ α_{1i} 、 α_{2i} とする。また、ロボットの直進速度を V 、回転速度を ω とし、ロボットの初期位置は世界座標系の原点とする。

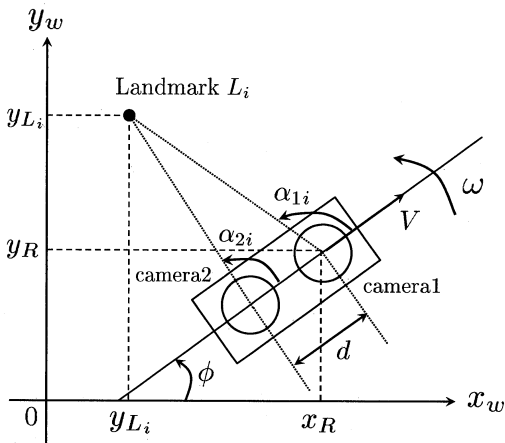


図2: ロボットの座標設定

ロボットの自己位置推定と各ランドマークの位置推定が非線形式で表されるため、カルマンフィルタを非線形問題に拡張したEKF(拡張カルマンフィルタ)を用いて推定を行う。また、本手法では単眼推定と両眼推定を1つのカルマンフィルタによって実現しており、状態ベクトルにはロボットの位置・姿勢、単眼推定によるランドマーク位置、両眼推定によるランドマーク位置が含まれる。時刻 k におけるロボットの位置・姿勢を $\mathbf{X}_R[k] = (x_R[k], y_R[k], \phi[k])$ 、 i 番目のランドマークの位置を $\mathbf{X}_{L_i}[k] = (x_{L_i}[k], y_{L_i}[k])$ とすると、状態ベクトルは $\mathbf{X}[k] = (\mathbf{X}_R[k], \mathbf{X}_{L_1}[k], \dots, \mathbf{X}_{L_n}[k])$ で表される。ここで、 n はカルマンフィルタで推定されているカメラ1・カメラ2による単眼推定ランドマーク数と両眼推定ランドマーク数の合計である。

2.2 提案アルゴリズム

本手法のフローチャートを図3に示す。初期数フレームにおいて、カルマンフィルタに必要な誤差共分散などの初期値を計算する。初期化された各ランドマークはまず単眼推定器により推定を行う。各ランドマークが十分収束し、ステレオマッチングが可能となれば両眼推定器による推定を開始する。両眼推定しているランドマークにオクルージョンが発生した場合、単眼推定器による推定に切り替える。この処理を繰り返して行い、十分収束したランドマークを出力する。

2.2.1 初期化

初期数フレームにおいてロボットは直進速度 V と角速度 ω といったエンコーダ情報を用いたデッドリコニングによって自己位置を推定する。一方、ランドマークは視覚センサで取得した方位情報 (α_1, α_2) とデッドリコニングによって推定されたロボット位置・姿勢 (x_R, y_R, ϕ) を用いて三角測量による推定を行う。図4は時刻 k と時刻 l でのモーションステレオ視による三角測量の様子を表している。各時刻でのロボットの位置・姿勢 $\mathbf{X}_R[k]$ 、 $\mathbf{X}_R[l]$ と観測値 ($\alpha_i[k]$ 、 $\alpha_i[l]$) より、ランドマーク位置推定式は式(1)のようになる。図4に示すように、初期の各ステップにおいてデッドリコニングと式(1)の三角測量より得られたランドマークの推定位置系列が真のランドマーク周辺に得られる。この推定系列から各ランドマークの期待値、誤差共分散などを算出し、カルマンフィルタの各行列を初期化する。また、フローの途中で新規

