

学術論文

誘導による移動経験に基づく視覚移動ロボットの自律走行

城殿 清澄* 三浦 純* 白井 良明*

Autonomous Visual Navigation of a Mobile Robot
Based on a Human-Guided Experience

Kiyosumi Kidono*, Jun Miura* and Yoshiaki Shirai*

It is necessary for a robot to have environmental information in order to move autonomously. Although we can usually give a map to the robot, making such a map is quite a tedious work. So we propose a navigation strategy which requires the minimum user assistance. In the method, we first guide a mobile robot to a destination. During this movement, the robot observes the surrounding environment to make a map. Once the map is generated, the robot computes and follows the shortest path to the destination. To realize this navigation strategy, we develop: (1) a method of map generation by integrating multiple observation results considering the uncertainties in observation and motion, and (2) a fast robot localization method which does not use explicit feature correspondence. We also propose an observation planning for efficient autonomous navigation, which takes advantage of human-guided experience. Experimental results using a real robot show the feasibility of the proposed strategy.

Key Words: Autonomous navigation, Map generation, Observation planning, Mobile robot, Stereo vision.

1. はじめに

近年、自律移動ロボットに関する研究が多く行われている。移動ロボットが自律的に行動するためには、何らかの手段によって周囲の環境情報を知る必要がある。

従来の多くの研究では、ロボットが自己位置推定に利用する地図やランドマークを、ユーザがあらかじめ与えている[1]～[3]が、そのような作業はユーザの負担となる。われわれはユーザの負担をできるだけ少なくする手法として次のような2段階構成の手法を提案した[4]。すなわち、ユーザがまずロボットを出発地点から目的地まで誘導し、ロボットは誘導されている間に自動的にランドマークを観測して地図を生成する。その後はロボットがランドマーク地図を参照しながら自律移動を行う。しかし、この手法では廊下環境における1次元の移動のみしか考慮しておらず、またランドマークは廊下の壁面上のみに存在するとしていた。そこで、本論文では上記手法を発展させ一般の2次元環境において適用可能な手法を提案する。

同様の考え方を2次元空間の移動に適用したものとして[5]がある。この研究では、木や植え込みなど環境中に存在する特定の物体をランドマークとして選定してそのための認識ルーチンをあらかじめロボットに与えているので、他の物体をランドマークとして用いることはできない。また、環境中のすべての物体を地図

に記録しているわけではないので、自律走行時にはユーザによる誘導時に通った経路に沿って動く必要がある。一方、地図を作成するのではなく、誘導時に観測した画像列をそのまま記憶して自律移動に利用する手法[6]も提案されている。しかし、記憶した画像を自己位置の認識に利用するため、この方法も誘導時と異なる経路を通行できない。また、照明条件の変化に対してもその影響を受けやすい。

地図を自動生成する研究は多く(例えば[7]～[9])、与えられた地図を利用して自律移動する研究を組み合わせることにより、本手法と同じ方式を実現することも可能である。しかし、本手法では、誘導時にロボットがどこで何を観測したのかという情報を地図に保存し、自律移動時の視線選択に利用している。これは従来の地図生成研究では扱われていなかった情報である。

本論文で提案する手法の概要は以下のようなものである。まず、ユーザによる誘導中に、ロボットはステレオ視によって環境を繰り返し観測して地図を生成する。ロボットの移動には不確かさがあるため、観測結果とその時点までに作成された地図とを照合し、自己位置を推定する。また、異なる場所での観測結果を統合することにより、地図情報の不確かさを減らす。

地図を作成した後、目的地まで自律移動する。誘導された経路はロボットにとって最適であるとは限らないので、最短経路を計算しその経路に沿って移動する。安全な移動のために、ロボットは地図作成時と同様に自己位置推定を行う。一般に精度のよい推定が行えれば一度の観測でより長い距離を移動でき、その結果目的地までより早く到達できると考えられる。そこで、より良い自

原稿受付 2000年6月

*大阪大学大学院工学研究科

*Graduate School of Engineering, Osaka University

己位置推定を行うためにはどこを観測すればよいかを自動的に決定する。

本論文では静的環境を想定している。すなわち、誘導時と自律移動時において環境の変化はない。もし、自律移動の際に未知の障害物が現れた場合には、超音波センサなどのセンサによってそれを検知し衝突を回避するものと想定している。

