

全方位画像列の記憶に基づくロボット誘導 —誘導精度に関する評価—

辻 健太郎+ 八木 康史++ 谷内田 正彦+
+ 大阪大学大学院基礎工学研究科
++ 大阪大学産業科学研究所

本論文では、全方位画像列の記憶に基づくロボット誘導において、記憶画像列にない障害物の出現がロボットの位置決めにもどのように影響するのかについて評価する。ロボット誘導は、あらかじめロボットの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、入力画像と比較することで、ロボットを誘導する手法を用いる。また、評価は障害物の出現場所、障害物のエッジ密度の 2 点について行っている。そして、障害物の出現に関係なく自己位置の推定を行うための方法としてマスキングについて考察する。

Robot Navigation Based on an Omnidirectional Route Panorama - Estimation about accuracy of Robot Navigation -

Kentaro Tsuji+, Yasushi Yagi++, Masahiko Yachida+
+ Graduate School of Engineering Science, Osaka University
++ The Institute of Industrial and Scientific Research, Osaka University

For mobile robot navigation, appearance of unknown obstacles along the memorized route pattern is described. The method of robot navigation is to memorize route pattern from a series of consecutive omni-directional images at the horizon when the robot moves to the goal previously. While the robot is navigating to the goal point, the input is matched against the memorized spatio-temporal route pattern by using dual active contour models and the exact robot position and orientation is estimated from the converged shape of active contour models.

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発見、それらの特徴と環境の 3 次元モデルとを対応づけることで、ロボットの自己位置・姿勢推定を行う。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、正確な地図をあらかじ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、あらかじ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索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、データを圧縮するとともに姿勢に依存しない推定を可能にしている[6]。そして、我々のグループでは、ロボットの移動に伴い得られた時系列全方位画像と入力画像とを1対の動的輪郭モデルを用いて照合することで、環境の変動に対し比較的ロバストな手法を提案した[9]。この考え方と類似した手法[10-12]は、川崎らにより報告されている。これは、デジタル地図からあらかじめ生成された3次元モデルと走行時の全方位視覚センサで撮影したEPI画像を動的計画法で対応づけることにより、カメラの位置姿勢を推定し、都市のモデリングを行う手法である。一般に2つのEPI間での差が小さい場合には、高速でロバストな対応付けが可能である。しかし、ロボット誘導の場合、必ずしも正確な環境モデルがあらかじめ得られるとは限らず、さらに障害物の回避動作など、移動時の画像が記憶時と大きく異なる場合が想定され、計算のコスト面から有利とは言えない。

本報告では、動的輪郭モデルを用いた我々の手法が環境変動に対してどの程度ロバストかを評価する。具体的には、障害物の出現に伴うロボットの自己位置推定精度を評価する。評価は障害物のエッジ密度、障害物の出現場所に対して行う。

2.空間の認識とロボット誘導

2.1 全方位ルートパノラマの生成

図 2.1 に HyperOmni Vision によって得られる全方位画像を示す。また、図 2.2 に HyperOmni Vision の仕組みを示す[13]。

HyperOmni Vision は、レンズ焦点と同じ高さのものは奥行きに関係なく、全方位画像中で常に同一円上(図中太線)に射影される。この性質を利用し、図 2.3 に示すようにレンズ焦点と同一の高さを示す円を時系列的に並べたものが全方位ルートパノラマ画像となる。