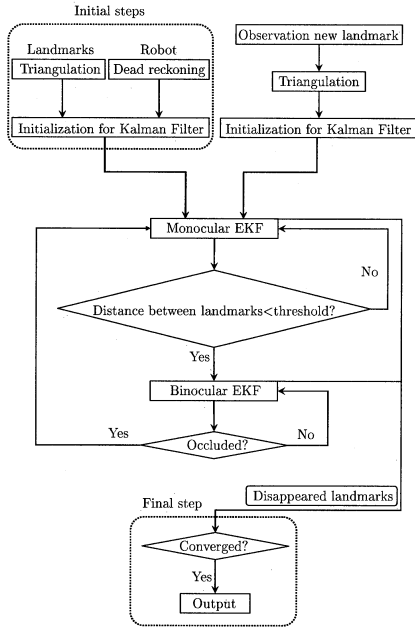


図3: フローチャート

にランドマークが観測された場合においても同様に三角測量による推定を数フレーム実行し、初期化の後、カルマンフィルタに組み込む。

$$\begin{aligned} x_{L_i} &= x_R[k] + side \cdot \cos(\alpha_i[k] + \phi[k]) \\ y_{L_i} &= y_R[k] + side \cdot \sin(\alpha_i[k] + \phi[k]) \end{aligned} \quad (1)$$

ただし、

$$side = \frac{base \cdot \sin(\alpha_i[l] + \phi[l] - \phi')}{\sin(\alpha_i[l] - \alpha_i[k] + \phi[l] - \phi[k])} \quad (2)$$

$$base = \sqrt{(x_R[l] - x_R[k])^2 + (y_R[l] - y_R[k])^2} \quad (3)$$

$$\phi' = \arctan\left(\frac{y_R[l] - y_R[k]}{x_R[l] - x_R[k]}\right) \quad (4)$$

である。

2.2.2 単眼から両眼への切り替え

初期化された各行列を用いて、カメラ1とカメラ2によって観測されたすべてのランドマークを単眼カルマンフィルタで推定する。図5に示すように、カメラ1とカメラ2で単眼推定されるランドマーク位置はカルマンステップを繰り返すことによって、初期推定位置から真のランドマーク位置の方向に収束する。このことから、2つのカメラで単眼推定され

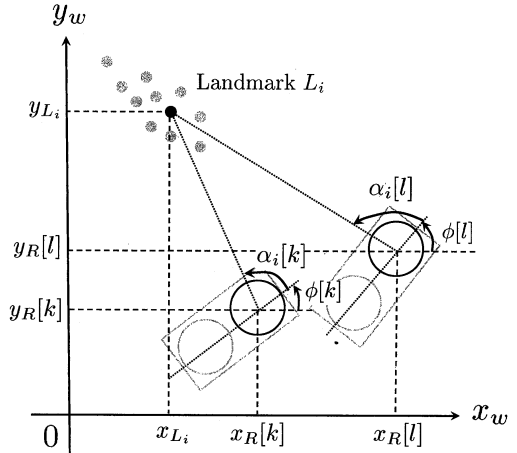


図4: 三角測量と初期化

たすべてのランドマーク間の距離を計算し、推定位置が十分近いと判断した2つのランドマークを同一ランドマークとみなし、コンビネーションを生成する。この手法によりステレオマッチングを行い、両眼によるカルマンフィルタでの推定を開始する。このとき、統合された推定ランドマークの位置・誤差共分散は、コンビネーションを生成した2つのランドマークの平均をとり、誤差共分散・推定軌跡はカメラ1の情報を継承する。

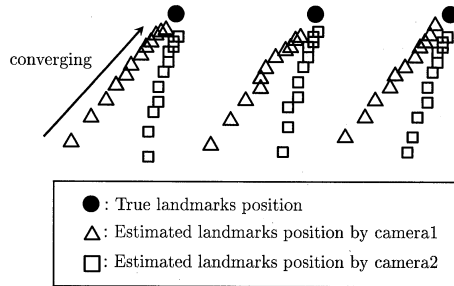


図5: 単眼推定ランドマークの収束

2.2.3 両眼から単眼への切り替え

本手法では、観測された各ランドマークを識別し、トラッキングを行う必要がある。ここで、ロボットは滑らかな動きをしていると仮定して、フレーム間ではランドマークの方位角は微小変位するものとする。

適当な探索範囲を設定し、その中で最近傍探索を行うことでトラッキングを行う。このトラッキングの段階で探索範囲に目的のランドマークが存在しない場合にオクルージョンが発生したものとす。オクルージョンにより両眼観測されなくなった時点でコンビネーションを解消し、観測を継続しているカメラによる単眼推定に切り替える。このとき、推定ランドマークの位置・誤差共分散・推定軌跡は両眼推定から継承する。以上の処理を各時刻において繰り返すことにより、各時刻のロボットの位置姿勢と環境の形状を推定する。また最終ステップにおいて、最終数フレームでの推定位置の分散が十分に小さいランドマークを収束していると判断して出力する。また、単眼推定中にオクルージョンが発生した場合も同様に推定位置の分散を算出し、収束しているランドマークを出力する。

