

動画像とレンジセンサによる移動ロボットの自己位置推定

Mobile Robot Localization by Image Sequence and Laser Range Sensor

日浦 一彰†
Kazuaki Hiura

信原 卓弥†
Takuya Nobuhara

清水 優‡
Masaru Shimizu

1. はじめに

移動ロボットが環境内を移動して作業を行うには正確な自己位置推定が不可欠である。車輪型移動ロボットの場合、オドメトリによる自己位置推定が用いられることが多いが、オドメトリは走行するにつれて車輪の空転による誤差が蓄積するため、精度の良い自己位置推定が望めない。

これに対する手法として、移動する単眼カメラで撮影した画像列からロボットの相対的な位置姿勢を推定する手法が提案されている[1][2]。この手法は Structure-from-Motion (SfM) と呼ばれ、マーカや環境形状の事前知識を与えることなしに、動画像上の特徴点のみからカメラ運動の推定が可能である。ただし、画像から抽出した特徴点の誤差と外れ値の推定が安定性に大きく影響するという問題がある。

そこで本稿では、動画像から推定した位置姿勢の誤差を軽減するための、レンジセンサを併用した移動ロボットの自己位置推定手法を提案する。各地点で計測したレンジセンサのデータを位置合わせすることで、動画像による自己位置推定結果を補正する。

2. 提案手法の概要

提案手法では、はじめにカメラで撮影した画像から Harris オペレータにより特徴点を抽出する。続いて、以後取得するフレームに対して KLT-Tracker[4]を適用することで特徴点を追跡する。これにより、連続する2枚の画像から特徴点の対応関係が求められ、カメラの相対的な位置関係を推定できる。カメラの回転運動は8点アルゴリズム、併進運動は基本的な三角法を用いて導出する。この計算を連続する画像列で繰り返し行い、求められた回転角と併進移動量を累積することで、ロボットが起動した点を原点とする自己位置を推定する。

同時に、ロボットは一定間隔でレンジセンサによる周囲の環境計測を行う。レンジセンサのデータを新たに取得するたび、そのデータに対してこれまで取得したデータと位置合わせを行う。この際、動画像で推定した自己位置を初期値として位置合わせする。これにより、動画像による推定結果の誤差を補正し、自己位置推定精度の向上を図る。

本稿で使用する移動ロボットを図1(a)に示す。移動ロボットはカメラ(Logicool社製, Qcam Pro 4000)とレンジセンサ、およびそれらを制御するノートPCから構成される。カメラの解像度は 320×240 [pixel]、フレームレートは 30 [fps] である。レンジセンサは北陽電機社製の URG-04LX (図1(b))を使用する。



図1(a): Mobile Robot

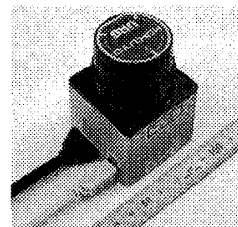


図1(b): URG-04LX

3. 動画像による自己位置推定

3.1 回転運動の推定

ロボットの回転運動推定には8点アルゴリズム[5]を用いる。8点アルゴリズムとは、2枚の画像の8組以上の対応点からエピポーラ幾何を基にカメラ間の相対的な位置関係を表す行列を求める手法である。この行列は基礎行列と呼ばれ、2枚の画像上での対応点座標 $m_i = [u_i, v_i, 1]^T$, $m'_i = [u'_i, v'_i, 1]^T$ と基礎行列 F との間には(1)式が成り立つ。

$$m_i^T F m'_i = 0 \quad (1)$$

基礎行列の要素をベクトルで並べると(2)式が成り立つ。

$$u_i^T f = 0 \quad (2)$$

ただし

$$u_i = [u_i, u'_i, u_i v_i, u_i v'_i, u_i v_i v'_i, v_i, u'_i, v'_i, 1]^T$$

$$f = [F_{11}, F_{12}, F_{13}, F_{21}, F_{22}, F_{23}, F_{31}, F_{32}, F_{33}]^T$$

F_{ij} は基礎行列の i 行 j 列の要素である。

n 組の対応点が与えられたとき、基礎行列は F_{ij} を未知数とする方程式

$$Bf = 0 \quad (3)$$

を解くことで求められる。ただし

$$B = [u_1^T \dots u_n^T]^T$$

8組以上の対応点が得られるとき、最小二乗法を用いて、

$$\min_f |Bf|^2$$

となる f を解とする。この解は $B^T B$ の最小固有値に対応する固有ベクトルとして求められる。算出した基礎行列に対して RANSAC[6] を適用することで整合性の取れない特徴点を除去する。

