

全方位画像列の記憶に基づくロボット誘導

今井 康介, 八木 康史, 谷内田 正彦

大阪大学大学院基礎工学研究科

imai@yachi-lab.sys.es.osaka-u.ac.jp

本報告では、予めロボット移動に伴い得られた全方位ルートパノラマ画像を記憶しておくことで、ロボットを誘導する方法を提案する。ロボットの自己位置は、一对の動的輪郭モデルにより記憶画像列と入力画像とを対応付けることで求める。

Omnidirectional Route Panorama based Robot Navigation

Kousuke Imai, Yasushi Yagi, Masahiko Yachida

Graduate School of Engineering Science, Osaka University

imai@yachi-lab.sys.es.osaka-u.ac.jp

Described here is a route navigation method for a mobile robot with an omnidirectional image sensor. The route is memorized by a series of consecutive omnidirectional images at the horizon while the robot moves to the goal position. While the robot is navigating to the goal point, the input is matched with memorized spatio-temporal route patterns image by using dual active contour models and we can estimated the exact robot position.

1.はじめに

移動ロボットの視覚誘導の方法は大別して幾何モデルに基づく手法と画像の記憶に基づく手法がある。一般に幾何モデルに基づくロボット誘導の手法においては、垂直エッジやランドマークを見つけること、それらの特徴と環境の3次元モデルとを対応付けることで、ロボットの自己位置・姿勢の推定を行う。一般に、幾何モデルは正確な自己位置や障害物の位置推定に有用であるが、正確な地図を予め獲得しておく必要がある。一方、記憶に基づく視覚誘導もまた一般的なアプローチでさまざまな研究が行われてきた[1-8]。基本的な考えは、予め記憶したパターンを入力パターン列と比較することで、どのパターンか同定する手法で、3次元の幾何モデルを復元することなしにロボットの誘導を可能にする。鄭らは、ロボットの側方を観察し得られたルートパノラマ画像を記憶することで、ロボットの誘導を行った[1]。さらに松本らは、ルートに沿っていくつかの参照点で全方位画像を撮影した画像列を記憶する方法を実現した[2]。そして相関演算や動的計画法などの手法を用いることで、入力パターンに対応する記憶パターンを探査し自己位置の同定を行っている。さらに石黒らは、入力全方位画像をフーリエ変換することで、データ圧縮とともに姿勢に依存しない推定を可能にしている[6]。しかしこまでの記憶に基づく手法は、記憶パターンから対応するパターンを見つけるという方法で、正確なロボットの位置・姿勢を推定するものではなかった。そのため未知の障害物の出現があった場合など一旦、記憶ルートから離れると視覚情報だけからでは記憶ルートに対して、どのような位置姿勢にいるかわからなくなるという問題があった。

本報告では、予めロボット移動に伴い得られた全方位ルートパノラマ画像を記憶しておくことで、ロボットを誘導する方法を提案する。ロボットの自己位置姿勢は、一対のスネークモデルにより記憶画像列と入力画像とを対応付けることで求める。

2. 全方位ルートパノラマ

図1に全方位視覚センサHyperOmni Visionの仕組みを示す[9]。図に示すように、レンズ焦点を通る水平面上の点は、奥行きに関係なく全方位画像位中で常に同一円上に射影される（パノラマ画像上では水平線）。本研究では、この性質を利用し、図3に示すように、パノラマ画像中での水平面を表す水平線を各フレームでの入力パターンとして用いる。そして、ロボット移動に伴う時系列情報を並べることで全方位ルートパノラマを生成する。本研究では、このルートパノラマを記憶に基づく視覚誘導のための画像列とする。各フレーム当たりの記憶容量は、360byte (8bit/deg) のため、例えば10cmごとに記憶しても1kmの記憶に必要なデータ容量は3.6MBである。

