

# 画像記憶とエッジの3D-2D マッチングによる 全方位カメラ搭載移動ロボットのナビゲーション

石塚 大輔<sup>\*1</sup>, 川西 亮輔<sup>\*1</sup>, 山下 淳<sup>\*1</sup>, 金子 透<sup>\*1</sup>

## Image Memory Based Navigation with 3D-2D Edge Matching for Mobile Robot Equipped with Omni-directional Camera

Daisuke ISHIZUKA<sup>\*1</sup>, Ryosuke KAWANISHI<sup>\*1</sup>,  
Atsushi YAMASHITA<sup>\*1</sup> and Toru KANEKO<sup>\*1</sup>

<sup>\*1</sup> Department of Mechanical Engineering, Shizuoka University  
Johoku 3-5-1, Nakaku, Hamamatsu-shi, Shizuoka, 432-8561, Japan

Map information is important for self localization and path planning when mobile robots accomplish autonomous tasks. We use 3D environment model containing color data and structure data of the environment. We propose a method for image memory based navigation of a mobile robot with 3D-2D edge matching by using a 3D environment model. Our proposed self localization method is composed of two phases. First, the robot estimates its position and orientation by matching an omni-directional image of the environment to arbitrary viewpoint images generated from a 3D environment model. Second, the robot estimates its position and orientation by matching a Canny edge image to 3D edge point measurement. Experimental results showed the effectiveness of the proposed method.

**Key Words** : Navigation, 3D-2D Edge Matching, Omnidirectional Camera

### 1. 緒 言

近年、ロボット技術の発達に伴い、人間と共に作業する自律移動ロボットの導入が期待されている。ロボットが自律的な活動を行うためには、位置・姿勢推定、目的地までの経路生成を行い、生成した経路に沿って目的地まで移動する必要がある。本研究では、位置姿勢推定、経路生成、目的地までの移動を総称してナビゲーションと呼ぶ。本研究ではナビゲーションを行う手法を提案する。

ナビゲーションを行う研究としては、ランドマークを利用する手法<sup>(1)</sup>、GPS を使用する手法<sup>(2)</sup>、あらかじめ教示された経路を再現することでナビゲーションを行う手法<sup>(3)</sup>などが提案されている。Kulyukin ら<sup>(1)</sup>は、RFID タグをあらかじめ走行距離に設置することでナビゲーションを実現している。しかし、ランドマークが設置可能な環境でしかナビゲーションが行えないという問題がある。Kim ら<sup>(2)</sup>は、GPS を用いてナビゲーションを行っている。しかし、一般的に GPS は屋外環境でしか利用できない。唐ら<sup>(3)</sup>の手法は、あらかじめ教示された経路でしかナビゲーションが行えないと

いう問題がある。本研究ではこれらの問題点を解決するためのナビゲーション手法を提案する。

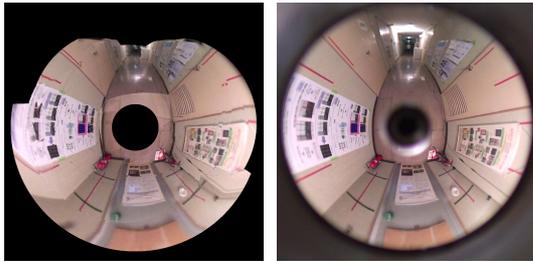
ロボットのナビゲーションを行うためには周囲環境の3次元構造、色情報を取得することが重要である。周囲環境の情報取得には視野の広い全方位カメラが有効であると考えられる。全方位画像を利用して位置推定を行う研究には文献<sup>(4)</sup>がある。この研究では、様々な場所で撮影された画像情報を記憶しておき、位置推定をする際に撮影された画像（入力画像）と、あらかじめ記憶しておいた画像（学習画像）とを照合することによってロボットの位置推定を行っている。しかし、この手法には学習画像の撮影時に通った経路でしか正確な位置姿勢推定を行うことが困難であるという問題がある。

本研究ではこの問題点を解決するために、3次元環境地図<sup>(5)</sup>（図1）を利用して作成した学習画像を用いて位置姿勢推定を行う手法を提案する。本研究における3次元環境地図は、ロボット自身が環境を走行し取得した画像を用いて生成する。この3次元環境地図は我々が提案した手法<sup>(5)</sup>を用いて作成したものであり、周囲環境の3次元構造、色情報を含んだ地図である。3次元構造、色情報を用いて、任意視点画像を作成する（図2）。任意視点画像は環境撮影時に通らなかった

