

移動ロボットのための遠方のランドマークを重視した 画像ベース自己位置推定

○鈴木 汰一（筑波大学） 萬 礼応（筑波大学） 大矢 晃久（筑波大学）

1. 緒言

移動ロボットが自律走行する際に必要な技術の1つに自己位置推定が挙げられる。ロボットはタイヤの回転数などのオドメトリ情報から自分がどの程度進んだかを認識することが可能である。しかし実際にはタイヤが滑るといった小さな誤差が積み重なり、現実と認識に大きなズレが生じてしまう。そこで、センサによる外界の情報を利用しあらかじめ記録していた情報と照らし合わせることで、ズレをその都度修正することでより正しい自己位置の推定が可能となる。

ここで実際の屋外などの環境の問題点として、人混みや車の往来など周囲の環境が絶えず変化していることが考えられる。周囲の環境の情報は常に同じものが得られるということは考えにくく、自己位置推定ではそのような動的物体の影響が大きくなってしまう。そこで、本研究では影響の少ない情報として、ビルの壁や街灯など遠くに存在するものに注目した。これらを自己位置推定の情報として利用することにより動的物体の影響が少ない手法の提案をしたい。

屋外環境での移動ロボットの自己位置推定に関する研究は盛んに行われており、レーザースキャナを用いた研究が挙げられる [1][2]。レーザースキャナは環境を正確に観測できるが、レーザが届く範囲には限りがある。本研究ではより遠くのものも観測できることを期待してステレオカメラを利用し画像ベースでの自己位置推定を目指す。そして、実際の屋外環境においてレーザースキャナを利用した既存の手法との比較実験し、本手法の有用性の評価を行った。

2. 遠方のランドマークを重視した自己位置推定

2.1 手法の概要

ロボットが自己位置推定をするには環境の情報を記録した地図が必要である。基本的にはオドメトリの情報からロボット自身がどれほど進んだかを推定し自己位置を認識するが、その都度周囲のランドマークの情報と地図とを照らし合わせることでズレを修正する。

本手法ではランドマークとして縦方向に伸びるエッジを利用する。これは画像中のビルの壁や電柱などから多く検出されることが期待できる。これらをステレオカメラのステレオ視を用いて位置算出を行う。そして、検出されたランドマークを自己位置の算出に利用する際に、遠方のものの重視を行う。つまり、検出されたすべてのランドマークを利用するのではなく遠くのを優先的に利用、または近いものは使わないなどの処理をして、人混みなど動的物体の影響を少なくすることを目指す。最後にパーティクルフィルタを用いて2次

元平面上でのロボットの位置・姿勢を推定する。

2.2 地図

地図の作成には予め自立走行したいルートを人間によるコントローラなどの外敵操作で走行し、ステレオカメラで検出されたランドマークを記録する。ある周期で1シーンとしてその時のロボットの位置姿勢 (x, y, θ) 、観測されたランドマークの種類 (id) と相対位置 (x, y) の集合 $([(id, x_1, y_1), (id, x_2, y_2), \dots])$ が記録されていく。これら複数シーンをまとめたものを地図として扱う。地図の作成と利用の概要を図1に示す。自立走行時には現在推定されている位置姿勢と地図に記録されているロボットの位置姿勢の差が小さいシーンを選択し、自己位置推定の計算に用いる。

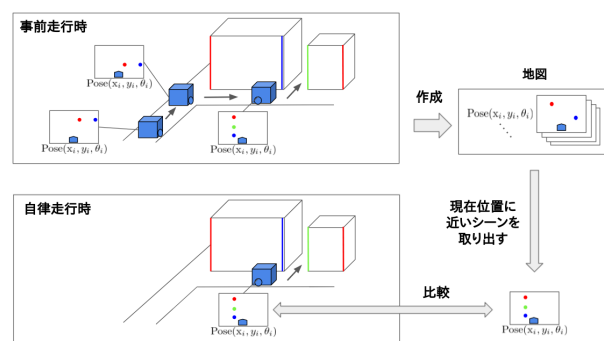


図1 地図の作成, 利用の概要図

2.3 ランドマーク検出

2.3.1 エッジ検出

撮影されたカメラ画像から縦方向に伸びるエッジを検出したい。ここで画像の下方の大半は地面が写っていることが考えられ、画像の上方の領域で検出を行う。各高さの画素に対して式1に示す $m \times n$ 行列 A を用いて畳み込みを行い、その結果に閾値処理を行うことによりエッジを検出する。ここでは縦 m が 101, 横 n が 7 のフィルタを用いた。

$$A = \frac{1}{m} \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ -1 & 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (1)$$