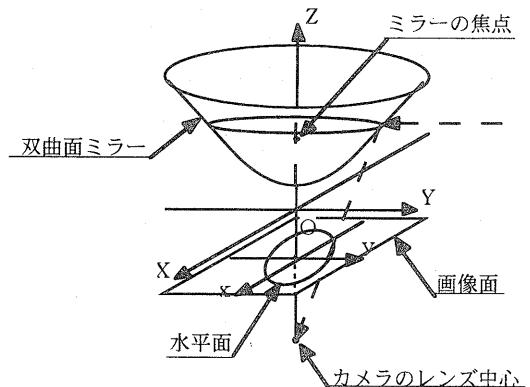


図1 HyperOmniVision

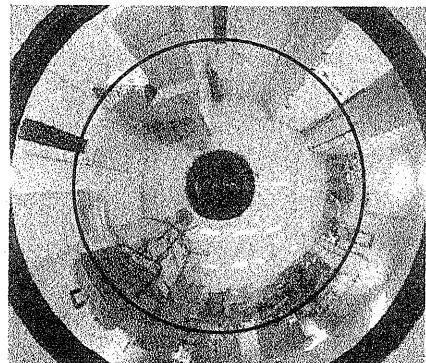


図2 全方位画像と水平面

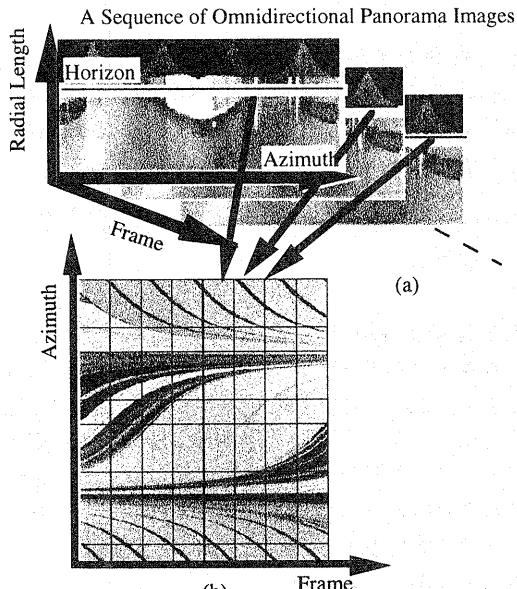


図3 全方位ルートパノラマ

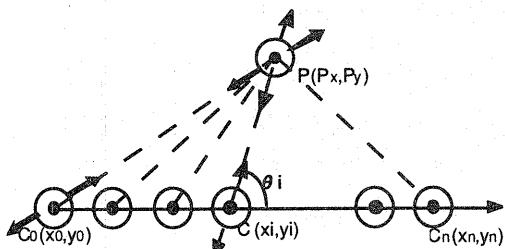


図4(a) 記憶画像列と仮想視点の関係

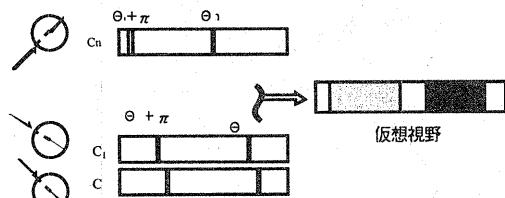


図4(b) 仮想視野の生成

3. 全方位ルートパノラマと視点位置

一般にイメージベースドレンダリングでは、予め正確な動きのもとで撮影した映像から、任意の視点位置を与えるとその視点での映像を生成することができる[10][11]。すなわち、図4(b)のように、各フレームでの位置 (x_i, y_i) と視点位置 $P(p_x, p_y)$ とから、 C_i の観測方位 θ_i を計算し、仮