<sup>\*1</sup> 静岡大学工学部（〒432-8561 静岡県浜松市中区城北3-5-1）  
{f0030003,f5945016,tayamas,tmtkane}@ipc.shizuoka.ac.jp



Fig. 1 3D environment model



(a) Arbitrary viewpoint image (b) Real image

Fig. 2 Omnidirectional images

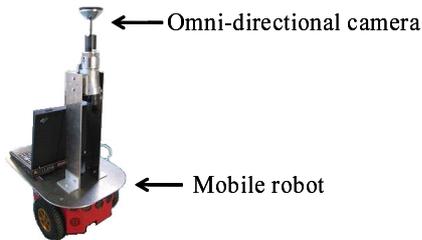


Fig. 3 Mobile robot

領域でも作成可能である。我々は、任意視点画像（学習画像）を一定間隔ごとで作成してロボットに記憶させておくことで、学習画像の撮影時に通らなかった領域でも位置姿勢推定が行える手法をすでに提案している<sup>(6)</sup>。しかし、この手法は、一定間隔で生成した学習画像を利用するため、詳細な位置姿勢推定を行うことが難しい。

そこで本研究では、3次元環境地図に含まれる周囲環境の直線エッジの3次元計測結果を利用することで詳細な位置姿勢推定を行う。直線エッジの3次元計測結果と2次元の入力画像上のエッジとの3D-2D マッチング<sup>(7)</sup>を行うことで、より詳細な位置姿勢推定を行うことができる。また、ポテンシャル法<sup>(8)</sup>に基づく経路生成を行い、ロボットを目的地まで誘導する。

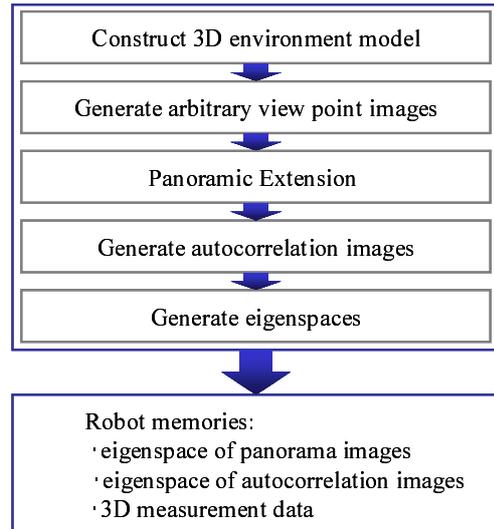


Fig. 4 Process 1 (Learning)

## 2. 処理の概要

本研究では、全方位カメラとしてビデオカメラに双曲面ミラーを取り付けたものを用いる。移動ロボットとしては、全方位カメラを搭載した車輪型移動ロボットを用いる（図3）。

提案手法の処理手順をナビゲーションのための学習段階（図4）とナビゲーション時（図5）の2段階にわけて示す。

学習段階として、ナビゲーションを行う前に以下の処理を行う。まず移動ロボットを走行させ、周囲環境の動画像を取得する。次に取得した動画像を用いて、3次元環境地図を作成する。この3次元環境地図から任意視点画像を作成し、さらにそのパノラマ画像、自己相関画像を作成する。作成したそれぞれの画像を固有空間法を用いて圧縮し、ロボットに記憶させておく。このとき、ロボットには学習画像として、自己相関画像とパノラマ画像が記憶されている。記憶されている画像は固有空間法を用いて圧縮したものである。また、3次元環境地図に含まれる周囲環境の3次元計測結果も合わせてロボットにあらかじめ記憶させておく。

記憶した学習画像とエッジ点情報を利用してナビゲーションを行う。まずロボットが撮影した画像（入力画像）と学習画像とを照合することで位置姿勢推定を行う。さらに、周囲環境の3次元計測結果を画像上に投影したものとCannyのオペレータ<sup>(9)</sup>により入力画像から検出したエッジ画像とのマッチングを行い、詳細な位置姿勢推定を行う。次に目的地までの経路をポテンシャル法を用いて生成し、生成した経路に沿ってロボットを目的地まで移動させる。

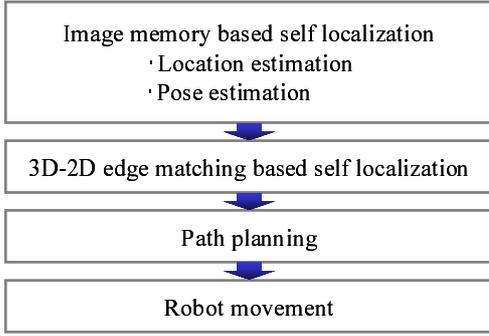


Fig. 5 Process 2 (Navigation)