しかし、画像の中ある高さにおいて検出されるエッジの数には上限がある。検出されるエッジが少ないと、ランドマークが少なくなり自己位置推定の精度が低くなっ

てしまう。そこで、本研究では検出されるエッジの種類を増やして種類ごとにランドマークを処理することにより多くのランドマークを検出できるようにした。エッジの種類にはカラー画像をRGBのチャンネルに分割し、画像の異なる5つの高さに対して処理を行う。ここで検出されるエッジは左から右へ画素値が増大するエッジと減少するエッジと区別する。本研究ではこれらを立ち上がりエッジ、立ち下がりエッジと定義する。したがって、ランドマークはチャンネル(2種類)、検出位置の高さ(5種類)、エッジ種類(2種類)を区別することにより計30種類を画像から得ることができる。エッジの検出結果を図2に示す。検出は画像中の白い線の高さで行っており、チャンネルの色に合わせた目印でエッジを示している。このうち、中空の目印が立ち上がり、中実の目印が立ち下がりである。

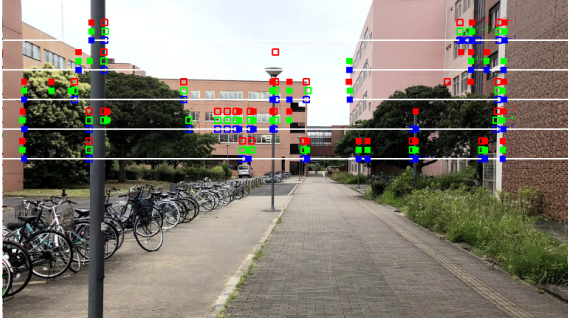


図2 エッジの検出例

2.3.2 ステレオカメラによる位置算出

ここではステレオカメラの三角測量の原理によるランドマークの位置算出について説明する。ステレオ視では2つのカメラ画像に映る対象の視差、基線長などの情報から三角測量の原理にて対象物の2次元平面上の位置を算出する。図3に示すように左のカメラの中心を原点とした座標系を考える。

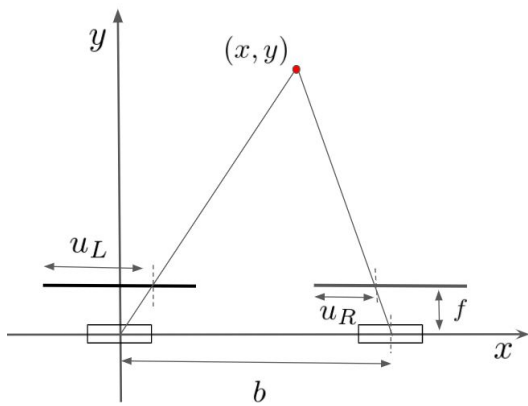


図3 三角測量の原理

観測によって得られたランドマークの左右のカメラ画像の位置を u_L, u_R とした時、視差は $u_{diff} = u_L - u_R$ と表され、焦点距離を f 、基線長を b 、左のカメラの光軸

中心の x 座標を o_x とすると、ランドマークの2次元平面上の座標は式2,3で表される。

$$x = \frac{b(u_L - o_x)}{u_{diff}} \quad (2)$$

$$y = \frac{fb}{u_{diff}} \quad (3)$$

これら (x, y) を (r, θ) で表すと、式4,5のようになる。

$$r = \sqrt{x^2 + y^2} = \frac{b}{u_{diff}} \sqrt{(u_L - o_x)^2 + f^2} \quad (4)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{y}{x}\right) = \arctan\left(\frac{u_L - o_x}{f}\right) \quad (5)$$

式4において、視差である u_{diff} が小さくなると検出距離が長くなることがわかる。 u_{diff} は観測によって得られる値であり、 u_{diff} が極端に小さい場合誤差による影響が大きくなってしまふ。つまり観測されるランドマークの距離が大きいほど誤差が大きくなってしまふことが考えられる。