想視点位置 P で、各方位 θ_i の横行に見える映像を探し、順次つなぎあわせることで、仮想視点 P での映像を生成することができる（式(1)）。

$$\theta_i = \arctan \frac{p_y - y_i}{p_x - x_i} \quad (1)$$

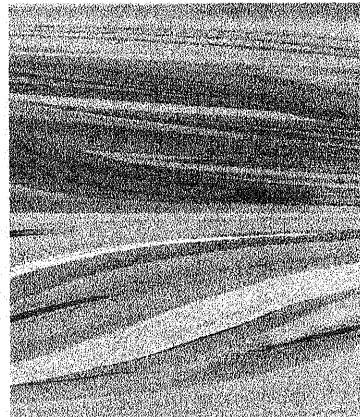


図5(a) 全方位ルートパノラマ（直線走行時）

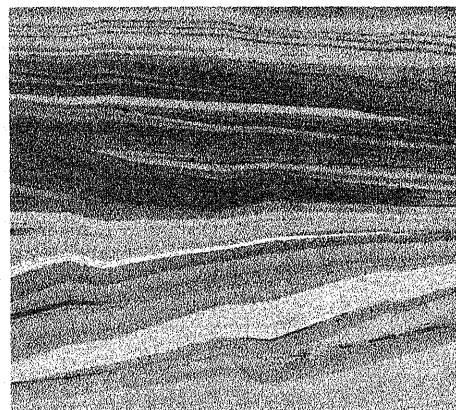


図5(b) 全方位ルートパノラマ（ジグザグ走行時）

ここで逆に予め記憶した画像列 (C_0, \dots, C_n) の映像から仮想視点 P で見た映像が推定できれば、その視点の位置姿勢を求めることができる。本研究では、この考え方を利用し、記憶画像列から入力画像と同じ輝度パターンをしめす画像列をスネークモデルを用いることでエネルギー最小化問題として探索することで、ロボットの自己位置・姿勢の推定を行う。すなわち、図5(a)(b)が各々記憶時ならばに走行時の全方位ルートパノラマとすると、図

5(b)で、現時刻での入力パターン（垂直線の輝度値）と同じ輝度パターンを図5(a)の中のある曲線の制約のもとで探索することになる。なお池内らは、幾何モデルから生成したEPIとカメラ移動により得られたEPI間で動的計画法により対応付けを行いカメラの位置推定を行っているが、これも同様の幾何拘束に基づいている[12]。

4. スネークモデル

本節では、本研究で用いるスネークモデルについて述べる。本論文で提案する自己位置推定のためのスネークモデルは、一対となった2つのコントロールポイント列からなる。モデルを構成する各コントロールポイントは左右のモデル間で1対1の組をなしている。そして、1対のコントロールポイントは、互いに引きあうことで、エネルギー最小となる場所に収束し、1つのなめらかな曲線を収束解としてだす。図6に示すようにスネークモデルの初期位置の設定は、前回の収束位置から左右に一定量 α ずつシフトさせた位置を初期位置とする。今回は、 $\alpha=5$ として実験を行った。

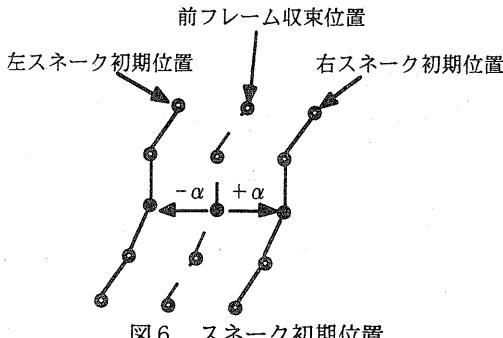


図6 スネーク初期位置

今回構築したモデルにおいては、輪郭のベクトル表現を $v(s) = (x(s), y(s))$ として、スネーク全体のエネルギー項 E を次式のように定義している。

$$E = \int_0^l (E_{\text{int}}(v(s)) + E_{\text{img}}(v(s)) + E_{\text{ext}}(v(s))) ds \quad (2)$$

ここで、 E_{int} は輪郭線の滑らかさと連続性を示す内部エネルギー項、 E_{img} は対象画像特徴による画像エネルギー項、 E_{ext} は輪郭の変形の方向を決める外部エネルギー項である。以下、各エネルギーについて説明する。

4.1. 内部エネルギー E_{int}

内部エネルギー項 E_{int} は、輪郭の1次偏微分項に対する重み $\alpha(s)$ と、2次偏微分項に対する重み $\beta(s)$ により、

$$E_{\text{int}}(v(s)) = (\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2)/2 \quad (3)$$