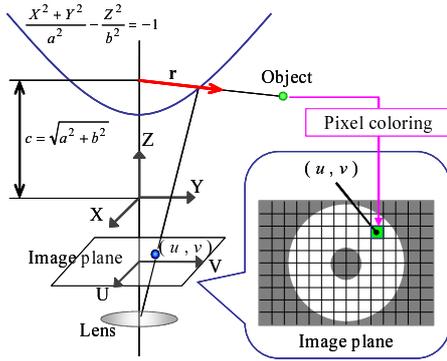


Fig. 6 Calculation of ray vector and pixel coloring

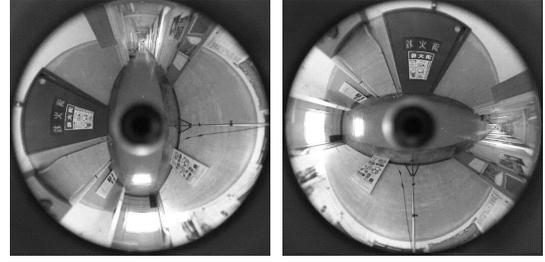
### 3. 学習画像の記憶

**3.1 任意視点画像生成** 任意視点画像の生成手法について述べる．本研究では，カメラ先端に双曲面ミラーを取り付けた全方位カメラを用いる．双曲面ミラーを用いた全方位カメラでは，3次元空間中のある1点からカメラのレンズに向かう光線は，双曲面ミラー上で反射している．このとき，3次元点と双曲面ミラー上の反射点を結ぶ直線は，必ず双曲面の焦点を通る．そこで，本研究では画像座標  $(u, v)$  を用いて，双曲面の焦点から3次元点に向かう光線ベクトル  $\mathbf{r}$  を求める．ここで  $a, b, c$  は双曲面のパラメータであり， $f$  はレンズの焦点距離である．

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} su \\ sv \\ sf - c \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$s = \frac{a^2 \left( f\sqrt{a^2 + b^2} + b\sqrt{u^2 + v^2 + f^2} \right)}{a^2 f^2 - b^2 (u^2 + v^2)} \quad (2)$$

求めた光線ベクトル  $\mathbf{r}$  が最初に交差する3次元環境地図中の対象物の色を調べ，画像座標  $(u, v)$  にその色をつける (図6)．すべての画像座標の色情報を取得することで，任意視点画像を作成することができる．



(a) Pose 1

(b) Pose 2

Fig. 7 Omnidirectional images

**3.2 自己相関画像** 同じ位置であっても異なる姿勢で撮影された全方位画像 (図7) は見かけが異なるため，そのまま照合することは出来ないという問題がある．この問題点を解決するために，本研究では，全方位画像から求めた位置に固有な情報を持つ自己相関画像を利用する<sup>(4)</sup>．自己相関画像は，全方位画像をパノラマ展開した画像 (図8) を少しずつ横方向にシフトさせ，元のパノラマ画像とシフトさせたパノラマ画像との相関値を計算したものである．同じ位置で撮影された全方位画像であれば，異なる姿勢で撮影された場合でも理想的には同じ自己相関画像が作成される (図9)．したがって，自己相関画像を利用することで，同じ位置かつ異なる姿勢で撮影された画像を照合することができる．以下に自己相関画像の作成手法を示す．まず，全方位画像からパノラマ画像 ( $M \times N$  画素) を生成する．パノラマ画像上で大きさ  $M \times P$  ( $1 \leq P \leq N$ ) のテンプレートをを用いて，各テンプレートの水平方向への自己相関関数を計算する．上から  $n$  番目 ( $n = 1, \dots, N - P + 1$ ) のテンプレートを  $T_n(x, y)$  ( $x = 1, \dots, M, y = 1, \dots, P$ ) とすると  $T_n(x, y)$  に対する自己相関関数  $r_n(k)$  ( $1 \leq k \leq M$ ) は次式で表される．

$$r_n(k) = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^P (T_n(x, y) - \bar{T}_n) (T_n(x+k, y) - \bar{T}_n)}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^P (T_n(x, y) - \bar{T}_n)^2} \quad (3)$$