2.3 推定アルゴリズム

本手法において、時間更新式と観測方程式は非線形式で表されるため、これらの式をテーラー展開により線形化し、カルマンフィルタを適用する。カルマンフィルタは、2つのステップから成り、“時間更新”でロボットに搭載されているオドメトリセンサからの速度情報 (V, ω) を用いて次の時刻でのロボットの位置を予測し、“観測更新”で全方位ステレオ視覚センサからの方位情報 $(\alpha_{1i}, \alpha_{2i})$ を用いて“時間更新”での予測を修正する。この2つのステップを繰り返すことで、推定精度を高める。本節では時間更新と観測更新の各ステップで用いる更新式を紹介する。

2.3.1 時間更新

ロボットの位置の予測更新にはオドメトリセンサから得られる速度情報を使用する。速度ベクトル $\mathbf{u}[k] = (V[k], \omega[k])$ は時刻 k における直進速度 V と回転速度 ω を表しており、サンプリングタイム δt 毎に測定することができる。 $\mathbf{w}[k] = (n_v[k], n_\omega[k])$ は時刻 k における速度ベクトルの測定ノイズである。これらを用いて、状態ベクトルの時間更新を表す状態方程式は式(5)のようになる。また、初期ステップでのデッドリコニングはこれらの式を用いてロボット位置を

更新する。

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_R^-[k+1] &= \hat{\mathbf{x}}_R[k] + (V[k] + n_v[k])\delta t \cos(\hat{\phi}[k]) \\ \hat{\mathbf{y}}_R^-[k+1] &= \hat{\mathbf{y}}_R[k] + (V[k] + n_v[k])\delta t \sin(\hat{\phi}[k]) \\ \hat{\phi}^-[k+1] &= \hat{\phi}[k] + (\omega[k] + n_\omega[k])\delta t \\ \hat{\mathbf{X}}_{L_i}^-[k+1] &= \hat{\mathbf{X}}_{L_i}[k]\end{aligned}\quad (5)$$

これらをテーラー展開による一次近似により線形化して、カルマンフィルタに適用する。

2.3.2 観測更新

時刻 k におけるカメラ1による i 番目のランドマーク L_i の観測値を $\alpha_{1i}[k]$ 、カメラ2による j 番目のランドマーク L_j の観測値を $\alpha_{2j}[k]$ と表し、観測ベクトルを $\mathbf{Y}[k] = (\alpha_{11}[k], \dots, \alpha_{1n}[k], \alpha_{21}[k], \dots, \alpha_{2m}[k])^T$ とする。ここで n, m は時刻 k におけるカメラ1、カメラ2それぞれの観測ランドマーク数である。このとき、それぞれの観測方程式 $h_i(\hat{\mathbf{X}}[k])[k]$ は図2より、次式のようになる。

$$h_i[k] = \alpha_{1i}[k] = \arctan\left(\frac{\hat{y}_{L_i}[k] - \hat{y}_R[k]}{\hat{x}_{L_i}[k] - \hat{x}_R[k]}\right) - \hat{\phi}[k] + v_i \quad (6)$$

$$h_{n+j}[k] = \alpha_{2j}[k] = \arctan\left(\frac{\hat{y}_{L_j}[k] - \hat{y}_R[k]}{\hat{x}_{L_j}[k] - \hat{x}_R[k]}\right) - \hat{\phi}[k] + v_{n+j} \quad (7)$$

これらの式を線形化してカルマンフィルタに適用する。ここで、 v_i はランドマーク L_i の観測ノイズである。単眼推定の場合、カメラ1では $h_i[k]$ を、カメラ2では $h_{n+j}[k]$ を適用し、両眼推定の場合はコンビネーションを作っているカメラ1とカメラ2の観測方程式を組み合わせて、単眼推定と両眼推定が混在する観測遷移行列を生成する。

3 実験

3.1 シミュレーション実験

図6にシミュレーション環境を示す。この環境では、角がランドマークとして検出できる直方体の箱を配置した。図6においてこのランドマークを黒点として示す。このシミュレーション環境では実環境を想定して、ランドマークのオクルージョンや新規観測を発生させた。基線長が226mmのロボットを図のように配置し、 $t=0$ におけるロボットの位置を世