と定義する。

4.2. 画像エネルギー E_{img}

画像エネルギー項 E_{img} は、入力パターンの輝度値 I_{target} により定義されるエネルギー項で、記憶全方位ルートパノラマ上で輝度値が同じになるとエネルギーがゼロとなる。すなわち、スネークモデルを対応点 $v_{\text{search}}(s)$ にとどめるエネルギーで、以下の式で表現する。

$$E_{\text{img}}(v(s)) = E_{\text{diff}}(v(s)) \quad (4)$$

$$E_{\text{diff}}(v(s)) = w_{\text{diff}}(v_{\text{search}}(s) - v_{\text{cp}}(s))$$

$$v_{\text{search}}(s) = (x_{\text{search}}, y_{\text{search}})$$

$$= \left\{ (x, y) \mid \min_{|x| \leq d, |y| \leq d} (I(x, y) - I_{\text{target}}) \right\}$$

ただし、 w_{diff} は重み係数、 $I(x, y)$ は画像上の点 (x, y) における輝度値である。

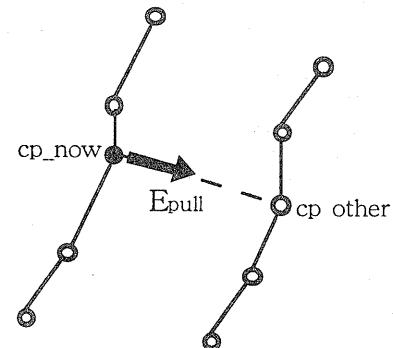


図7 引力エネルギー

4.3. 外部エネルギー $E_{\text{ext}}(v(s))$

外部エネルギー項 $E_{\text{ext}}(v(s))$ は、コントロールポイントの移動方向を決定するエネルギーであり、次式で表現する。

$$E_{\text{ext}}(v(s)) = E_{\text{pull}}(v(s)) + E_{\text{const}}(v(s)) \quad (5)$$

ここで、図7に示すように、 $E_{\text{pull}}(v(s))$ は2つのスネークモデルを近づける引力エネルギーで以下

のとおりである。

$$E_{pull}(v(s)) = w_{pull}(v_{cp_other}(s) - v_{cp_now}(s)) \quad (6)$$

ただし、 w_{pull} は重み係数、 $v_{cp_now}(s)$ は注目しているコントロールポイント、 $v_{cp_other}(s)$ は対となるコントロールポイントである。

また、スネークモデルのコントロールポイントの θ 方向の間隔は、記憶時の移動軌跡により正規化すると一定となる、そこで、 $E_{ext}(v(s))$ は、隣接するコントロールポイント間の間隔を一定に保とうとするエネルギー項とする。なお、今回の実験では、入力を等速直線運動としたため、コントロールポイント間の距離は一定となる。そこで、次式のように一種のバネモデルとして捉え、コントロールポイント間にばねを定義した(図8)

$$E_{const}(v(s)) = w_{const}(k_{i-1}(d_{i-1} - d_{i-1}') - k_i(d_i - d_i')) \quad (7)$$

ただし、 w_{const} は重み係数、 k はばね定数、 d はコントロールポイント間の θ 方向の距離、右下の添字は注目するコントロールポイントの番号、右上の添字は時刻である。

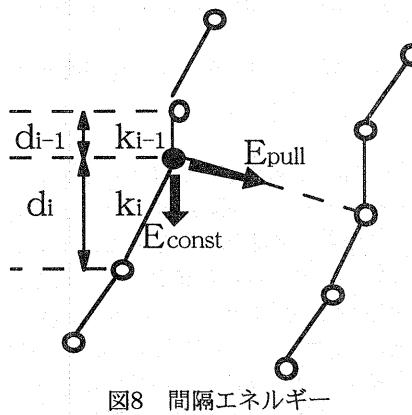


図8 間隔エネルギー

以上、これら動的輪郭モデル全体のエネルギーEを最小化することにより、動的輪郭モデルの収束を行う。

5. 実験

シミュレータによる実験を行った。実験環境は幅2m長さ30mの廊下環境を想定し、記憶全方位ルートパノラマは、廊下の片側の壁から70cmのところを6m移動し生成した。それに対し、比較対象となる走行時のルートは、壁面から90cmのところを壁沿いに25cm移動した。なおサンプ

