

全方位視覚センサを用いた環境地図と ロボット自己位置・姿勢の同時推定法

浜田 博昭 八木 康史 Nels Benson 谷内田 正彦
大阪大学大学院基礎工学研究科

Abstract: 本研究では、全方位視覚センサを搭載した移動ロボットを対象に、自律移動誘導のための課題の一つである環境地図と自己位置・姿勢推定の問題に対し、ロボットの姿勢と環境地図ならびにロボットの自己位置を繰り返し推定する方法を提案する。

Environmental Map Generation and Egomotion Estimation using an Omnidirectional Image Sensor

Hiroaki HAMADA, Yasushi YAGI, Nels BENSON, Masahiko YACHIDA
Graduate School of Engineering Science, Osaka University

Abstract: Generation of a stationary environmental map is one of the important tasks for vision based robot navigation. Under the assumption of known motion of a robot, environmental maps of a real scene can be successfully generated by monitoring azimuth changes in an image. Several researchers have used this property for robot navigation. However, it is difficult to observe the exact motion parameters of the robot because of encoder measurement error of the robot. Therefore, observational errors in the generated environmental map accumulate in long movements of the robot. To generate a large environmental map, it is desirable not to assume known robot motion. In this paper, under the assumption of unknown motions of the robot, we propose a method to generate a stationary environmental map and estimate the egomotion of a robot by using an omnidirectional image sensor.

1. はじめに

ロボットが自律移動するためには外界の情報をセンサから取得して環境を把握し、目的地まで安全に誘導する必要がある。そして、視覚センサは、環境認識を行う上で有用なセンサとして、これまで盛んに利用されてきた。

従来の視覚センサを用いた移動ロボットの研究では、一般的なカメラを採用したものが多く、観測視野が前方方向のみに限られていた。しかし、一般的な環境では、側方、後方から接近する移動物体など、前方情報だけでは不十分な場合がある。そこで、我々は移動ロボットの誘導に適した全方位視覚センサ COPIS[1]、HyperOmni Vision[2]を提案し、そのシステムを構築してきた。本センサの視野領域は、ロボットを誘導する上で最も重

要な側方が中心であり、また周囲 360 度を一度に観測でき、実時間処理にも対応できる利点を持つ。

これまで、この特徴を利用し、全方位視覚センサを搭載した移動ロボットを対象に、自律移動の課題の一つである静止環境地図の生成および自己位置の推定方法を提案してきた[3]。本研究では、これまで既知としていた自己姿勢を未知のものとし、ロボット移動にともなう環境内の垂直エッジの方位変化情報から環境地図を生成し、さらに自己位置・姿勢を推定する方法を提案する。

具体的には、観測対象の観測方位変化量から自己姿勢を推定し、次に推定された姿勢情報を用い、環境地図生成ならびに自己位置の推定を行う。従って、従来、ロボットの姿勢変化に関する情報はエンコーダなどの外界センサなどから得ていたのに対し、本手法はエンコーダなどのセンサは使わず

にカメラのみの情報でよいという特徴をもつ。

2. 全方位視覚センサを搭載した 移動ロボットシステム

2.1 システム構成

本研究で用いるシステムは、全方位視覚センサを搭載したロボットと、画像処理プロセッサ・ワークステーションからなる。ロボットの外觀図をfig.2-1に示す。視覚部には我々の提案した全方位視覚センサ、移動部にはRWI社のB12 Mobile Robot Baseで構成されている。ワークステーションからRS232Cポートを介して通信を行い、回転・直進運動の指令を送ることができる。一方、入力された画像は映像ケーブルを介して画像処理プロセッサで処理された後、ワークステーションに送られる。