2.4 推定位置姿勢の算出

2.4.1 ランドマークの観測確率

ステレオ視の特性上、観測される距離が大きくなると誤差の影響が大きくなってしまふことが挙げられた。そこで、式4の r については逆数を取り、 $\frac{1}{r}, \theta$ について真値に対する誤差の影響を考える。真値 $\frac{1}{r^*}, \theta^*$ についてそれぞれ誤差 $\varepsilon_{\frac{1}{r}}, \varepsilon_{\theta}$ が生じると仮定した時、観測により得られるランドマークは式6,7のように表される。

$$\frac{1}{r} = \frac{1}{r^*} + \varepsilon_{\frac{1}{r}} \quad (6)$$

$$\theta = \theta^* + \varepsilon_{\theta} \quad (7)$$

本研究ではこの誤差を平均0、分散 $\sigma_{\frac{1}{r}}^2, \sigma_{\theta}^2$ であるガウス分布に従うとしてモデル化をする。 $\frac{1}{r}, \theta$ についてそれぞれの観測確率 p は式8,9のように表せる。ここで η は正規化することを意味する。

$$p\left(\frac{1}{r} \middle| \frac{1}{r^*}\right) = \eta \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\frac{1}{r}}^2}} e^{-\frac{\left(\frac{1}{r} - \frac{1}{r^*}\right)^2}{2\sigma_{\frac{1}{r}}^2}} \quad (8)$$

$$p(\theta|\theta^*) = \eta \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\theta}^2}} e^{-\frac{(\theta - \theta^*)^2}{2\sigma_{\theta}^2}} \quad (9)$$

よって真値が $(\frac{1}{r^*}, \theta^*)$ であるランドマークを観測した時、その観測結果が $(\frac{1}{r}, \theta)$ である観測確率 p は式10のようになる。

$$p\left(\frac{1}{r}, \theta \middle| \frac{1}{r^*}, \theta^*\right) = p\left(\frac{1}{r} \middle| \frac{1}{r^*}\right) \cdot p(\theta|\theta^*) \quad (10)$$

次にランドマークの観測確率を算出する際、現在観測されたランドマークと地図上のランドマークの対応付

けを行う必要がある。ある姿勢 $p^i = (p_x^i, p_y^i, p_\theta^i)$ において、地図上のランドマーク $l^j = (l_x^j, l_y^j)$ を観測することを考える。姿勢 p^i から見える地図上のランドマークの位置 $(r_{p^i, l^j}, \theta_{p^i, l^j})$ は次の式 11, 12 で表される。

$$r_{p^i, l^j} = \sqrt{(l_x^j - p_x^i)^2 + (l_y^j - p_y^i)^2} \quad (11)$$

$$\theta_{p^i, l^j} = \arctan\left(\frac{l_y^j - p_y^i}{l_x^j - p_x^i}\right) - p_\theta^i \quad (12)$$

ここで、現在観測されているランドマークの 1 つ $m^k = (m_r^k, m_\theta^k)$ を考えた時、このランドマークが地図上のランドマークと対応しているときの観測確率を算出することができる。ただし、実際には観測されたランドマークと地図上のランドマークの対応関係は未知であるため、現在推定されているロボットの自己位置付近の地図上のランドマークに対して調べる必要がある。対応を調べるランドマークはエッジの種類が同じもののみからとする。その中で観測確率が最大になるものを対応するランドマークとした。よって観測によって得られた 1 つのランドマーク m^k が姿勢 p^i 、地図 M から観測される確率は式 13 のように表される。ただしここではしきい値を設け、式の結果がしきい値以下のランドマークは誤対応と判定し検出を行わない処理をしている。

$$\begin{aligned} p(m_r^k, m_\theta^k | p^i, M) \\ = \max_j p\left(\frac{1}{m_r^k}, m_\theta^k \middle| \frac{1}{r_{p^i, l^j}}, \theta_{p^i, l^j}\right) \end{aligned} \quad (13)$$