以下2章では誘導時に観測結果から地図を生成する処理手順について述べる。3章では作成した地図に基づいて自律走行する方法と観測すべき方向を決定する手法について述べる。4章では本論文のまとめと今後の研究課題を述べる。

2. 地図の生成

本章では、ロボットが目的地まで誘導される間に行う地図の生成手順について説明する。誘導の間ロボットは止まることなく観測を繰り返す。ロボットの移動には誤差が含まれるため、デッドレコニングのみで自己位置を計算すると、移動誤差が累積する。そこで、観測と地図を用いて自己位置の推定を行う。また、観測にも誤差が含まれるので、異なる場所からの観測結果を統合することによって、観測誤差を減らしたより正確な地図を生成する。

2.1 距離情報の獲得

本研究では、視覚から周囲環境の距離情報を得るためにステレオ視を用いる。左右のカメラは光軸が水平で、かつ互いに平行になるように、カメラ台上に固定されている。右画像中の高いコントラストを持つ画素(特徴点)について、左画像の中から水平なエピポーラ線に沿って対応点を探索する。対応点探索の際には、左右画像それぞれの特徴点周りで 5×5 のウィンドウ W を考え、式(1)によって2つのウィンドウの明度のSAD (Sum of Absolute Difference) を計算する。

$$SAD = \sum_{(i,j) \in W} |f_L(x+i+d, y+j) - f_R(x+i, y+j)| \quad (1)$$

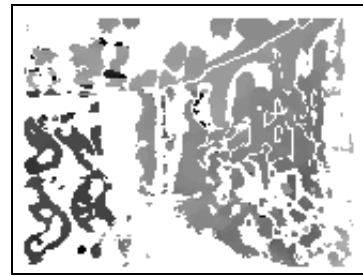
ただし、 $f(x, y)$ は画像中の点 (x, y) の明度を表し、添え字 R および L はそれぞれ右画像、左画像中の点であることを示す。また、 d は視差を表す。SADの値が十分小さく、探索範囲内で最小になる点を対応点であると考え、特徴点の視差を計算する。Fig. 1(a)にロボットが観測したステレオ画像の例を、Fig. 1(b)にその画像から計算された視差画像を示す。Fig. 1(b)において、濃く表示された点ほど視差が大きい、つまり近くに存在する特徴点であることを示している。

2.2 地図に記録する特徴点の抽出

ロボットの移動可能領域を計算するために、環境を上から見た2次元地図を作成する。その際に必要なのは物体の2次元地図上の輪郭であるので、同一方向に観測されている物体のうち、最も近くに存在するものだけを地図に記述する。画像中のある特徴点に対して視差が得られると、三角測量の原理からその点の3次元位置が計算できる。まず高さの情報を用いて、床面および天井に属する特徴点を取り除く。同一方向に観測される物体は、視差画像上では縦方向に並び、近くにあるものほど大きい視差が得られる。よって、次に画像の各列ごとに視差値の頻度分布を計算し、頻度がしきい値以上のものの中から最大の視差を選択する。各列



(a) Original stereo image



(b) Range image

Fig. 1 A sample of calculated range images

で抽出された視差を持つ特徴点について、位置とその不確かさを地図に記録する。

なお、前節の距離情報の獲得と本節の物体輪郭上の点の抽出は、複数DSPを用いた実時間画像処理システムを用いて行っている[10]。

2.3 特徴点の位置の不確かさ

ある特徴点の視差が求まると、そのロボットから見たときのシーン中の平均位置 x_r は次式で計算できる(Fig. 2参照)。

$$x_r = F(I) = \frac{1}{X_l - X_r} \begin{bmatrix} a(X_l + X_r) \\ 2af \end{bmatrix} \quad (2)$$

ただし、 $I = [X_l, X_r]^T$ (X_l, X_r は対応する左右の画像上の水平方向位置)、 f は焦点距離、 $2a$ はカメラ間距離である。さらに、観測時のロボット位置を用いて、特徴点の絶対位置がわかる。