リング間隔は1cmである。図9は、各フレームでの収束結果を重ねて表示したものである。また図10(a)は収束結果から推定した自己位置と実際の移動結果である。実際の移動軌跡を破線であらわしたが、両結果はほぼ重なっているため破線の確認は難しい。図10(b)に各フレームでの位置の推定誤差を示す。なお位置の平均推定誤差は0.69cm、標準偏差は0.30cmであった。さらに図11は、未知障害物の突然現れた場合を想定し、図11(b)に示すように入力パターンの途中を2箇所隠した場合の収束結果である。図11(a-1)(a-2)とも収束結果にほとんど差が見られなかった。よって、部分的に遮蔽されたり、記憶時のパターンと異なる場合でも、スネークモデルの特徴を活かし、安定な収束が可能と思われる。

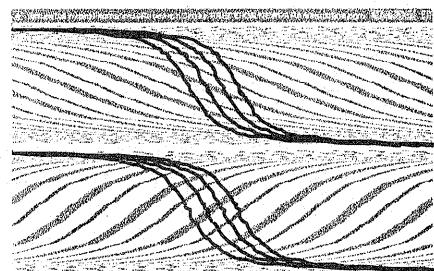


図9 スネークモデルの収束結果

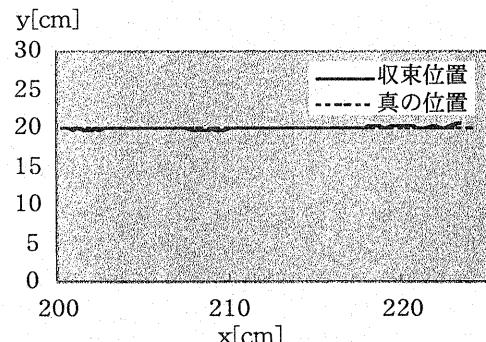


図10(a) 自己位置の推定結果

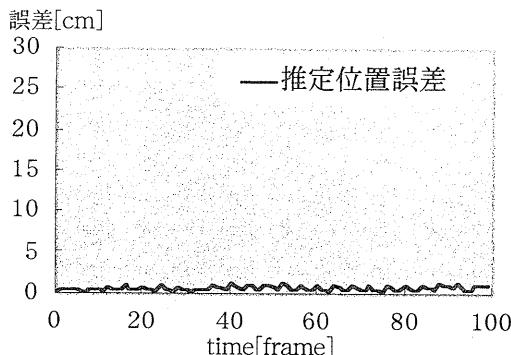


図 10(b) 自己位置の推定誤差

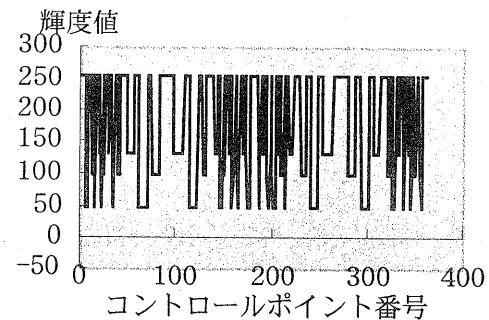


図 11(b-1) 入力パターン（障害物なし）

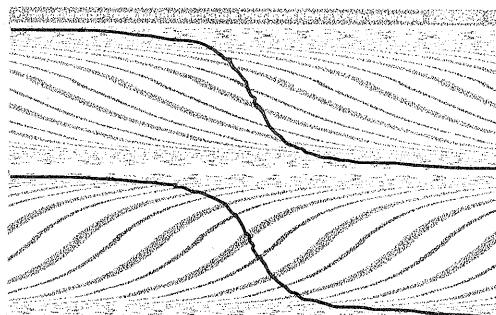


図 11(a-1) スネークモデルの収束結果
(障害物なし)