ここで， $\bar{T}_n$  はテンプレート  $T_n(x, y)$  のすべての画素値の平均値である．また，式(3)で計算される  $r_n(k)$  は，テンプレート  $T_n(x, y)$  とそれを  $k$  画素シフトしたものととの相関値を表している． $N - P + 1$  個のテンプレートすべてについて式(3)の処理を行うことで， $M \times (N - P + 1)$  個の相関値が得られる．自己相関画像は左右対称であるため，半分の領域だけを使用し，大きさ  $M/2 \times (N - P + 1)$  の自己相関画像を生成する．

**3.3 固有空間法による画像記憶** ナビゲーションが広範囲になる場合，大量の画像を記憶する必要があり．そこで，画像の記憶容量を削減するために，固



Fig. 8 Panorama images

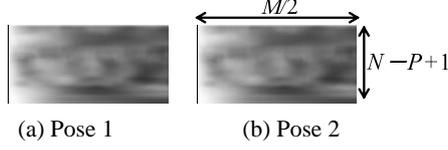


Fig. 9 Autocorrelation images

有空間法<sup>(10)</sup>を用いてデータ圧縮を行う．固有空間法は，Karhunen-Loeve 展開 (KL 展開) で求めた特徴軸を用いて固有空間を構成し，固有空間に画像を投影することで画像データを圧縮する．固有空間内に投影された画像は1つの点として表される．固有空間法を用いた画像データの圧縮手法を以下に述べる． $L$  枚の画像からなる画像集合を考える．各画像を画素の輝度値を要素にもつ画像ベクトル  $\mathbf{v}_j$  ( $j = 1, \dots, L$ ) とする．このとき， $L$  枚の画像集合に対する共分散行列  $\mathbf{C}$  は，

$$\mathbf{C} = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L (\mathbf{v}_j - \bar{\mathbf{v}})(\mathbf{v}_j - \bar{\mathbf{v}})^T \quad (4)$$

によって求められる．ここで， $\bar{\mathbf{v}}$  は ( $j = 1, \dots, L$ ) の平均ベクトルである．画像ベクトル集合  $\mathbf{v}_j$  に対する固有空間は， $\mathbf{C}$  に関する固有方程式

$$\mathbf{C}\mathbf{u}_k = \lambda_k \mathbf{u}_k \quad (5)$$

を満たす固有ベクトル  $\mathbf{u}_k$  ( $k = 1, \dots, K$ ) を直交基底ベクトルとして構成される．そして， $a_{jk} = (\mathbf{v}_j - \bar{\mathbf{v}})^T \mathbf{u}_k$  とするとき，画像ベクトル  $\mathbf{v}_j$  は，固有値  $\lambda_k$  の大きい上位  $K$  個の固有ベクトルを用いて，

$$\mathbf{v}_j \simeq \bar{\mathbf{v}} + \sum_{k=1}^K a_{jk} \mathbf{u}_k \quad (6)$$

と  $k$  近似することにより，各画像は  $n$  次元の空間中の点から，次元数の低い  $K$  次元の固有空間内の点に変換され，画像データが圧縮できる．

#### 4. ナビゲーション

**4.1 画像記憶による位置推定** 固有空間内での画像の類似性 (相関度) の尺度として，固有空間内での画像間のユークリッド距離を用いる．位置推定を行う入力画像と，固有空間に記憶されているすべての学習画像との距離をそれぞれ求め，距離が最小となる学習画像を検出する．そして，検出された画像の作成位

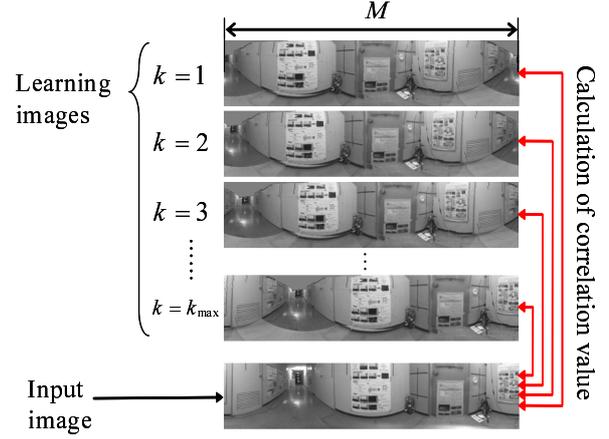


Fig. 10 Pose estimation

置を現在の入力画像の取得位置と判定することで位置推定を行う．

**4.2 画像記憶による姿勢推定** まず，全方位画像からパノラマ画像 ( $M \times N$  画素) を生成する．ロボットには，あらかじめ各位置におけるパノラマ画像を固有空間法を用いて学習させておく．ロボットに学習されたパノラマ画像 (学習画像) を横方向に  $k$  ( $1 \leq k \leq M$ ) 画素シフトさせたものと，姿勢推定を行うパノラマ画像 (入力画像) との相関度は以下の式で表される．

$$R(k) = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M \{(I(i, j) - \bar{I})(T(i+k, j) - \bar{T})\}}{\sqrt{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M (I(i, j) - \bar{I})^2 \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M (T(i+k, j) - \bar{T})^2}} \quad (7)$$