今井らの手法は、記憶画像列としてこの全方位ルートパノラマ画像を用いている。

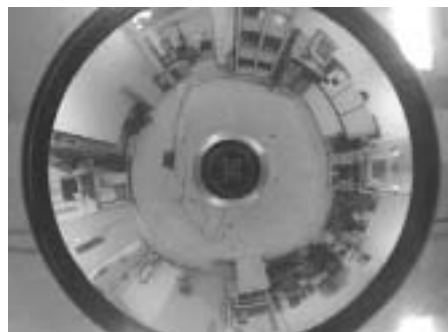


図 2.1 HyperOmni Vision で得られる画像

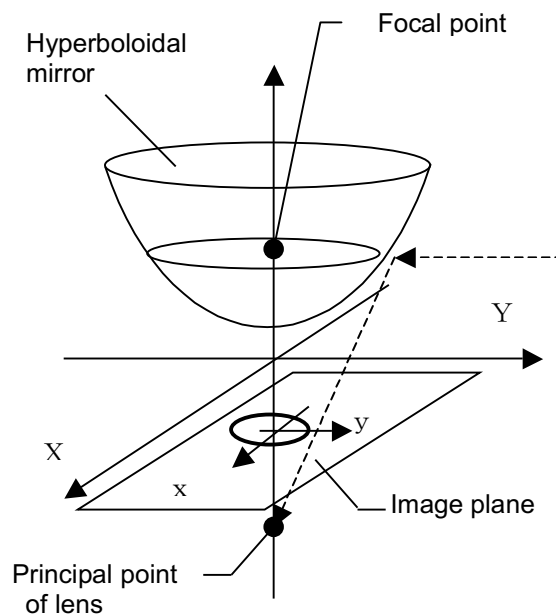


図 2.2 HyperOmni Vision の仕組み

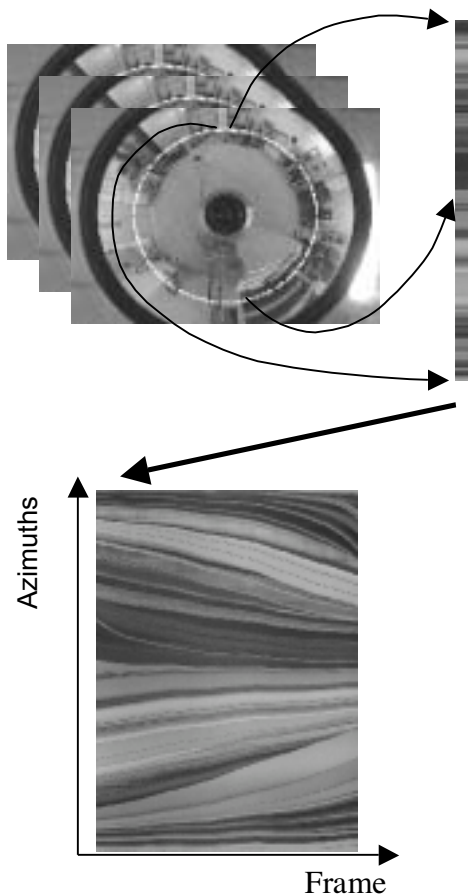


図 2.3 全方位ルートパノラマ

2.2 記憶画像との照合によるロボット誘導

一般に、イメージベースドレンダリングでは、あらかじめ正確な動きのもとで撮影した映像から、任意の視点での映像を生成することができる。図 2.4 のように、各フレームでの位置 $R_i(x(t), y(t))$ と視点位置 $P(p_x, p_y)$ とから、 R の観測方位 $\theta(t)$ を計算し、順次 360 度つなぎ合わせることで仮想視点位置 P での映像を生成する (式 1)。

逆に、あらかじめ記憶した画像列 (R_0, \dots, R_n) の映像から仮想視点位置 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。本手法では、この考えを利用し、記憶画像列から入力画像列と同じ輝度パターンを示す画像列を、スネークモデルを用いることにより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。