世界座標系の原点とした。ロボットを x_w の正の方向に直進運動させ、サンプリングタイム 0.2ms で速度情報 (V, ω) と各ランドマークの方位角 α を同時取得する。また、それぞれのデータにガウシアンノイズを加えて、1回の試行において 500 ステップのデータ取得を行うものとした。以上の手順で速度データと方位データを生成し、提案手法による処理を行った。シミュレーション環境における推定結果を図 7 に示

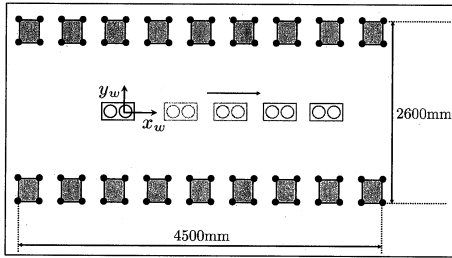


図 6: シミュレーション環境

す。Odometry Trajectory は直進速度と回転速度のみで推定したデッドリコニングによるロボットの推定軌跡を表している。方位データ・直進速度データ・回転速度データに加えたガウシアンノイズを表 1 に示す。この結果から、デッドリコニングによるロボット軌跡が真の軌跡から離れていくのに対し、提案手法によるロボット軌跡は真のロボット軌跡に沿うように推定されていることがわかる。また表 2 に推定誤差と推定ランドマーク数を表す。提案手法 (Hybrid) のロボット軌跡、提案手法における単眼 (Monocular) と両眼 (Binocular) によるランドマーク推定誤差・推定ランドマーク数と、単眼推定のみで推定を行った結果 (Monocular), 両眼推定のみで推定を行った結果 (Binocular) を表している。ここで、設置したランドマーク数は 64 個であり、そのうち推定できたランドマーク数をオーバーラップを除いた数を表している。この結果より、単眼推定、両眼推定を複合することによって両眼推定による高精度の自己位置推定と、単眼推定による密な環境マップを生成できることがわかる。ランドマークの推定ロボット軌跡の平均誤差は各ステップの誤差の平均をとったものである。

3.2 実環境実験

移動ロボットには ActivMedia Robotics 社製の Pioneer 2-DXe を用い、基線長が 226mm である全方位ス

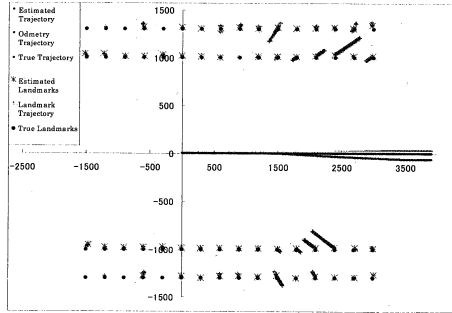


図 7: シミュレーション環境における推定結果

表 1: ガウシアンノイズ標準偏差

	Noise Deviation
Observation(rad)	0.0008
Linear Velocity(mm/s)	0.08
Angular Velocity(rad/s)	0.0075

テレオ視覚センサを取り付けた。PC のシリアルポートと RS232C ケーブルで接続し、ロボットの制御を行う。画像の取り込みには、Euresys 社製のビデオキャプチャボード PicoLo Alert を使用した。本研究で実際に構築したロボットシステムを図 8 に示す。図中の視覚センサの間にある青色のレーザーレンジファインダは今回の実験では使用しない。



図 8: 移動ロボット

本手法では、ロボットの移動環境は柱など多くの垂直エッジが存在し、平坦な床面からなる建物の人工環境を前提とする。このような環境中の垂直エッジをランドマークの特徴点とした。全方位画像に対して垂直エッジ検出を行い、その方位を入力情報として利用した。図 9 に、本実験環境を略図として示す。垂直エッジを検出しやすいように、意図的に角を黒くした黄色い直方体の箱とロボットを配置し、 $t = 0$ のロボットの位置を世界座標系の原点とした。また、

表 2: 平均誤差・推定ランドマーク数

	Error(mm)		Number of Landmarks	
	Robot	Landmark		
Hybrid	6.33	Monocular	10.36	50
		Binocular	6.78	5
		Average	10.10	55
Monocular	44.34	60.04	57	
Binocular	6.37	9.10	16	