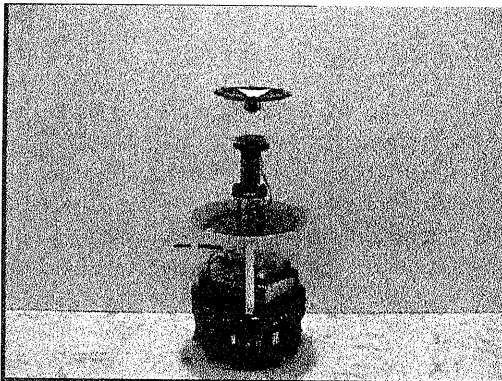


fig.2-1 移動ロボット

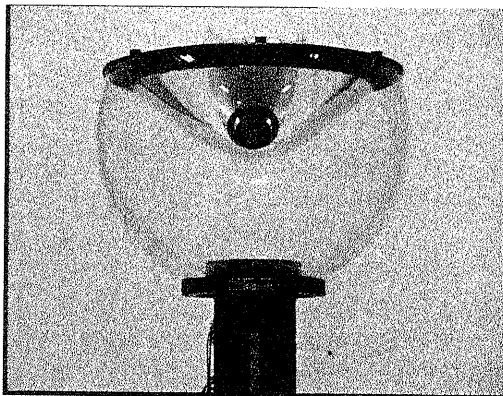


fig.2-2 全方位視覚センサ HyperOmniVision

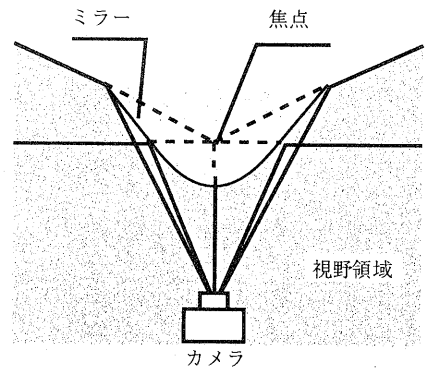


fig.2-3 HyperOmniVision 視野領域

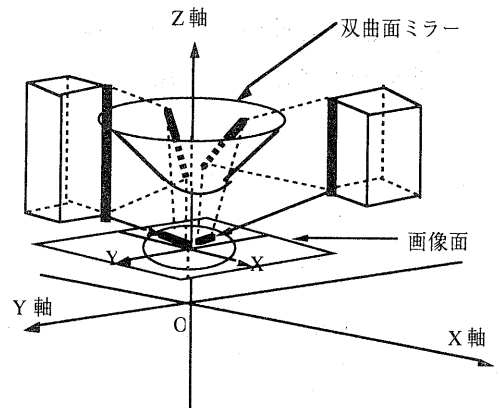


fig.2-4 双曲面投影

2.2 全方位視覚センサ

本研究に用いた全方位視覚センサ HyperOmniVisionの構成と特徴について述べる。

本センサはfig.2-2に示すように鉛直下向きの双曲面ミラーと鉛直上向きのカメラから構成され、fig.2-3に示すように水平面下方鉛直軸周り360度全方位が視野範囲となる。このとき、fig.2-4に示すように、一本の垂直エッジ上の点は高さにかかわらず同一の方向性を示し、垂直エッジは画像中心から放射状に延びた線分として現れる。この性質を利用することで、入力画像中で放射エッジを検出し、そのエッジの角度を計算することで対象物体の方位角 θ を推定することができる。例えば、垂直エッジ上の任意の点 $P(X,Y,Z)$ に対する画像面上の写像点を $p(x,y)$ とすると、次式の関係が成り立つことからわかる。

$$\tan \theta = \frac{Y}{X} = \frac{y}{x} \dots (1)$$

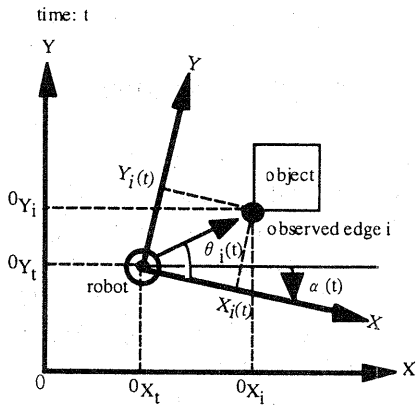


fig. 3-1 ロボットと観測対象の位置関係

3. 環境地図および自己位置・姿勢推定の原理

3.1 基本原理

fig.3-1 に示すように基準座標系から各時刻 t におけるロボットの位置ならびに観測対象 i の位置を $({}^0X_t, {}^0Y_t), ({}^0X_i, {}^0Y_i)$ とする。さらに基準座標でのロボットの姿勢を基準にして時刻 t のロボットの姿勢を $\alpha(t)$ とする。

このとき、ロボット座標系から見た、時刻 t における観測対象 i の観測方位角を $\theta_i(t)$ とすると、ロボット座標系から見た観測対象との相対位置 $(X_i(t), Y_i(t))$ と観測対象 i の観測方位角 $\theta_i(t)$ との間には、以下に示す関係が成り立つ。

$$\tan[\theta_i(t) - \alpha(t)] = \frac{Y_i(t)}{X_i(t)} \quad (2)$$

ただし、

$$[X_i(t) = {}^0X_i - {}^0X_t, Y_i(t) = {}^0Y_i - {}^0Y_t]$$

とする。

ここで、未知数は、ロボットの位置、姿勢 $({}^0X_t, {}^0Y_t), \alpha(t)$ と観測対象の位置 $({}^0X_i, {}^0Y_i)$ である。対象の観測方位角 $\theta_i(t)$ は計測できるので、各観測フレームで得られる、 $(i \times t)$ 個の式(2)の観測方程式、ならびに未知数は単眼視によるスケールファクタの欠如や、自己位置・姿勢および観測対象の位置を初期値に対して相対的にあらわすために $(2i + 3(t-1) - 1)$ 個となる。それらの関係により、3点5観測ないし、4点4観測以上であれ