$$\theta(t) = \arctan \frac{P_y - y(t)}{P_x - x(t)} \quad (1)$$

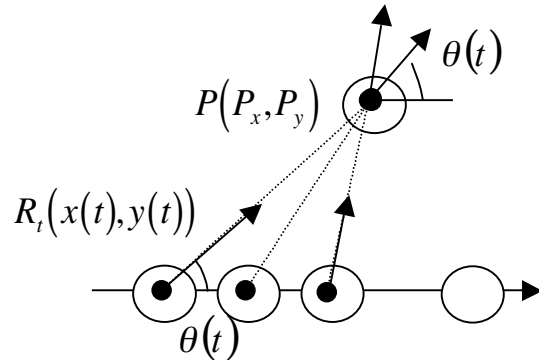


図 2.4 仮想視点と記憶画像列の関係

本手法で用いるスネークモデルは、1 対となった 2 本のコントロールポイント列からなり、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 つの滑らかな曲線を収束解として出す。以下、概要について述べる。まず、誘導時の移動ロボットのおおまかな初期位置ならびに全方位ルートパノラマ画像は与えられているとする。その 2 つが既知であれば(1)式より、全方位ルートパノラマ上で入力画像の水平面と同じパターンとなる位置が予測できる。そこで、この予測位置に対し、図 2.5 のようにある一定の予測誤差を想定し一対のコントロールポイント列を置く。このことで、一対のコントロールポイント列間に入力画像と同じパターンがくるので、動的輪郭モデルをその位置に収束させることができる。そして、このコントロールポイント列の収束結果を最小二乗により正接関数に当てはめることで、(1)式より移動ロボットの位置を推定することができる。一度、動的輪郭モデルが収束すれば、次回以降は収束結果から得られた位置にエンコーダから得られる情報を加えることで、次時刻での初期位置とできる。これにより、エンコーダ情報の誤差の蓄積を回避している。今回は $\alpha=7$ とした。

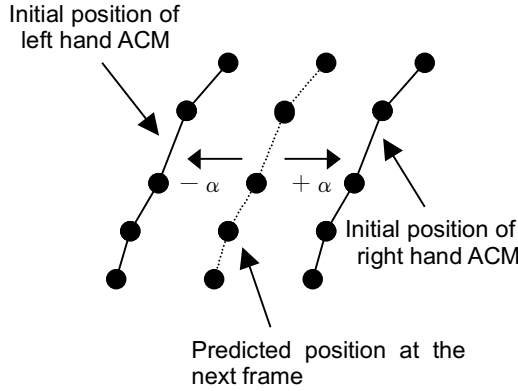


図 2.5 動的輪郭モデル(ACM)初期値

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。

$$E = \int_0^1 (E_{int}(v(s)) + E_{img}(v(s)) + E_{ext}(v(s))) ds \quad (2)$$

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

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

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

と定義する。

画像エネルギー項 $E_{img}(v(s))$ は、入力パターンの輝度値の微分値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微分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にとどめるエネルギーで、以下の式で表現する。

$$E_{img}(v(s)) = w_{diff} \left| \nabla I(s) - \nabla I_{t_{target}}(\theta(s)) \right| \quad (4)$$

ただし、 w_{diff} は重み係数、 $I(s)$ は入力画像の輝度値であり、 $I_{t_{target}}$ は入力画像の水平面上のパターンの輝度値である。

外部エネルギー項 $E_{ext}(v(s))$ 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項であり次式で表現する。

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

ここで、 $E_{pull}(v(s))$ は 2 本のスネークモデルを近づける引力エネルギーで、以下の通りである。

$$\frac{\partial}{\partial \theta} E_{pull}(v(s)) = w_{pull} (\theta_{cp_other}(s) - \theta_{cp_now}(s)) \quad (6)$$

$$\frac{\partial}{\partial t} E_{pull}(v(s)) = w_{pull} (t_{cp_other}(s) - t_{cp_now}(s)) \quad (7)$$

ただし w_{pull} は重み係数、 cp_now は注目しているコントロールポイント、 cp_other 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、 $E_{const}(v(s))$ 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ばねモデルとして捉え、コントロールポイント間にばねを定義した。

$$E_{const}(v(s)) = w_{const} \left\{ \left(d_{route}^i - d_{input}^i \right) - \left(d_{route}^{i-1} - d_{input}^{i-1} \right) \right\} \quad (8)$$