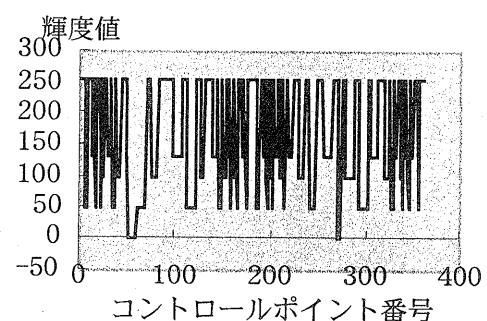


図 11(b-2) 入力パターン（障害物あり）

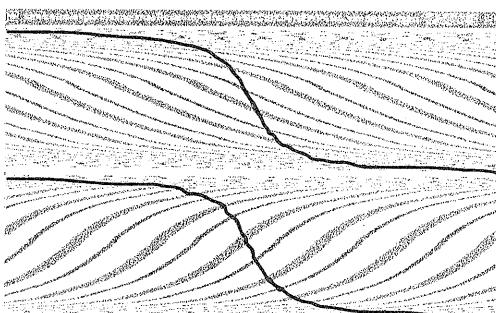


図 11(a-2) スネークモデルの収束結果
(障害物あり)

6.まとめ

本報告では、予めロボット移動に伴い得られた全方位ルートパノラマ画像を記憶しておくことで、ロボットを誘導する方法を提案した。シミュレーション実験により、ほぼ正確な自己位置ならびに姿勢の推定が可能であった。また未知障害物などで入力画像が記憶パターンと一部異なる場合でも、スネークモデルは、ほぼ正しい位置に収束することができた。今後は実環境内での評価を行う予定である。

また今回の実験では、スネークモデルのすべての重みパラメータは経験的に与えている。今後は、想定される代表的な環境で学習データを用意し、より適切な重みパラメータ決めを行う予定である。

参考文献

- [1] J. Y. Zheng and S. Tsuji, Panoramic Representation for Route Recognition by a Mobile Robot, IJCV, vol.9, no.1, pp.55-76, 1992.
- [2] Y. Matsumoto, M. Inaba and H. Inoue, Visual Navigation Based on View-Sequenced Route Representation, J. Robotics Society of Japan, vol.15, no.2, pp.236-242, 1997.
- [3] T. Ohno, A. Ohya and S. Yuta, Autonomous Navigation for Mobile Robots Referring Pre-recorded Image Sequence, Proc. IEEE/RSJ IROS, p. 2, 672-679, 1996.
- [4] J. Hong, X. Tan, B. Pinette and R. Weiss, Image-based Homing, Proc. IEEE ICRA, pp.620-625, 1991.
- [5] B. Crespi, C. Furlanello and L. Stringa, Memory Based Navigation, Proc. of the International Joint Conference on Artificial Intelligence, Robotics and Vision, p.1654, 1993.
- [6] H. Ishiguro and S. Tsuji, Image-Based Memory of Environment, Proc. of IEEE/RSJ IROS 2, pp.634-639, 1996.
- [7] Y. Yagi, S. Fujimura and M. Yachida, Route Representation for Mobile Robot Navigation by Omnidirectional Route Panorama Fourier Transformation, Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.1250-1255, 1998.
- [8] Iwan Ulrich and Illah Nourbakhsh, Appearance-Based Place Recognition for Topological Location. Proceedings of the 2000, IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1023-1029, 2000
- [9] K. Yamazawa, Y. Yagi and M. Yachida, Omnidirectional Imaging with Hyperboloidal Projection, IEEE/RSJ IROS, pp.1029-1034, 1993.
- [10] T. Takahashi, H. Kawasaki, K. Ikeuchi, M. Sakauchi, Expanding Possible View Point of Virtual Environment Using Panoramic Images, Proc. Int. Conf. Pattern Recognition, 468-471, 2000
- [11] 山口, 山澤, 竹村, 横矢, 全方位動画像を用いた両眼ステレオ画像の実時間生成システム, MIRU2000, vol. I, 45-50, I2000
- [12] H. Kawasaki, K. Ikeuchi, M. Sakauchi, EPI Analysis of Omni-Camera Image, Proc. Int. Conf. Pattern Recognition, 379-383, 2000