ば、 $(i \times t)$ 個の観測方程式を解くことで、相対環境地図の生成ならびにロボットの相対自己位置推定が同時に可能となる。しかし式(2)は、非線形方程式のため、Levenberg-Marquardt法などの繰り返し演算により求める必要があるが、一般に繰り返し演算は計算時間がかかる[4]。本手法では、式(2)を2つの線形式として表現することで、処理の高速化を図る。具体的には、観測対象の奥行きを既知とすることで、式(2)を線形化した方程式と、姿勢情報を既知とすることで、式(2)の線形化とから、姿勢情報と環境地図生成ならびに自己位置情報を相互に推定することで、すべてのパラメータを高速に推定する。

3.2 環境地図および自己位置推定

前節では自己姿勢を未知の値として考え、観測対象の位置と自己位置・姿勢を推定していたが、自己姿勢を既知のものと考えた場合、式(2)での未知数はロボットの位置 $({}^0X_t, {}^0Y_t)$ と観測対象の位置 $({}^0X_i, {}^0Y_i)$ の合計 $(2i + 2(t-1) - 1)$ 個となり、3点3観測以上であれば、観測対象の位置および自己位置の同時推定が可能となる。

3.3 自己姿勢推定の基本原則

fig.3-2 に示すように、時刻 $t-1, t$ の間の観測対象の観測方位変化を考える。 D は観測対象の相対距離、 M はロボットの移動距離、 θ は各時刻の観測対象の観測方位、 $\alpha(t)$ はロボットの姿勢変化、 β_t はロボットの進行方向とする。このとき、観測方位の変化 $\Delta\theta$ とロボットの運動の間には、以下の式が成り立つ。

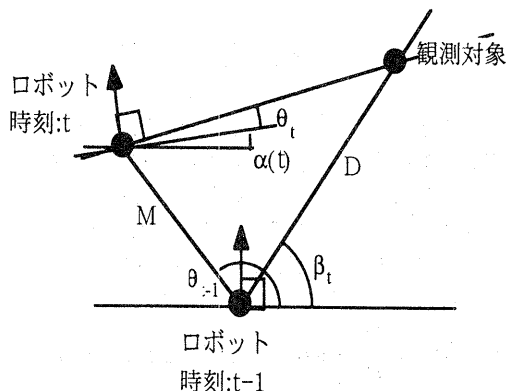


fig.3-2 ロボットに対する観測対象の位置と見え方

$$\Delta\theta = \frac{M}{D} \sin(\theta_{i+1} - \beta_i) - \alpha(t) \cdots (3)$$

ここで、観測対象との相対距離 D を既知とすると、未知数が M 、 β_i 、 $\alpha(t)$ となり、3 つ以上観測対象の方位変化を計測できれば、解が求まる。

3.4. 自己位置・環境地図と自己姿勢の繰り返し推定

fig.3-3 に示すように、本手法では、観測対象の観測方位変化量から自己姿勢を推定し、次に推定された姿勢情報を用い、環境地図生成ならびに自己位置の推定を行う。

地図生成ならびに自己位置の推定はロボットの姿勢が既知で、3 観測対象をロボットが移動しながら 3 フレーム間観測できる場合に、解析的に解ける。また、姿勢推定は対象までの距離が既知の場合、方位変化に周期性があることを利用して、

自己位置と姿勢を推定することで、地図生成ならびにロボットの自己位置・姿勢を推定する。

4. 3次元環境地図生成

前節までに述べた環境地図生成に用いる情報は観測対象の位置情報のみである。しかし 3 次元環境地図を生成するためには高さ情報が欠如している。そこで、2 つの垂直エッジ間には物体が存在していると考え、エッジ間の面に全方位視覚センサからの入力画像をマッピングする。実際にはエッジ間の面に対して法線方向から撮像された画像をその面のテクスチャとして用いる。