2.4.2 遠方のランドマークの重視

本研究では遠方のランドマークを重視する目的のために、領域を角度方向に分割し、その領域の中でしきい値以上の観測確率かつ一番遠いもののみを観測されたランドマークとして利用する。処理の概要図を図 4 に示す。図 4 の例では領域を白点線のように分割し、その領域の中で白丸で囲まれる一番遠いランドマークを選択している。その選択されたランドマークの観測確率がしきい値以下で低かった場合、精度に影響を及ぼすため利用せず次に遠いランドマークを利用する。それでもしきい値以下のものしかなかった場合は、その領域でのランドマークは使用しないことにする。このように遠方のものを優先的に利用することで人混みなどで隠れてしまい、誤って近くに検出されてしまったランドマークを除外できることが期待できる。この処理では利用できるランドマークの数は減ってしまうが、同じ方向に集まっているものは全ては利用せず、角度方向にばらけているものを複数利用することにより有効的に活用できると考察している

このようにして選択されたランドマークを用いてある姿勢 p^i の尤度を求める。選択されたランドマークが N 個としたとき、観測 m が姿勢 p^i 、地図 M から観測される確率、つまり姿勢 p^i の尤度は式 14 のように算出される。

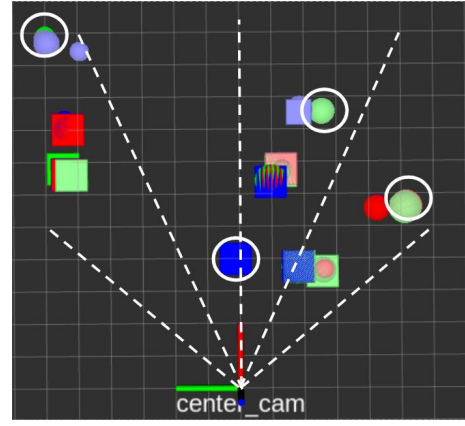


図 4 遠方の重視方法の概要図

$$p(m | p^i, M) = \sqrt[N]{\prod_k p(m_r^k, m_\theta^k | p^i, M)} \quad (14)$$

3. 屋外実験

3.1 実験方法

本手法の性能、有用性の評価を目的に屋外の実際の環境において自己位置推定の実験を行った。コントローラによる操作で走行し、オドメトリ、ランドマークの情報の記録を同じ場所、ルート、時間帯で 2 回行った。1 つ目のデータを用いて地図を作成し、2 つ目のデータに対してその地図を用いた自己位置推定を行う。この際比較対象として ROS の Navigation Stack の amcl パッケージを利用した。このパッケージは 2 次元地図上で自己位置推定を行う。今回はこの 2 つの手法の推定位置の違いを評価の基準とした。実験は筑波大学構内で行った。各地点の様子を図 5, 6 に示す。ルートとしては走行を開始してまもなく地点 1 を通過し直進したあと右折した。その後地点 2 を通過し目の前の建物の付近まで直進した。走行距離はおおよそ 100m ほどである。



図 5 地点 1



図 6 地点 2

実験に使用したロボットと搭載されたステレオカメラ、LiDAR を図 7 に示す。カメラは BUFFALO 社製の WEB カメラ BSW200MBK を水平に三台取り付け、各カメラの基線長は 19cm とした。通常、ステレオ視は二台で行うが、本研究では処理速度の低減、誤対応をできるだけ少なくすることを目的として整合性の確認のために中央にカメラを 1 台追加し、三眼ステレオカメラ [3] として使用している。また、amcl による自己位置推定用のセンサには Velodyne 社製の VLP-16 を使用し

た.VLP-16 で得られた 3 次元点群を 2 次元平面上の点群に変換して使用している。

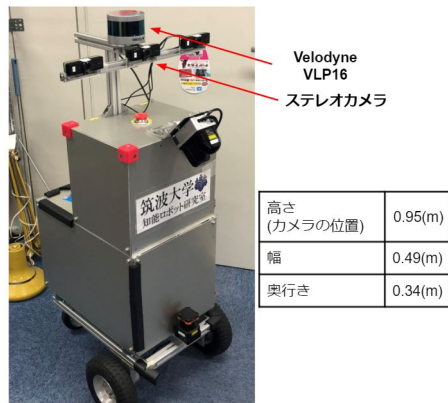


図 7 ロボットの外観

この実験では提案手法は 500 個のパーティクルをロボットの初期位置周辺にばらまき、動作モデルに従ってロボットの動作とともに移動させた。動作モデルには Sebastian らの手法 [4] を利用した。観測から各パーティクルの尤度を求め、全パーティクルの加重平均から推定位置を算出した。また、ランドマークの領域分割の角度は 30 度とし、3m よりも近くに検出されたランドマークは使用しないことにしている。