繰り返し計算によって求められた基礎行列を(4)式により正規化する。

$$E = A^T F A \quad (4)$$

ただし、 E は基本行列、 A はカメラの内部行列である。基本行列は回転行列 R と併進移動ベクトル T により(5)式で表される。

$$E = TR \quad (5)$$

基本行列を特異値分解により分解することでカメラの回転角 (ロール・ピッチ・ヨー角) を求める。

† 中京大学大学院情報科学研究科

‡ 中京大学情報理工学部

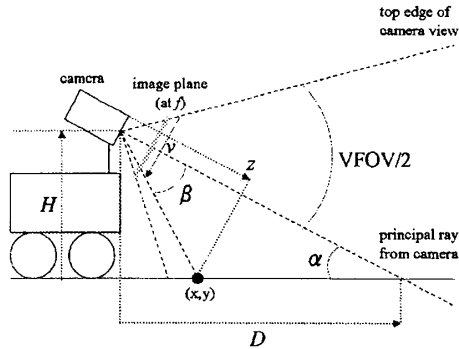


図2: Mapping Camera Coordinates to the Ground Plane

3.2 併進運動の推定

8点アルゴリズムから推定されるカメラ運動のスケールは不定であるため、併進運動は図2に示すようにカメラに傾きを与え、基本的な三角法を用いることで推定する[3]. 利用する特徴点は地面領域に限定し、その特徴点の画像座標を (u, v) 、地面上の対応点を (x, y) とする. ここで、地面からカメラまでの高さ H 、ロボットからカメラの光軸と地面との交点までの距離を D とし、 H と D を事前に計測しておく. これにより、カメラのピッチ角 α は(6)式で表される.

$$\tan(\alpha) = \frac{H}{D} \quad (6)$$

ただし、カメラのロール・ヨー角はロボットの姿勢と同一である. また、特徴点とカメラの光軸とがなす垂直方向の角度 β は(7)式で表される.

$$\tan(\beta) = (2v - V) \tan\left(\frac{VFOV}{2}\right) \quad (7)$$

ただし、 V は画像の垂直サイズ [pixel], $VFOV$ はカメラの垂直視野角である. (6)式と(7)式から、ロボットから特徴点 y までの距離は(8)式で表される.

$$y = \frac{H}{\tan(\alpha + \beta)} \quad (8)$$

さらに、カメラから特徴点までの奥行き z は(9)式で表される.

$$z = \frac{H \cos(\beta)}{\sin(\alpha + \beta)} \quad (9)$$

これにより x は(10)式から導出できる.

$$u = f \cdot \frac{x}{z} \quad (10)$$

ただし、 f はカメラの焦点距離である.

2枚の画像間で特徴点を追跡した結果から (x, y) の変化量を求め、その中央値をカメラの相対的な併進移動量とする. ただし、求められた変化量を累積するのはロボットの直進時のみで、回転時には考慮しない.

4. 位置合わせによる自己位置補正

各地点で計測したデータの位置合わせには、ICP スキャンマッチング[7]を用いる. ICP とは、2つのレンジデータ間の最近傍点を互いの対応点とし、この対応点間の距離を最小化するような移動パラメータを反復計算により求める手法である. 最近傍点の探索は、kd-tree を用いることで高速化する.

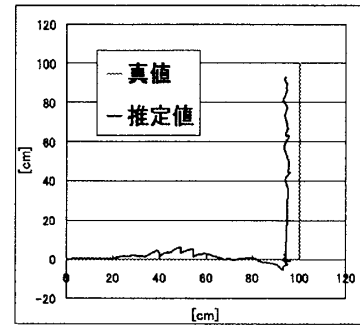


図3: Experimental result

5. 実験

提案した手法を評価するため、屋内環境にて実験を行った. 環境の床面はカーペットで段差や障害物はない. 実験では、ロボットを遠隔操作して実測値と推定した自己位置とを比較する. 具体的には、ロボットを 100cm 直進させた後、90度回転させ、さらに 100cm 直進させた軌跡を評価する. ただし、ロボットは床面に対して傾かないものとし、ロボットの回転角はヨー角のみ算出する. 図3に実験の結果を示す. 終了時において、実測値と推定値の誤差は約 9.2cm であり、総移動距離の約 4% である. 本手法による自己位置推定は概ね正しい結果が得られたと言える.

6. まとめ

本稿では、動画像とレンジセンサによるスキャンマッチングを併用したロボットの自己位置推定手法を提案した. 実験の結果、本手法による自己位置推定の有効性を確認した.

参考文献

- [1] M. Tomono: "3-D Localization and Mapping Using a Single Camera Based on Structure-from-Motion with Automatic Baseline Selection," Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.3353-3358, 2005.
- [2] D. Nister, O. Naroditsky, and J. Bergen: "Visual odometry," Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.652-659, 2004.
- [3] J. Campbell, R. Sukthankar, I. Nourbakhsh and A. Pahwa: "A Robust Visual Odometry and Precipice Detection System Using Consumer-grade Monocular Vision," Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.3421-3427, 2005.
- [4] J. Shi and C. Tomasi: "Good Features to Track," Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.593-600, 1994.
- [5] R. Hartley: "In defense of the eight-point algorithm," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.6, pp.580-593, 1997.
- [6] M. A. Fischler and R. C. Bolles: "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," Comm. of the ACM, Vol.24, No.6, pp.381-395, 1981.
- [7] P. J. Besl and N. D. McKay: "A Method for Registration of 3-D Shapes," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.14, No.2, pp.239-256, 1992.