ここで， $\bar{I}_n$  は学習画像のすべての画素値  $I_n(x, y)$  の平均値である．また， $\bar{T}_n$  は入力画像のすべての画素値  $T_n(x+k, y)$  の平均値である．次に，学習画像と入力画像の相関値が最大になるときのシフト量  $k_{max}$  を求める (図 10)．そして相関値が最大になるときのシフト量  $k_{max}$  とパノラマ画像の幅  $M$  から現在の姿勢  $t$  [rad] を

$$t = \frac{k_{max}}{M} \times 2\pi \quad (8)$$

と推定する．

**4.3 エッジの 3D-2D マッチングによる位置姿勢推定** エッジのマッチングは画像のマッチングと比べて，日差しや照明などによる輝度の変化の影響を受けにくく，詳細な位置推定に適している<sup>(7)</sup>．そこで，より詳細な位置姿勢推定を行うため，エッジの 3D-2D マッチングを利用する．ここでは，あらかじめ 3 次元計測された直線エッジ (図 11) を 2 次元の画像上に投影したものと，ロボットが撮影した全方位画像から Canny のオペレータにより検出したエッジ画像 (図 12(a)) と

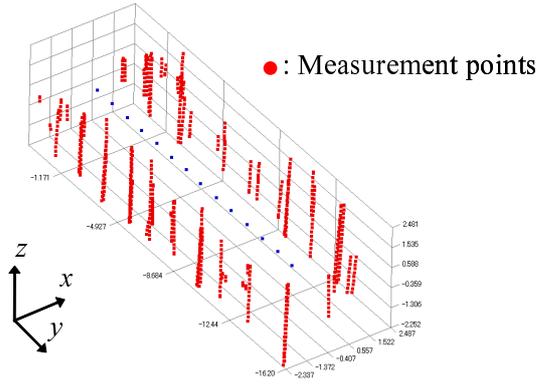


Fig. 11 3D edge points

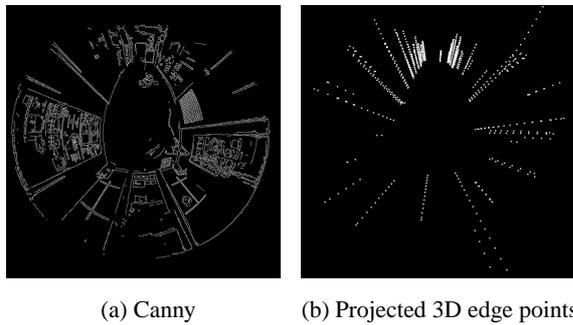


Fig. 12 Edge points

をマッチングすることにより位置姿勢推定を行う。また、画像記憶による位置姿勢推定により、おおまかな初期位置姿勢が求められていることを前提とする。

4.3.1 3次元エッジ点の全方位画像への逆投影  
まず、位置姿勢推定に用いる3次元エッジ点の計測を行う。ここで計測された3次元エッジ点を、2次元のCannyエッジ画像(図12(a))とのマッチングを行うため、2次元の全方位画像に逆投影する(図12(b))。双曲面の焦点から3次元点に向かう光線ベクトル $r$ を用いて2次元の画像座標 $(u, v)$ にエッジ点を逆投影する。

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s' s'' x \\ s' s'' y \end{bmatrix} \quad (9)$$

ここで、

$$s' = \frac{cz + b\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}}{\left(\frac{b}{a}\right)^2(x^2 + y^2) - z^2} \quad (10)$$

$$s'' = \frac{f}{s'z + 2c} \quad (11)$$

である。

4.3.2 エッジの3D-2D マッチング 入力画像からCannyのオペレータにより検出したエッジ画像と4.4.1項で生成した3次元エッジ点を逆投影した画像とをマッチングすることにより位置姿勢推定を行う。