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。

以上のエネルギー項で定義される重み係数は、走行経路、障害物の有無、証明条件の各条件が異なるシーンを用い、これらの条件にかかわらず動的輪郭モデルが望ましい輪郭として収束するように、学習により設定する。具体的には走行シーンとして 5 シーンを選択し、各シーンから合計 11 フレームを抽出してパラメータを順次変化させ、自己位置推定誤差を評価値としてパラメータ学習を行った。

この結果、最適なパラメータセットは、 $\alpha=15.0$
 $\beta=3.5$ $w_{diff}=2.5$ $w_{const}=2.2$ $w_{pull}=0.25$ とした。

3.実験と考察

3.1 実験環境

室内でのオフラインによる実験を行った。この実験はあらかじめ決められたルートをロボットに走らせ、推定した位置と真の位置とを比較する評価実験である。記憶経路は280[cm]、サンプリング間隔は2[cm]とした。図3.1に実験環境及び記憶経路を示す。

ここで、便宜上、記憶経路のスタート位置を原点、進行方向をx軸、直交方向をy軸と定義する。

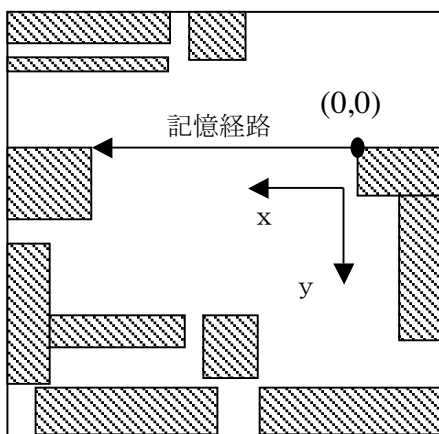


図 3.1 実験環境

さを比較した結果、環境の全エッジ中に障害物のエッジが占める割合と誤差の大きさを比較し結果である。また、図3.8には障害物のエッジが占める割合、障害物が見える角度、誤差の大きさの3点をまとめたものを示す。

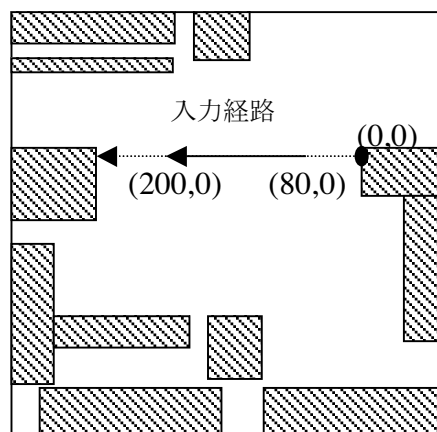


図 3.3 入力経路

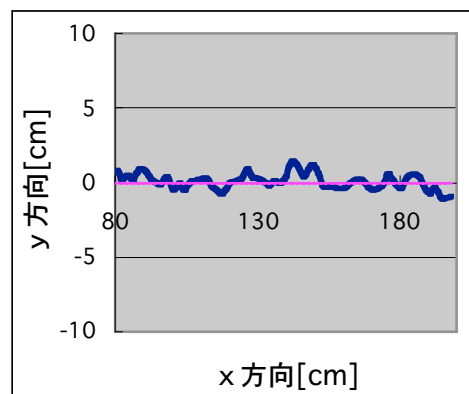


図 3.4 自己位置の推定結果

3.2 障害物に対する位置推定

記憶経路に沿った動きでの精度評価を行うため、図3.2の入力経路のように(80,0)の位置から、記憶経路に沿って60フレーム、120[cm]移動した。図3.3がそのときの自己位置推定結果である。誤差の平均は0.64[cm]であった。

