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

Vision-based Navigation of Mobile Robot with Omni-directional Camera by Using Arbitrary Viewpoint Images Generated from 3D Environment Model

○学　石塚　大輔（静岡大）　正　川西　亮輔（静岡大）
正　山下　淳（静岡大）　金子　透（静岡大）

Daisuke ISHIZUKA, Shizuoka University
Ryosuke KAWANISHI, Shizuoka University, f5945016@ipc.shizuoka.ac.jp
Atsushi YAMASHITA, Shizuoka University, tayamas@ipc.shizuoka.ac.jp
Toru KANEKO, Shizuoka University, tmtkane@ipc.shizuoka.ac.jp

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 vision-based navigation of a mobile robot by using a 3D environment model. Our proposed method is composed of self localization and path planning. 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. The robot plans its path by using a potential method. Experimental results showed the effectiveness of the proposed method.

***Key Words*:** View-based Navigation, Omni-directional Camera

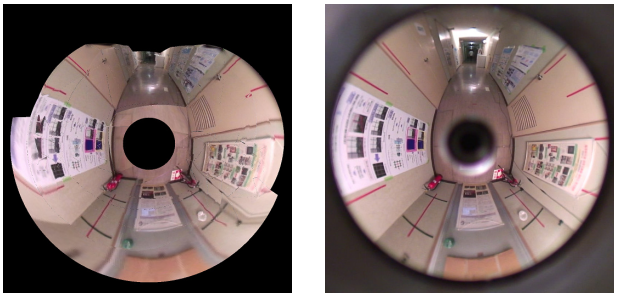
1. 序論

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．

ロボットのナビゲーションを行うためには周囲環境を認識する必要がある．周囲環境の認識には視野の広い全方位カメラが有効であると考える．全方位カメラを使用して周囲環境の認識を行う研究には文献[1]がある．この手法では，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らなかった領域では正確な位置・姿勢推定を行うことが困難であるという問題がある．

Fig. 1　3D Environment Model

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[2]（図 1）を利用して学習画像を作成する手法を提案する．本研究における 3 次元環境地図は，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（全方位画像）を作成する（図 2）．例えば，あらかじめ任意視点画像を 30cm 間隔で作成しておくと，理想的には誤差 15cm 以内で位置・姿勢推定を行うことが可能である．さらに，3 次元環境地図に含まれる周囲環境の 3 次元構造をロボットに学習させることで，ロボットの経路生成も行うことが可能である．そこで本研究では，3 次元環境地図を利用した自律移動ロボットのナビゲーション手法を提案する．



(a) Arbitrary Viewpoint Image　　(b) Real Image

Fig. 2　Omni-directional Images

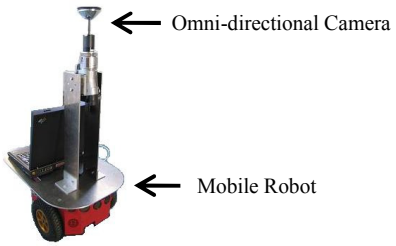


Fig. 3　Mobile Robot

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）．

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[2]．さらに，3 次元環境地図から，任意視点画像を作成する．そして任意視点画像から，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[1]を用いて圧

縮し，ロボットに記憶させておく．以上の処理を，ナビゲーションを行う前に，あらかじめ行っておく．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．

記憶した学習画像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．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．

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は焦点距離である．

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} su \\ sv \\ sf - 2c \end{bmatrix} \tag{1}$$

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

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 4）．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．

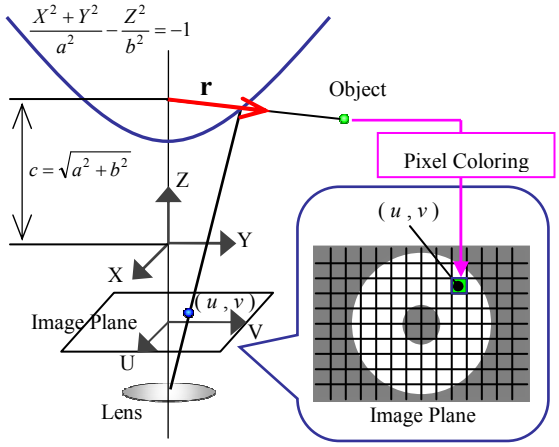


Fig. 4　Calculation of Ray Vector

3.2 自己相関画像

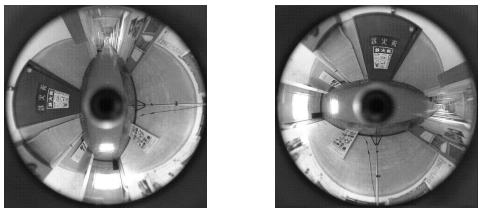
同じ位置であっても異なる姿勢で撮影された全方位画像（図 5）は見かけが異なるため，そのまま照合することは出来ないという問題がある．この問題点を解決するために，本研究では，全方位画像から求めた位置に固有な情報を持つ自己相関画像を利用する[1]．自己相関画像は，全方位画像をパノラマ展開した画像（図 6）を少しずつ横方向にシフトさせ，元のパノラマ画像とシフトさせたパノラマ画像との相関値を計算したものである．同じ位置かつ異なる姿勢で撮影された 2 枚の全方位画像から，理想的には同じ自己相関画像が作成される（図 7）．したがって，自己相関画像を利用することで，同じ位置かつ異なる姿勢で撮影された画像を照合することができる．