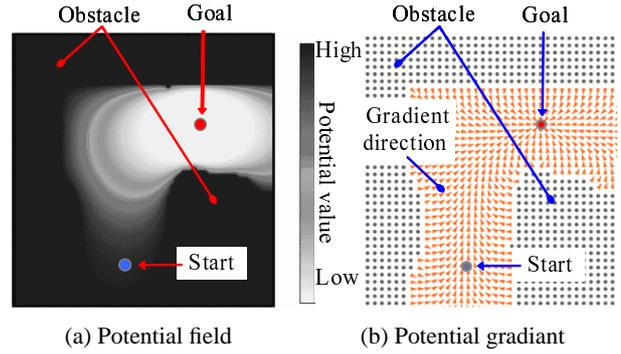


Fig. 13 Potential field and gradient

4.1項、4.2項での位置姿勢推定により得られている位置姿勢を初期位置とする。マッチングではエッジ点の距離を利用する。3次元点を逆投影した画像内に含まれるエッジ点数を $n$ 、画像上でのエッジ点の座標を $(a_{xi}, a_{yi})$ とする。また、 $(a_{xi}, a_{yi})$ との画像上での距離が最小となるCannyのオペレータにより検出した画像上でのエッジ点の座標を $(b_{xi}, b_{yi})$ とする。このとき、 $n$ 個全てのエッジ点 $(a_{xi}, a_{yi})$ と $(b_{xi}, b_{yi})$ との距離の合計 $D(x, y, \theta)$ を以下の式により求める。

$$D(x, y, \theta) = \sum_i^n \left( (a_{xi} - b_{xi})^2 + (a_{yi} - b_{yi})^2 \right) \quad (12)$$

初期位置周りで $D(x, y, \theta)$ が最小となる位置姿勢を現在の位置姿勢と推定する。

4.4 経路生成・ロボットの移動 ロボットの経路生成・移動は、ラプラスポテンシャル法<sup>(8)</sup>を用いて行う。ラプラスポテンシャル法とは、ラプラス微分方程式の解が局所最小点を持たないことを利用することで、停留点を持たないポテンシャル場(図13(a))を形成する手法である。ポテンシャル場の形成が完了したら、ロボットの移動を開始する。ロボットの移動ではポテンシャル場の勾配方向(図13(b))を算出し、その勾配方向に沿うように進行方向を調整しながら移動することにより、目標地点に向かう。

## 5. 実験

5.1 画像記憶による位置姿勢推定 位置姿勢推定の精度を検証する実験を屋内環境(廊下)で行った。あらかじめ、文献<sup>(5)</sup>の手法を用いて、廊下の中央(図14中の点線部)を移動しながら撮影した動画から、3次元環境地図を作成した。そして、3次元環境地図から、図14のように約30cm間隔で50枚の任意視点画像(学習画像)を作成した。入力画像は環境撮影時にロボットが移動した経路上で10枚、ロボットが事前に通らなかった経路で20枚、計30枚撮影した(図15)。

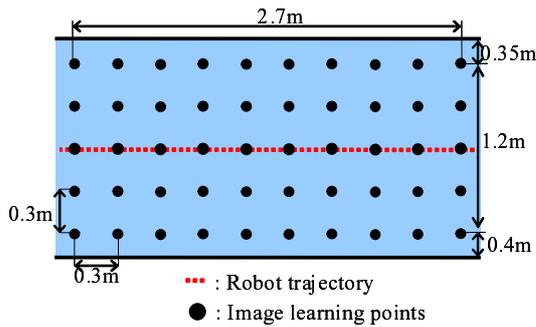


Fig. 14 Image learning points

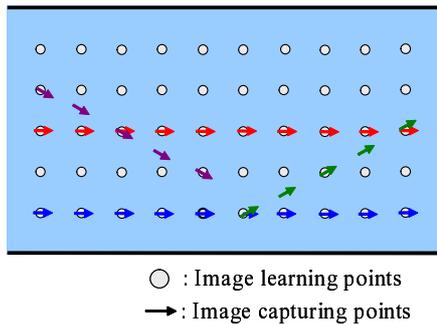


Fig. 15 Image capturing points

ロボットが実際に撮影した 30 枚の入力画像と、学習画像とを照合し、ロボットの位置推定の正解率を検証する実験を行った。ここで、現在のロボットの位置として、最も近接した学習画像作成位置を選択した場合を正解とした。また、同時に姿勢推定も行った。