3.2 実験結果

推定結果の軌跡を図 8,9 に示す。黄色が提案手法、紫が amcl による推定結果である。この軌跡は 1 秒間に 1 回プロットしている。また、グリッドは 1 辺 1m である。

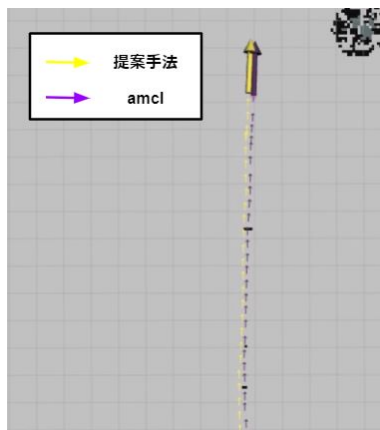


図 8 地点 1 付近での軌跡

また、走行開始から終了までの推定結果の提案手法と amcl での差のグラフを図 10 に示す。2 つの推定位置の差の直線距離を表しており、縦軸が距離 (m) 横軸が時間 (s) である。

結果としてはカメラ画像中からうまくランドマークが検出できないシーンがあるなどの要因でズレが広がってしまう箇所が見られた。しかしその後正しいランドマークを検出し近い位置姿勢へ修正されていることが確認できている。図 10 では最大で約 0.7m の amcl との

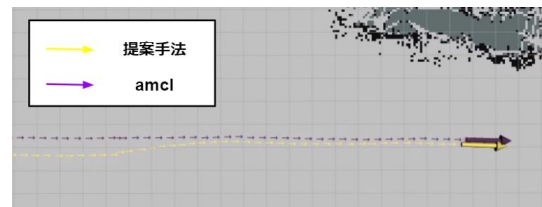


図 9 地点 2 付近での軌跡

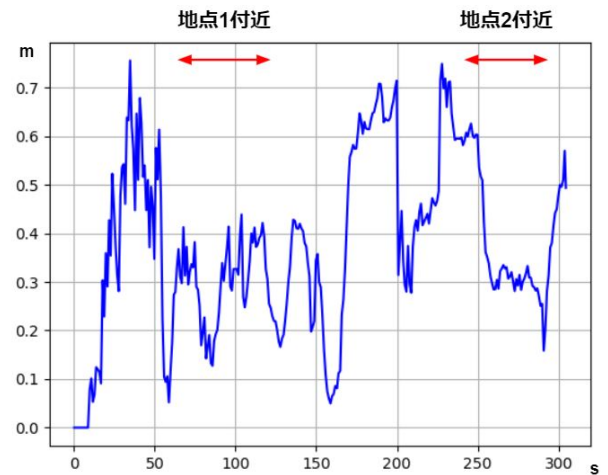


図 10 提案手法と amcl の推定位置の差の距離

誤差があり、自律走行での利用を目標としているのでより小さい値を目指したい。今後の課題として、ランドマークの検出量が少ない場合の対処、適切な尤度計算時の分散の設定などが挙げられる。

4. 結言

本研究では人混みなどの動的物体の影響を少なくすることを目的に、遠方のランドマークを重視した自己位置推定の提案を行った。屋外環境において LiDAR を利用した手法と比較実験を行い、推定位置の精度を調査した。今後の予定としては、従来手法が苦手であるような人混みが多い環境で本手法の有用性の実験を行ってきたい。

参 考 文 献

- [1] 井上一道, Sam Ann Rahok, 尾崎 功一: “つくばチャレンジにおける移動ロボットの設計方針の提案と考察”, 日本ロボット学会誌, Vol. 30, No. 3, pp. 234-244, 2012
- [2] 友納 正裕, 吉田 智章, 入江 清, 小柳 栄次: “つくばチャレンジにおける屋外ナビゲーションシステムの問題分析と基本設計”, 日本ロボット学会誌, Vol. 30, No. 3, pp. 262-270, 2012.
- [3] Akihisa Ohya, Yukio Miyazaki and Shin'ichi Yuta : “Autonomous Navigation of Mobile Robot based on Teaching and Playback Using Trinocular Vision”, The 27th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, pp.398-403,2001
- [4] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, Dieter Fox : “確率ロボティクス”, 毎日コミュニケーションズ, pp.120-126, 2007.