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 $M \times P$（$1 \leqq P \leqq N$）のテンプレートを用いて，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（$n = 1, ..., N-P+1$）のテンプレートを $T_n(x,y)$ $(x = 1, ..., M, y = 1, ..., P)$ とすると $T_n(x,y)$に対する自己相関関数 $r_n(k)$ $(1 \leqq k \leqq M)$ は次式で表される．

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

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．

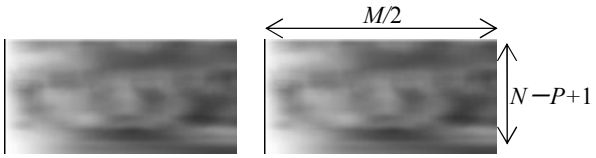


(a) Pose 1　　(b) Pose 2

Fig. 5　Omni-directional Images

(a) Pose 1　　(b) Pose 2

Fig. 6　Panorama Images



(a) Pose 1　　(b) Pose 2

Fig. 7　Autocorrelation Images

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る．そこで，画像の記憶容量を削減するために，固有空間法[1]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 $\mathbf{v}_j$ $(j=1, ..., L)$ 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，

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

によって求められる．ここで，$\bar{\mathbf{v}}$ は $\mathbf{v}_j$ （j=1, ..., 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

$$\mathbf{C}\mathbf{u}_k = \lambda_k \mathbf{u}_k \tag{5}$$

を満たす固有ベクトル $\mathbf{u}_k$ （$k = 1, ..., K$）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 λ_k の大きい上位 K 個の固有ベクトルを用いて，

$$\mathbf{v}_j \approx \bar{\mathbf{v}} + \sum_{k=1}^{K} a_{jk}\mathbf{u}_k \tag{6}$$

と，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 位置推定

固有空間に投影された画像は，固有空間内では 1 つの点として表される．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．

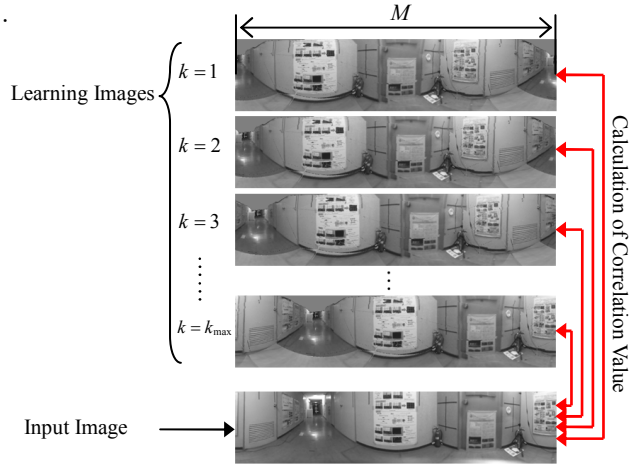


Fig. 8　Pose Estimation

4.2 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（$1 \leqq k \leqq M$）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 $R(k)$ は以下の式で表される．

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

ここで，$\bar{I}_n$ は学習画像のすべての画素値 $I_n(i,j)$ 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 $T_n(i+k,j)$ の平均値である．次に，学習画像と入力画像の相関値 $R(k)$ が最大になるときのシフト量 $k_{\max}$ を求める（図 8）．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

$$t = \frac{k_{\max}}{M} \times 2\pi \tag{8}$$

と推定する．

4.3 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[3]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 9）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 10）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．