図中にランドマークとして検出されると思われる箇所に点を打った。ロボットに x_w の正の方向に直進運動させるコマンドを PC から送り、前進させた。本実験では、5fps で画像を取り込み・保存した。1 回の試行において、2 つのカメラでそれぞれ約 550 枚のフレームの撮像を行った。図 11 は入力全方位画像で、垂直エッジを検出している様子を示したものである。実環境における推定結果を図 10 に示す。デッドリコ

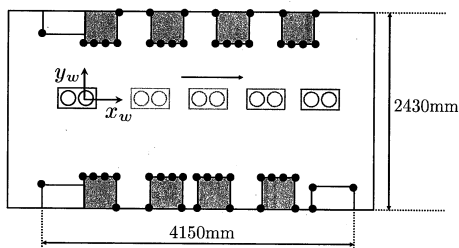


図 9: 実験環境

ニングの不安定な軌跡に対して、提案手法による推定ロボット軌跡はほぼ直進運動していることがわかる。また、設置したランドマークに対して多くのランドマークを推定ができており、密な環境マップが生成できていることが視覚的に確かめられる。また、単眼・両眼を複合することの優位性を検証するために、提案手法 (Hybrid)・単眼推定器のみでの推定 (Monocular)、両眼推定器による推定 (Binocular) で得られるランドマークの位置推定の平均誤差と推定ランドマーク数を表 3 に示す。ランドマークは推定結果より推定ランドマークの ID を調べ、真のランドマークとそれに対応する推定結果との距離の平均をとり平均誤差とした。単眼推定器のみでの推定 (Monocular) では、両眼推定への切り替えを行わずに 2 つのカメラで単眼推定し、合算した結果を表しており、数多くのランドマークを推定できていることがわかる。また両眼推

定器による推定 (Binocular) では、単眼推定から両眼推定へ切り替えてから両眼推定が終了した時点の結果を表しており、推定できるランドマーク数は多くないが高精度に推定できていることが確かめられる。これらの推定を複合した提案手法 (Hybrid) では、推定中に単眼推定のみ実行されたランドマークと、途中で両眼推定に切り替わったランドマークを分けて表記している。推定精度は劣るがたくさんのランドマークを推定する単眼推定と、推定数は少ないが推定精度が高い両眼推定を複合した結果 (Average) が得られた。このように提案手法は単眼・両眼推定の長所を組み合わせることでより精度が高く、より多くのランドマークを推定することで密な環境マップを生成できることを確認した。実環境においては、真のロボット軌跡は計測ができず推定誤差を算出できないが、シミュレーション実験の結果よりロボット軌跡の平均誤差は約 60mm と推測できる。しかし、図 10 からわかるように、多くのランドマークが高精度に推定しているが、推定精度が低いランドマークも多く存在する。これは、カルマンフィルタによる推定において正しい方向に収束していないランドマークや収束速度が遅いランドマークが存在するためであり、このような推定精度の低いランドマークの存在は両眼推定への切り替えを少なくし、最終的な推定精度にも影響を及ぼしている。この原因として、カルマンフィルタの各ランドマークの推定誤差共分散の初期化において、エンコーダの大きな計測誤差が三角測量の精度に影響し、初期化が失敗したものと考えられる。また実環境においては、ロボットの進行方向や後方に対して方位が小さい隣り合ったランドマークは、全方位画像では非常に近くに存在するため、トラッキングに失敗し、推定精度が低下すると考えられる。

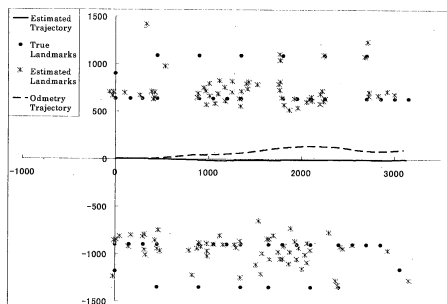


図 10: 提案手法による推定結果

表 3: 平均誤差・推定ランドマーク数

		Error(mm)	Number of landmarks
Hybrid	Monocular	128.31	108
	binocular	64.52	11
	Total	110.49	119
Monocular		119.18	131
Binocular		61.76	15