特徴点の位置の不確かさを以下のように見積もる。まず、観測された画面上の位置は量子化による誤差があり、その誤差は左右

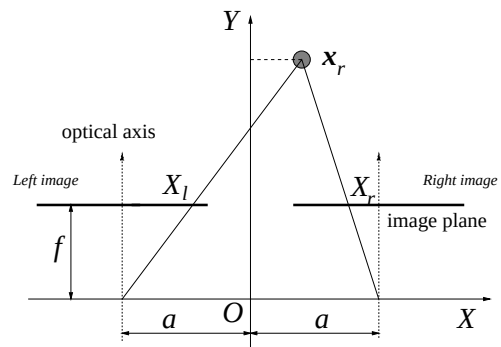


Fig. 2 Stereo geometry

画像間で独立であるとし、その共分散行列 Λ_I を

$$\Lambda_I = \begin{bmatrix} \sigma_{X_l}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{X_r}^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

とする[1]. ステレオ観測による誤差 Λ_r は、式(2)を線形化することにより、以下のように求まる[11].

$$\Lambda_r = \frac{\partial F}{\partial I} \Lambda_I \frac{\partial F^T}{\partial I} \quad (4)$$

特徴点の持つ不確かさ Λ は、さらにロボットの位置誤差 Λ_l を加えて、

$$\Lambda = \Lambda_r + \Lambda_l \quad (5)$$

として定義する. なお、ロボットの位置とその不確かさの計算法については2.5節で説明する.

観測された全ての特徴点に対して、以上のように不確かさを計算する. 我々が作成する地図は、特徴点の位置 $\mathbf{x}$ と不確かさ Λ を一組にした点の集合として表現される. また、各特徴点が観測されたときのロボットの位置も合わせて記録する. なお、本研究では共分散行列 Λ から得られる、いわゆる 3σ の楕円を誤差楕円と考え、その内部が障害物であるとする.

2.4 観測の統合

2.4.1 対応点の探索

地図中でのロボットの位置が分かれば、観測された特徴点の位置が計算できる. 観測結果を地図に統合し、特徴点の位置の不確かさを小さくするために、観測された点と地図中の点との対応を考える. そのために、観測された全ての特徴点に対して、地図中から次式(6)を満たす点を探索する.

$$(\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_m)^T (\Lambda_n + \Lambda_m)^{-1} (\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_m) \leq 9 \quad (6)$$

ただし、添字 n は現在観測された特徴点、 m は地図中に記録されている特徴点を示す. 式(6)の左辺は2点間の相対位置のマハラノビス距離を表し、2点の相対位置がその分布の 3σ の範囲内にあるものを対応点と考える. 式(6)を満たす点が複数存在するときは、左辺が最小であるものを対応点とする.

以前の観測で見た物体表面を再度観測していても、式(6)を満たす点が見つからない場合がある. 同一の物体表面を観測しても得られる特徴点が異なっている場合であり、Fig. 3に示したものがその典型的な例である. そこでFig. 3の $\mathbf{x}_1$, $\mathbf{x}_2$ のように、特徴点の両側の近傍に点が見つかった場合には、次のように対応点を推定する. ただし、ここで言う近傍とは2点が同一物体の表面であると考えられる程度の範囲であり、本手法では経験的に観測された特徴点から、その分布の 6σ の範囲としている.

まず我々は環境中に存在する物体の表面は滑らかであると仮定し、2点 $\mathbf{x}_1$, $\mathbf{x}_2$ を結ぶ線分を物体表面であると考え、次にマハラノビス距離を基準にして、その線分上で観測された特徴点から最も近い位置に対応点が存在すると考える. 対応点の平均値 $\mathbf{x}$ と共分散行列 Λ は、線形補間により導出される式(7)(8)によって計算する.

$$\mathbf{x} = (1 - \omega)\mathbf{x}_1 + \omega\mathbf{x}_2 \quad (7)$$

$$\Lambda = (1 - \omega)^2 \Lambda_1 + \omega^2 \Lambda_2 \quad (8)$$

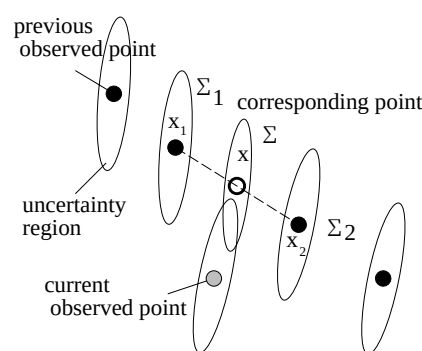


Fig. 3 Estimation of a corresponding point

ただし、 ω は2点間の内分比率を表す.