実験を行った 30ヶ所中 29ヶ所で正解の位置を選択し、正確に位置推定を行うことができた。また、ロボットが事前に通ったことがない領域でも位置推定が行えることが確認できた。位置推定の結果として成功箇所(図 16)、失敗箇所(図 17)の例をそれぞれ示す。これらの図は実験を行った廊下の平面図であり、入力画像とすべての学習画像との相関値を輝度値で表しており、相関値が最も高い位置(図中太枠で囲まれた位置)を位置推定結果として表示している。位置推定結果と入力画像取得位置(図中の矢印)が同じ位置であれば正確に位置推定が行えている。

位置推定成功箇所(図 16)では、入力画像取得位置と位置推定結果が同じ位置となり、正確に位置推定が行えていることが確認できる。また、位置推定失敗箇所(図 17)では、入力画像取得位置と位置推定結果が異なる位置となり、位置推定を失敗してしまった。原因として輝度値の変化が少ない環境では、入力画像と学習画像との相関値が高い位置が複数存在することが原因であると考えられる。なお、位置推定を行うのに平均 0.53 秒かかった。

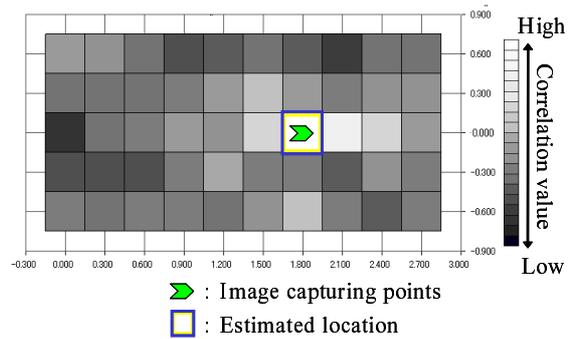


Fig. 16 Result of self localization (successful)

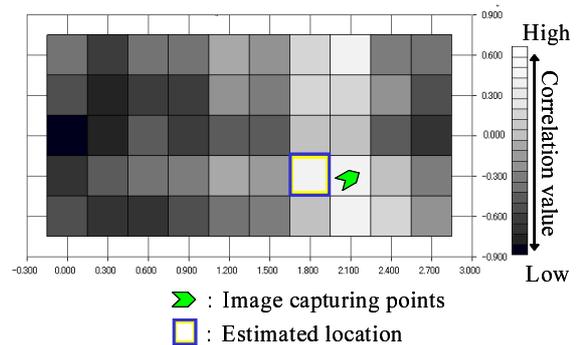


Fig. 17 Result of self localization (failed)

また、姿勢推定の結果は平均誤差 1.1deg で行うことができた。姿勢推定を行うのに必要な計算時間は平均 0.09 秒であった。

5.2 エッジの 3D-2D マッチングによる位置姿勢推定 エッジの 3D-2D マッチングによる位置姿勢推定の精度検証を行った。画像記憶により求めた位置姿勢を初期位置姿勢とする。マッチングに用いる 3 次元エッジ点逆投影画像は、初期位置を中心とした 20cm 四方の平面で 1cm 間隔毎に 400 箇所で作成した。さらに、各位置において初期姿勢を中心に  $\pm 5\text{deg}$  の範囲で 1deg 間隔毎に 11 姿勢を作成し、計 400 箇所  $\times$  11 姿勢 = 4400 パターンを用意した。また、ロボットの位置姿勢の真値を求めるのは困難である。そこで精度の評価値として、推定された位置姿勢で得られた 3 次元エッジ点を逆投影した画像上のエッジ点と、Canny 画像上のエッジ点との距離の合計(式(12))を用いた。

$D(x, y, \theta)$  の平均値は、エッジの 3D-2D マッチングによる位置姿勢推定 ( $D=46949.4$ ) を行ったときの方が、画像記憶による位置姿勢推定 ( $D=57828.9$ ) のみを行ったときより低くなった。さらに、それぞれの位置姿勢推定結果を比較すると、エッジの 3D-2D マッチングを行うことで、より詳細な位置姿勢推定が行えていることが確認できる(図 18)。また、位置姿勢推定には平均 4.23 秒かかった。1 パターン当たりの処理時