最後に実際の環境地図は各時刻において作られた局所環境地図を統合することによって生成される。なお、局所地図の統合法については参考文献を参照されたい[3]。

5. 実験結果と検討

5.1 前提条件

本手法では以下の二点を実験を行う際の前提条件としている。

- (1) 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、平たんな床面からなる建物内などの人工環境とする。
- (2) ロボットは移動しながら密に画像を入力でき、各エッジの時系列間での対応付けは容易に行なえるものとする。

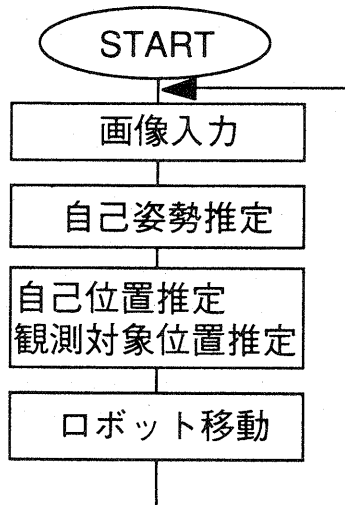


fig.3-3 本手法の処理の流れ

求めることができる。しかし、実際には各対象に対する距離は未知であり、対象によってそれぞれ異なる。そこで推定された対象の位置からロボットと対象との距離を計算し、それを式(6)に示すように、各対象 i に距離についての重み付けを行うことにより、精度よく推定を行う。

$$\Delta\theta_i = \frac{M}{D_i} \sin(\theta_{i+1} - \beta_i) - \alpha(t) \cdots (6)$$

以上の関係を利用し、繰り返し、観測対象位置・

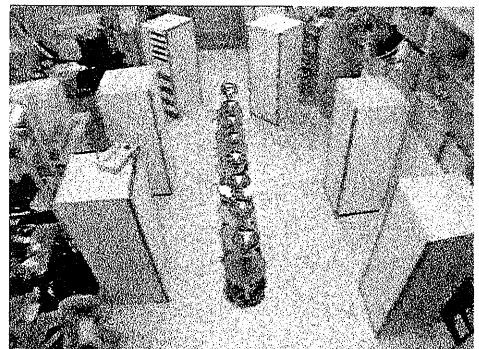


fig.5-1 実験風景

5.2 実験

本手法の有効性を評価するために、fig.5-1 に

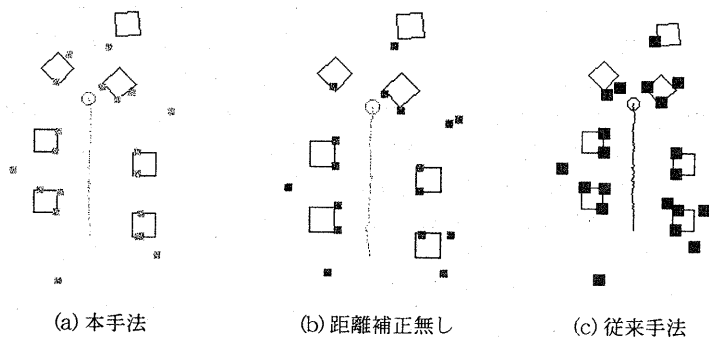


fig.5-2 推定された環境地図 (直進運動のみ)

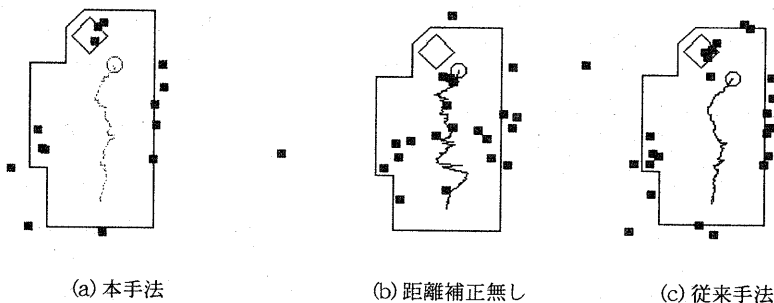


fig.5-3 推定された環境地図

示すような黄色の直方体の箱を置いた人工的環境で実験を行った。fig.5-2、fig.5-3に推定された環境地図を示す。

fig.5-2はfig.5-1の環境で実験を行った結果である。写真中の軌跡はロボットに直進運動のみを行わせた場合の軌跡で、合計で90フレームの撮像を行い、20フレーム以上対応付いた垂直エッジおよびロボットの位置を計算した。また、fig.5-3は回転成分を含めた運動を行い、合計で135フレームの撮像、かつ15フレーム以上対応付いた垂直エッジおよびロボットの自己位置を推定した結果である。

fig.5-2、fig.5-3の(a)が本手法で生成された(環境に対する距離を考慮した場合)環境地図、(b)が環境に対する距離を考慮しなかった場合の環境地図、(c)が回転成分が既知の場合(従来手法)に得られた環境地図を表している。