Fig. 3とは異なり、片側にしか点が見つからない場合や式(6)を満たす点がない場合には、観測された特徴点をそのまま地図に記録する.

2.4.2 特徴点の位置情報の統合

観測された特徴点に対して対応点が見つければ、最尤推定に基づく次式によって、観測された特徴点とその対応点の位置情報を統合する[8].

$$\mathbf{x} = \frac{\Lambda_n^{-1} \mathbf{x}_n + \Lambda_m^{-1} \mathbf{x}_m}{\Lambda_n^{-1} + \Lambda_m^{-1}} \quad (9)$$

$$\Lambda^{-1} = \Lambda_n^{-1} + \Lambda_m^{-1} \quad (10)$$

2.5 ロボットの位置推定

ロボットの位置と姿勢は以下のように推定する. まず位置についての候補を考える. 本研究では前輪ステアリングの三輪移動ロボットを用いるが(Fig. 5参照)、その移動の不確かさモデルが文[1]によって作成されている. このモデルを基にロボットの位置誤差を推定する. 1回の観測ごとに進む距離はロボットの速度と視覚認識処理の時間に依存するが、われわれの行った実験では1回の観測の間の移動における誤差は、大きく見積もっても20[cm]四方に収まる程度である. それに対して、以下に述べる位置推定法の精度は経験的に6~10[cm]程度である. そこで、モデルから予測される位置の範囲を 3×3 の小領域に分割し、各小領域の中心点をロボット位置の候補とする.

2.2節で述べたように、観測結果から各方向で最も近い観測点が抽出される. 抽出された点までの距離を計算すると、Fig. 4に示すような、ロボットから見た方向とその方向に存在する物体までの距離の関係を表すグラフ(レンジプロファイルと呼ぶ)が得られる. また、各候補位置においてロボットの向きを決めれば、それまでに得た地図から観測されるレンジプロファイルを予測できる. この2つのレンジプロファイルの類似度を調べ、最も類似度が高い場所および向きを現在のロボット位置と推定する. なお、現在はロボット前方6[m]以内の距離にある特徴点を観測対象としているので、その範囲に特徴点が観測されない部分は6[m]の距離としている. 地図からレンジプロファイルを生成する場合にも同様である.

2つのレンジプロファイルの類似度は式(11)によって評価する. この式はレンジプロファイルの差を計算するので、 $S(i, \phi)$

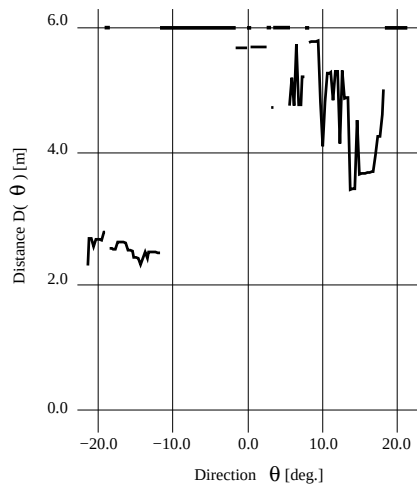


Fig. 4 The range profile computed from the range image shown as Fig. 1(b)

の値が小さいほど類似度が高いことを意味する.

$$S(i, \phi) = \sum_{\theta=\theta_{min}}^{\theta_{max}} |D_o(\theta) - D_m^i(\theta - \phi)| \quad (11)$$

ここで、 $D(\theta)$ は方向 θ に存在する物体までの距離を示し、添字 o, m はそれぞれ観測、地図に基づくデータであることを示す。 $[\theta_{min}, \theta_{max}]$ はカメラの視野から決まる観測可能な方向の範囲である。さらに i は候補位置、 ϕ はロボットの向きを示す。