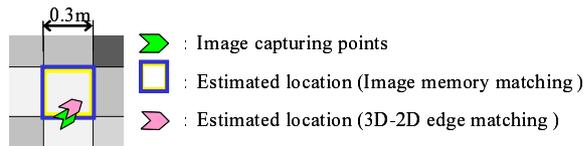


Fig. 18 Comparison of image memory matching with 3D-2D edge matching

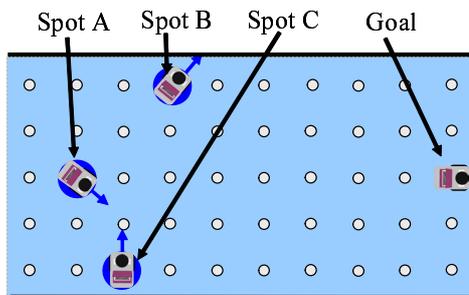


Fig. 19 Navigation of mobile robot

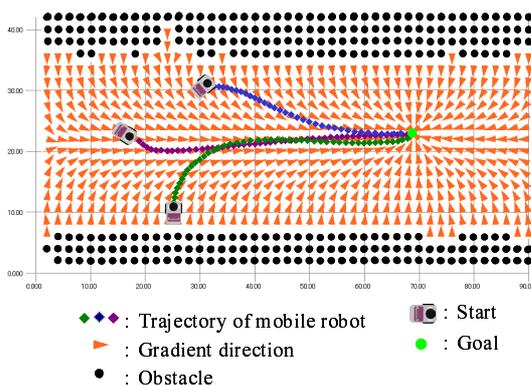


Fig. 20 Trajectory of mobile robot

間は0.01秒であり、パターン数を削減しマッチングを効率化することで処理時間の短縮を行うことが今後の課題である。

5.3 ナビゲーション 目標地点を定め、地点A、地点B、地点Cの3地点から目標地点までロボットを誘導した(図19)。3地点から目標地点までのロボットの移動した経路を示す(図20)。ロボットが壁にぶつかることなく、ポテンシャルの勾配方向に沿って目的地まで移動していることが確認できる。この結果より、出発地点で正確に位置姿勢推定が行えていること、目標地点までの経路が正確に生成されていることがわかり、本研究の有効性が確認できた。

## 6. 結 言

本研究では、3次元環境地図を利用した全方位カメラ搭載移動ロボットのナビゲーション手法を提案した。

学習画像に3次元環境地図から作成した任意視点画像を用いることで、ロボットが事前に通ったことがない領域でも位置姿勢推定が行えることが確認できた。また、エッジの3D-2Dマッチングによる位置姿勢推定を併用することで、より詳細な位置姿勢推定が行えることが確認できた。今後の課題として、エッジの3D-2Dマッチングの処理時間の短縮、長距離のナビゲーションを行うことなどが挙げられる。

## 参 考 文 献

- (1) V. Kulyukin, C. Gharpure, J. Nicholson and S. Pavithran: "RFID in Robot-Assisted Indoor Navigation for the Visually Impaired", *Proceedings of the 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.1979-1984, 2004.
- (2) S-H. Kim, C-W. Roh, S-C. Kang and M-Y. Park: "Outdoor navigation of a mobile robot using differential GPS and curb detection", *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.3414-3419, 2007.
- (3) 唐立新, 油田新一: "全方位画像列と移動量の記憶による移動ロボットの教示再生ナビゲーション", 日本ロボット学会誌, Vol. 21, No. 8, pp.883-892, 2003.
- (4) 岩佐英彦, 粟飯原述宏, 横屋直和, 竹村治雄: "全方位画像を用いた記憶に基づく位置推定", 電気情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J84-D-II, No. 2, pp.310-320, 2001.
- (5) 川西亮輔, 山下淳, 金子透: "全方位画像からの特徴点および直線エッジ情報を併用した Structure from Motion による3次元環境モデル生成", 電気学会論文誌 C, Vol. 130-C, No. 9, pp.1504-1512, 2010.
- (6) 石塚大輔, 川西亮輔, 山下淳, 金子透: "3次元環境地図から作成した任意視点画像を利用した全方位カメラ搭載移動ロボットの視覚に基づくナビゲーション", 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'10講演論文集, 2P1-E17, pp.1-4, 2010.
- (7) M. Tomono: "Robust 3D SLAM with a Stereo Camera Based on an Edge-Point ICP Algorithm", *Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.4306-4311, 2009.
- (8) 伊藤圭祐: "極小点のないポテンシャル場を用いたロボットの動作計画", 日本ロボット学会誌, Vol. 11, No. 5, pp.702-709, 1993.
- (9) J. F. Canny: "A Computational Approach to Edge Detection", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-8, No. 6, pp.679-698, 1986.
- (10) M. A. Turk and A. P. Pentland: "Face Recognition Using Eigenface", *Proceedings of the 1991 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.586-591, 1991.