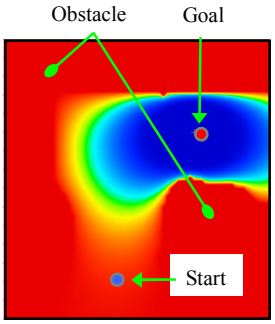


Fig. 9　Potential Field

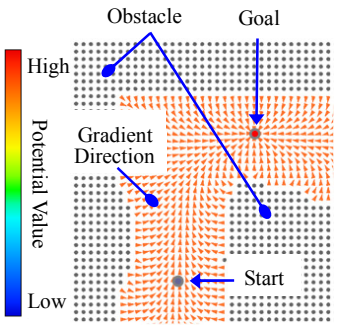


Fig. 10　Potential Gradient

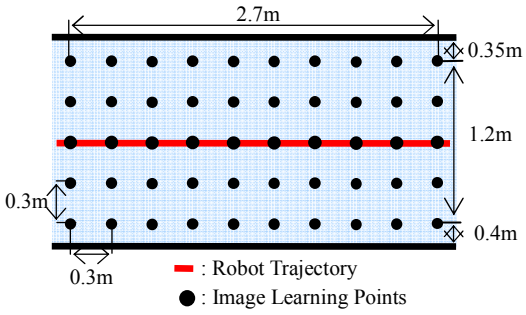


Fig. 11　Image Learning Points

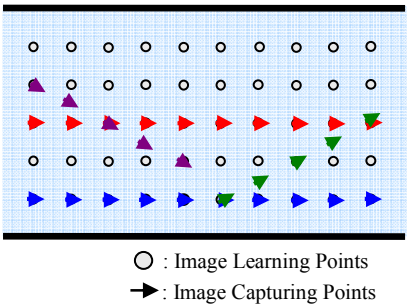


Fig. 12　Image Capturing Points

5. 実験

5.1 位置推定・姿勢推定

位置推定・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[2]の手法を用いて，廊下の中央（図 11 中の赤線部）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 11 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．さらに，ロボットが実際に撮影した 30 枚の入力画像（図 12）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 13），失敗箇所（図 14）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色で表しており，相関値が最も高い位置（図中青い枠で囲まれた位置）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（図中緑の矢印）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 13）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 14）では，入力画像取得位置と位置推定結果が違う位置となり，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 1 回あたり約 2.5 秒の時間が必要であった．

また，姿勢推定の結果は誤差 1.1deg 以内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 1 回あたり約 0.6 秒であった．

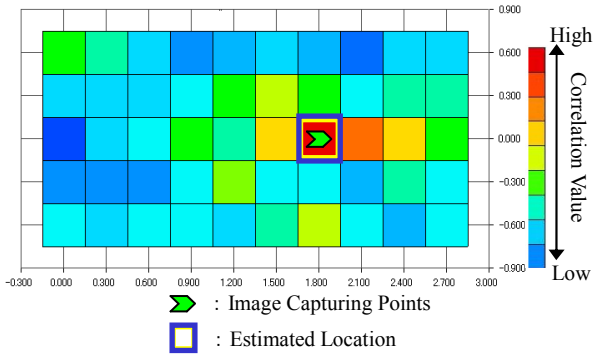


Fig. 13　Result of Self Localization (Successful)

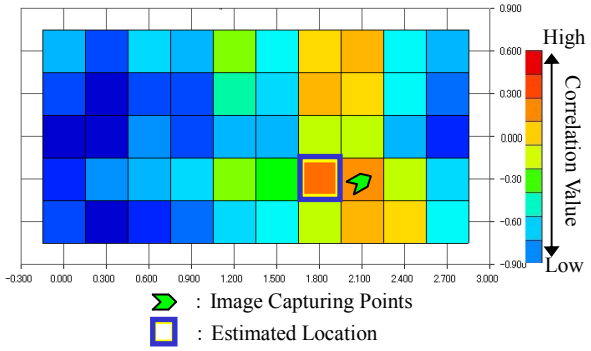


Fig. 14　Result of Self Localization (Failed)

5.2 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 15）．結果の例として，地点 B から目標地点までのロボットの移動した経路を示す（図 16）．ロボットが障害物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推定・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る．同様に，実験を行った 3 地点からの誘導すべてで，目標地点の周囲 30cm 以内にロボットを誘導することができた．

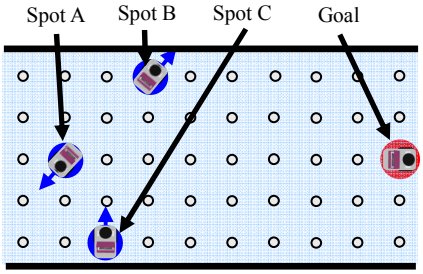


Fig. 15　Navigation of Mobile Robot

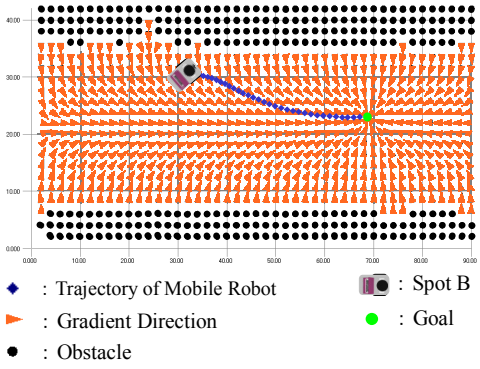


Fig. 16　Trajectory of Mobile Robot

6.　結論

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．また学習画像に 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．さらに，3 次元環境地図の周囲の構造データを利用したポテンシャル法によって経路生成を行い，経路に沿ってロボットを目的地まで移動させる手法も提案した．

今後の課題として，学習画像作成位置間隔より狭い間隔で位置推定を行う手法の構築，複雑な環境でナビゲーションを行うことなどが挙げられる．

文　献

[1] 岩佐 英彦, 栗飯原 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”, 電子情報通信学会論文誌 D-Ⅱ, Vol. J84-D-Ⅱ, No. 2, pp. 310-320, 2001.

[2] Ryosuke Kawanishi, Atsushi Yamashita and Toru Kaneko: “Estimation of Camera Motion with Feature Flow Model for 3D Environment Modeling by Using Omni-Direction Camera”, Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 3089-3094, 2009.

[3] 佐藤圭祐: “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.