この評価式を用いて、9つの候補位置それぞれにおいて、レンジプロファイルが最も一致するロボットの向き $\phi^*(i)$ を次の式で決定する。

$$\phi^*(i) = \arg \min_{\phi} S(i, \phi) \quad (12)$$

その後、次式によってレンジプロファイルの類似度が最も高い候補位置 i^* を現在位置として推定する。

$$i^* = \arg \min_i S(i, \phi^*(i)) \quad (13)$$

さらに、ロボットの位置誤差 Δ_l は、その誤差楕円が候補領域を含むように更新する。

このレンジプロファイルを用いた位置推定手法は対応点の探索を行う必要がないので計算量が少ないことが利点である。

2.6 誘導による地図生成の実験結果

ユーザは Fig. 5 のようにロボットの後方につき、キーボード入力によって目的地まで誘導する。前節までに述べた手法にしたがって、ロボットは自己位置を計算しながら、観測結果を地図に統合していく。移動しながらステレオカメラを左右 15 度ずつ振って、広い範囲を観測するようにしている。

Fig. 6(a) に示す研究室にてロボットを誘導した結果、自動的に得られた地図が Fig. 6(b) である。地図には統合された特徴点とその不確かさの範囲が表示されている。統合回数が多いほど黒く表示されている。また、黒線は推定されたロボット位置を結んだ移動軌跡である。



Fig. 5 A snapshot of human-guided movement



Fig. 6 A map making result after a guided movement.

3. 自律走行

地図を作成した後で、ロボットは速く安全に目的地まで自律移動する。誘導された経路はロボットにとって最適であるとは限らないので、より速く目的地まで移動するために最短経路を生成する。誘導中に得た観測経験から効果的な観測方向を選択し、2.5節で述べた手法により自己位置を推定して経路上を移動する。

3.1 最短経路の生成

地図に記録されている特徴点の誤差楕円の内部を物体領域と考える。経路探索において、ロボットの幅 w と移動誤差を考慮するために、物体領域を $w/2 + a$ だけ拡大する。ここで a は経験的なロボットの移動誤差の値であり、現在 $20[cm]$ としている (2.5節参照)。拡大した領域の外部において目的地までの最短軌道を生成する。経路は直線とロボットの最小回転半径による円弧を用いて生成する (Fig. 7参照)。

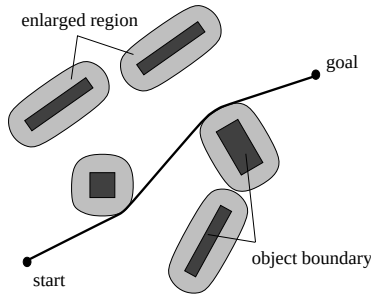


Fig. 7 Generation of the shortest path

3.2 観測計画

本研究では、ロボットは経路上を等速移動しながら一定距離ごとに観測するものとし、各観測地点での適切な視線方向を決定する手法を提案する。なお、観測位置の自動選択については、ロボットの移動誤差の増加と障害物との位置関係を考慮しながら決定する手法[1]が提案されており、それを本手法と組み合わせて使うことも可能である。

3.2.1 観測可能な特徴点の決定

ロボットは一度目的地まで誘導されているので、地図中の特徴点が誘導経路上のどこで観測されたかを知っている。自律走行時の最短経路は誘導経路とは異なるので、我々は次のような仮定をおいて、最短経路上の各地点から観測可能な特徴点を決定する。

まず任意の特徴点は、その点とそれが観測された位置とを結ぶ直線上において観測可能であると考え、次に、連続した2箇所の観測位置で観測された点は、それらの観測位置の間でも観測可能であると仮定する。これにより、それぞれの特徴点について観測可能な領域が Fig. 8 のように予測される。誘導時に統合された全ての特徴点に対してこのような領域を計算しておき、最短経路上の任意の位置において観測可能な特徴点を決定する。

3.2.2 観測方向の決定

ロボットは一定間隔で観測を繰り返すので、自律移動する際の観測位置を予測できる。また、前節での処理により、その予測位置から観測可能な特徴点を抽出できる。それらの中でどの特徴点を観測すればロボットの位置推定に最も有効であるかを判断する。最短経路は直線と円弧から生成されており、3.1節で述べた生成方法からも分かるように円弧部分は近傍障害物によって生成される。したがって、円弧部分に入る手前の直線部分では、これから近づく円弧経路から最も近い特徴点(最近点と呼ぶ)を含む領域を観測して、経路からのずれを認識すればよい。ゆえに観測位置から最近点が観測できるのならば、それが観測画面の中央に来るような方向を観測する。Fig. 9の例では、2つの物体の最近点が見える範囲が示されており、観測位置がそこに含まれるときには対応する最近点方向を観測する。