図からも明らかなように、距離補正をしなかった場合、大きな推定誤差が現れたのに対し、本手法の場合、従来の姿勢情報が既知の場合とほぼ同じ精度で地図の生成が行えたと言える。なお、fig.5-4にfig.5-2,5-3各々の場合の各観測対象の

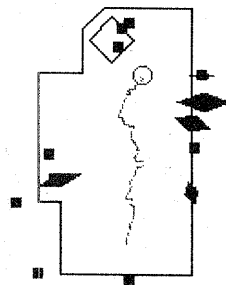
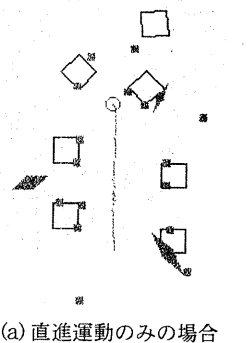


fig.5-4 観測対象の誤差楕円

誤差楕円である。この図からもわかるようにほぼ正しく環境地図が生成されていることがわかる。

次に自己位置推定結果については、fig.5-2の直進運動のみの場合、自己位置推定の誤差平均は33[mm]、標準偏差は37[mm]であった。またロボットが回転運動も行ったfig.5-3の場合、誤差平均、標準偏差はそれぞれ110[mm]、185[mm]であった。fig.5-3の場合、fig.5-2の場合に比べ、自己位置推定精度が悪いが、これは、前方が突き当たりの環境のためにロボットの周りの観測対象が均等に分布しなかったために、自己位置の推定精度が落ちたものと考えられる。しかし、fig.5-2,5-3で本手法と従来手法を比較すると、大差なく推定できたことが見てとれる。なお、誤差平均、標準偏差を計算する際は、推定結果のロボットの水平方向の総移動量とエンコーダから得られる実際の総移動量の比を1とした。

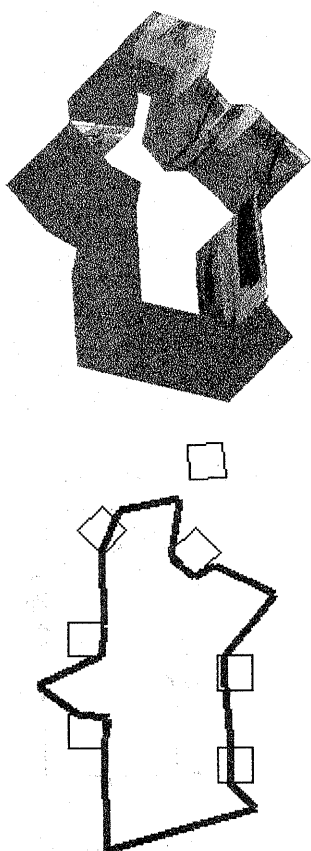


fig.5-5 3次元環境地図とその時刻の2次元地図

最後に、直進運動のみの実験で生成された3次元環境地図とその時刻における2次元地図をfig.5-5に示す。この図はfig.5-2(a)の観測対象の位置情報から、隣接エッジ間を面と想定することでテキストチャマッピングにより生成したものである。

6. おわりに

本報告では、環境地図生成および、自己位置・姿勢を繰り返し推定する手法を提案した。本手法は、環境位置、移動ロボットの運動成分が未知の場合においても、環境地図生成、自己位置・姿勢が推定可能であることを確認した。

参考文献

- [1] Y. Yagi, S. Kwato, S. Tsuji: "Real-Time Omnidirectional Image Sensor (COPIS) for Vision-Guided Navigation," IEEE Trans. Robotics and Automation, vol.10, no.1, PP.11-22, 1994.
- [2] 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系 HyperOmniVision の提案", 電子情報通信学会論文誌 (D-II), vol.J79-D-II, no.5, pp.698-707, 1996.
- [3] 勝屋耕一, 八木康史, 谷内田正彦: "未知並進運動する移動ロボットにおける静止環境マップ生成", 日本ロボット学会誌, vol.16, no.5, pp.698-707, 1998.
- [4] M. Eto, T. Aoki, K. Hata: "Estimation of Structure and Motion Parameters for a Roaming Robot that Scans the Space", International Conference on Computer Vision, vol. 1, pp.579-584, 1999.