図3.4は、同様の運動下で未知の障害物が存在した場合の配置である。障害物としては45×45×120[cm]の箱を、記憶経路の初期位置を基準(0,0)として、 $(x,y) = (90,30), (90,50), (90,100), (140,30), (140,50), (140,100), (190,30), (190,50), (190,100)$ の9カ所に随時動かし評価した。また、未知障害物の表面模様の違いによる影響を評価するために、箱の表面のテクスチャ（実際には縦縞の間隔）の異なるものを用意した。図3.6、3.7は各々、ロボットの自己位置から障害物が見える角度と誤差の大

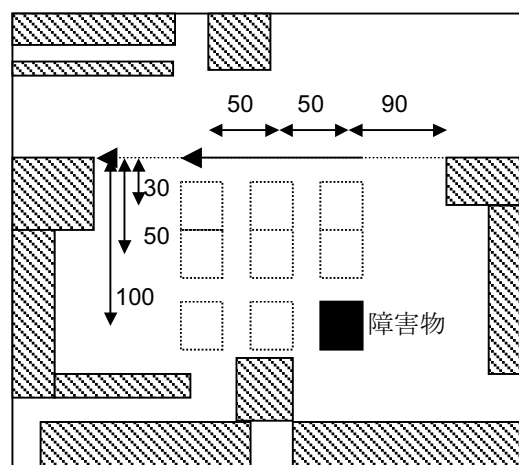
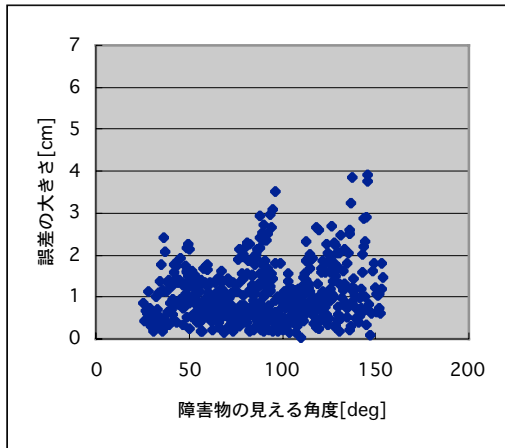
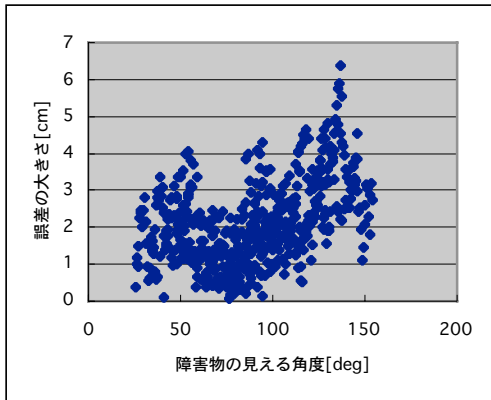