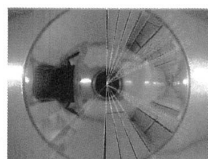


図 11: 垂直エッジの検出

4 結論

本稿では、ロボットの自己位置推定と環境マッピングを同時に行う SLAM の手法において、両眼による推定と単眼による推定を複合することによって、両眼による高精度なロボットの自己位置推定と、単眼による密な環境マップの生成を実現する手法を提案した。提案手法の有効性を検証するために、シミュレーション環境と実際に構築したロボットシステムを用いて実環境における実験を行った。単眼推定と両眼推定を複合することによって高精度に推定でき、さらに推定できるランドマーク数が増加することで、密な環境マップを生成できることを確認した。今後の課題は、カルマンフィルタの推定誤差共分散の初期化手法の改良である。エンコーダ情報の計測誤差に影響を受けない初期化手法の提案し、さらに推定精度を高める必要がある。

参考文献

[1] H. P. Moravec and A. Elfes, "High resolution maps from wide angle sonar". *IEEE, International Conference on Robotics and Automation*, pp. 116- 121, 1985.

[2] A. J. Davison, "Real-time Simultaneous Localization and Mapping with a single camera" *Pros. IEEE Intl. Conf. on Computer vision*, pp. 1403- 1410, 2003.

[3] Elfes, "A.Sonar-based real-world mapping and navigation". *IEEE, Journal of Robotics and Automation*, RA-3 (3), pp. 249- 265, 1987.

[4] 山澤一誠, 八木康史, 谷内田正彦: "移動ロボットのナビゲーションのための全方位視覚センサ", *電子情報通信学会論文誌 D-II*, Vol. J79-D-II, No. 5, pp. 698- 707, 1996.

[5] T. J. Broida, S. Chandrashekar, R. Chellappa, "Recursive 3-D Motion estimation from a monocular image sequence", *IEEE, Trans. on Aerospace and Electronic systems*, Vol. 26, No. 4, 1990.

[6] A. J. Azarbayejani and A. Pentland, "Recursive estimation of motion structure and focal length", *IEEE, Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligent*, Vol. 17, No. 6, 1995.

[7] A. J. Azarbayejani, B. Horowitz, and A. Pentland, "Recursive estimation of structure and motion using relative orientation constraints", *Proc. IEEE Intl. Conf. on Computer, Vision and Pattern Recognition*, pp. 294- 299, Los Alamitos, Calif., 1993.

[8] N. Molton and M. Brady, "Practical Structure and Motion from Stereo When Motion is Unconstrained", *Intl. Journal of Computer Vision*, Vol. 39, Issu 1, pp 5- 23, Kluwer Academic Publishers, August, 2000.

[9] P. E. Rybski, S.I. Roumeliotis, M. Gini and N. Papanikolopoulos, "Appearance-based Minimalistic metric SLAM", *Proc. IEEE Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2003.

[10] A. J. Davison, "Real-time Simultaneous localization and mapping with a single camera", *Proc. IEEE Intl. Conf. on Computer Vision*, pp. 1403- 1410, 2003.

[11] Y. Yagi, K. Shouya, and M. Yachida, "Environmental map generation and egomotion estimation in a dynamic environment for an omnidirectional image sensor", *Proc. IEEE Intl. Conf. on Robotics & Automation*, San Francisco, pp 3439- 3498, 2003.

[12] S. Se, D. Lowe, and J. Little, "Vision-based mobile robot localization and mapping using scale-invariant features", *Proc. IEEE Intl. Conf. on Robotics & Automation*, Vol. 2, pp 2051- 2058, 2001.

[13] J. Shi and C. Tomasi, "Good Features to Track", *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp 593- 600, 1994.

[14] J.H. Kim and M.J. Chung, "SLAM with omnidirectional stereo vision sensor", *Proc. IEEE/RSJ Intl. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 1, pp 442- 447, 2003.

[15] M. A. Garcia and A. Solanas, "3D Simultaneous localization and Modeling from Stereo Vision", *Proc. IEEE, Intl. Conf. on Robotics and Automation*, New Orleans, LA, 2004.

[16] C. Drocourt, L. Delahoche, B. Marhic and A. Clerentin, "Simultaneous Localization and Map Construction Method using omnidirectional stereoscopic information", *Proc. IEEE, Intl. Conf. on Robotics and Automation*, Vol. 1, pp. 894- 899, Washington. DC, 2002.