図 3.5 障害物の配置図



(a) 粗なテクスチャ



(b) 密なテクスチャ

図 3.6 障害物の観測方位に対する位置推定結果

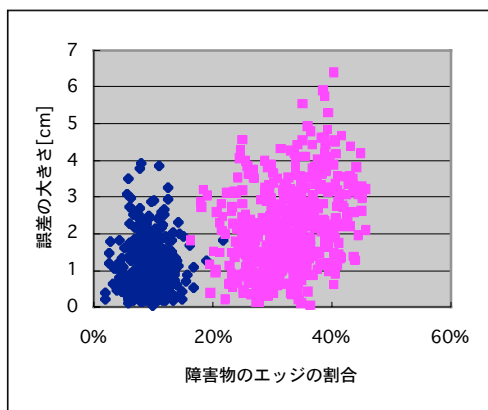


図 3.7 テクスチャの密度に対する位置推定誤差分布

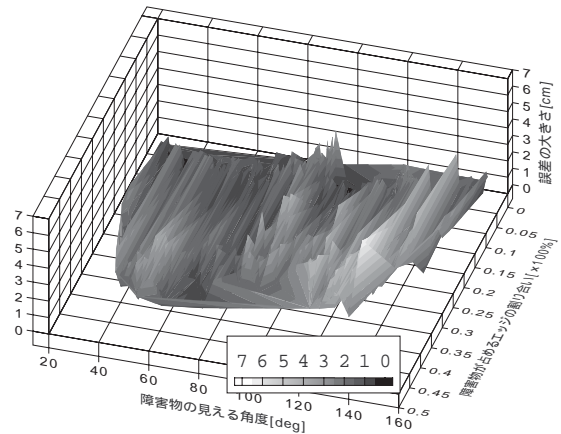


図 3.8 障害物の角度、エッジの割合、誤差の大きさの関係

以上の結果から、障害物が 30° 以下と 100° 以上の方位に見える時に誤差が大きくなった。特に、テクスチャの密度が高くなると、間違った位置に収束してしまうコントロールポイントが増え、その収束誤差が位置推定誤差として現れていることが確認できた。これは動的輪郭モデルの収束後、コントロールポイントを正接関数にフィッティングさせるが、この際 50° 以下や 120° 以上の角度での誤差は、正接関数の傾きに影響を与えやすいことから、自己位置の推定に影響を与えている。

3.3 マスキング

3.2 節の結果より、特にテクスチャ密度が高い場合、障害物の存在により自己位置推定の誤差が現れた。そこで、本手法では、障害物と判断された領域近傍を動的輪郭モデルのエネルギー計算の対象から外す（以後、マスキングと呼ぶ）処理を行う。ここでは、マスキングの効果に関して、実実験により評価する。具体的に、マスキングの基準は、画像中で輝度値の差が大きい部分 25%にマスキングを施した。

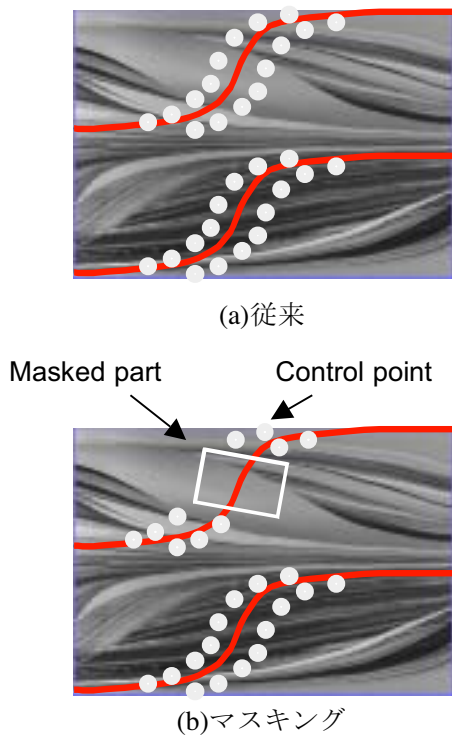
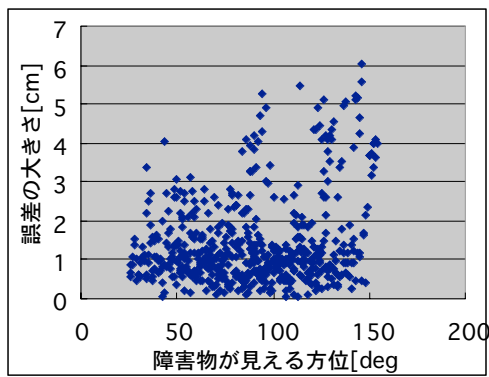
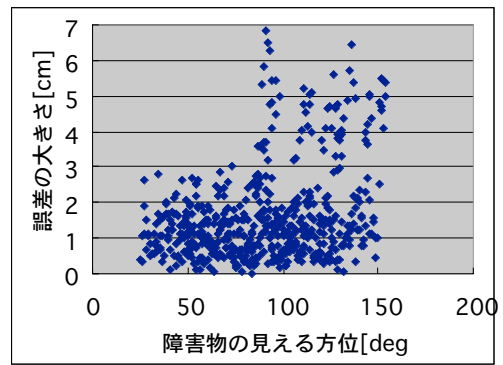


図 3.9 マスキング

図 3.10 はマスキングを行った時のロボットの自己位置から障害物が見える角度と誤差の大きさを比較した結果である。環境に対する障害物のエッジの割合が小さいときのマスキング前、マスキング後の平均誤差は各々1.05[cm]、1.47[cm]であり、障害物のエッジの割合が大きいときの平均誤差は各々2.08[cm]、1.60[cm]となった。



(a)粗なテキスチャ模様の障害物



(b)密なテキスチャ模様の障害物

図 3.10 マスキングしたときのロボットから障害物への方位と誤差の比較

この実験では、エッジの割合が大きい時は誤差を減少させることができたがエッジの割合が少ない時は逆に誤差が増大した。これは、マスキングした領域が大きすぎたことで、動的輪郭モデルの収束に必要なコントロールポイント数が減ったことが原因の一つと思われる。図 3.11 からも、マスキング領域の大きさに対する障害物領域の大きさが小さくなるに従い、推定誤差が大きくなっていることが確認できる。従って、障害物領域を推定し、領域の大きさが比較的小さい場合には、マスキングを行わないなど、障害物の大きさを考慮したマスキング処理を行うことが必要である。

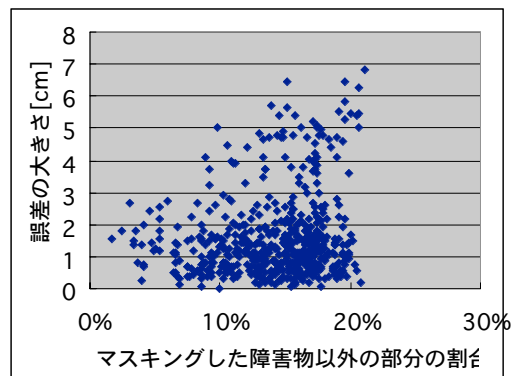


図 3.11 障害物以外に行ったマスキングの割合と誤差の関係

4.おわりに

本論文では、あらかじめロボットの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、入力画像と比較することでロボットを誘導する手法に対して、記憶画像列にない障害物が現れた時の自己位置推定精度の評価を行った。未知障害物の発生により、自己位置推定精度がやや落ちるものの、障害物の占める割合が15%以下であれば、どの角度に現れても数cmの誤差内自己位置の推定が行えることを確認した。よって提案手法は、未知障害物を含む環境においても有効であることが示された。

また、未知障害物が存在する場合の自己位置推定精度向上方法として、障害物を含む領域をマスキングする手法を提案し、有効性の評価を行った。マスキングは有効な手段であることは確認できた。ただし、双方が移動している環境下でできるだけ正確にマスキング処理を行う必要があり、今後は、障害物の運動予測による動領域のマスキング処理を実現していきたいと考える。

参考文献

- [1] J.Y.Zheng and S.Tsuji : Panoramic Representation for Route Recognition by Mobile Robot, IJCV, Vol.9, 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, Vol.2,pp. 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.1250-1255,1988.
- [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.

[9] 今井、八木、谷内田: 全方視覚画像列の記憶に基づくロボット誘導, 情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとメディア, Vol.43 No.SIG11(CVIM 5),pp.80-87,2002.

[10] T.Takahashi, H.Kawasaki, K.Ikeuchi, M.Sakauchi : Expanding Possible View Point of Virtual Environment Using Panoramic Images, Proc. Int. Conf. Pattern Recognition,pp.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.1, pp.45-50,2000.

[12] H.Kawasaki, K.Ikeuchi, M.Sakauchi, EPI Analysis of Omni-Camera Image,Proc. Int. Conf. Pattern Recognition, pp.379-383,2000.

[13] K.Yamazawa, Y.Yagi and M.Yachida : Omnidirectional Imaging with Hyperboloidal Projection, IEEE/RSJ IROS, pp.1029-1034,1993.