もしロボットの位置・姿勢や視野の関係で、予測された観測位置から最近点が観測できない場合には、位置推定の誤差をできるだけ減らすような方向を、以下のようにして決定する。

ロボットが地図中で不確かさ Λ_m を持つ特徴点 x_m を実際に観測した場合を考える (Fig. 10参照)。2.4.1節で述べた対応点の判定条件式(6)を考慮すると、特徴点は x_m を中心とする誤差楕

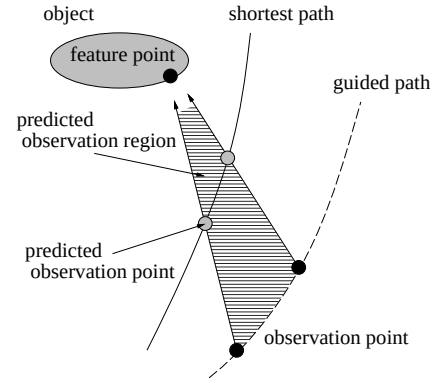


Fig. 8 Estimation of object points which can be observed

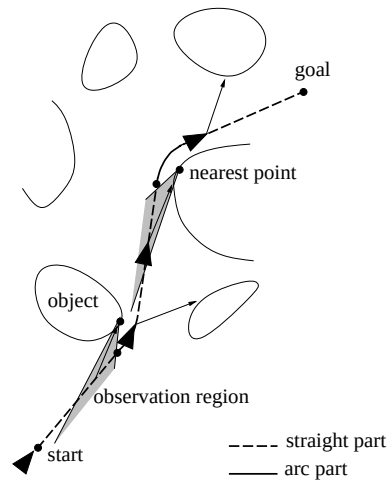


Fig. 9 Selection of observation direction

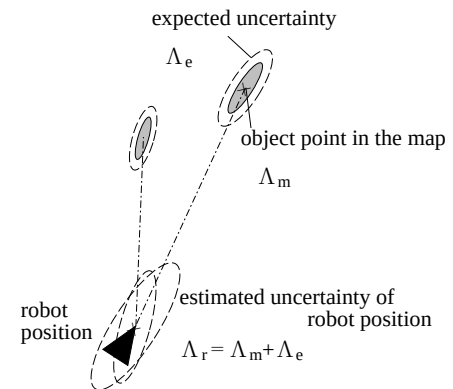


Fig. 10 Estimating the uncertainty in localization

円 $\Lambda_m + \Lambda_e(\psi)$ の内部に観測される。ただし、 ψ はロボットの観測方向を表し、 $\Lambda_e(\psi)$ はロボットとの位置関係によって計算される観測誤差を表す。したがって、1つの特徴点 i を観測することによってロボット位置の不確かさは次式で推定できる。

$$\Lambda_i(\psi) = \Lambda_m + \Lambda_e(\psi) \quad (14)$$

ある観測方向 ψ について、視野内のすべての観測可能な特徴点について、式 (14) からロボット位置の不確かさが独立に計算できる。よって、ある方向を観測したときのロボットの位置の不確かさ $U(\psi)$ は、特徴点ごとに得られる情報を式 (10) と同様に最尤推定に基づいて統合することにより次式のように推定できる。

$$U(\psi)^{-1} = \sum_{i \in VR(\psi)} \Lambda_i^i(\psi)^{-1} \quad (15)$$

ただし、 $VR(\psi)$ は方向 ψ を観測したときに視野内にある特徴点の集合を示す。

観測方向 ψ を変化させながら、ロボット位置の不確かさが最小になる方向 ψ^* を選択する。共分散行列の行列式が小さいほど、誤差楕円の面積が小さくなるので、次式によって ψ^* を求め、ロボットの自己位置推定に最も有効な方向であるとする。

$$\psi^* = \arg \min_{\psi} |U(\psi)| \quad (16)$$

3.3 自律走行の実験結果および考察

この計画に従って観測を行い、目的地まで自律走行した際の実験結果を Fig. 11 に示す。この実験での出発地点と目的地は Fig. 6 に示したものと同一である。図中の淡い線は最短経路を表し、その周りの点が推定されたロボット位置を示している。また、矢印はその場所において観測した方向を表示している。ロボットは最初、観測位置 1 での矢印と同じ方向を向いており、最短経路に従うように移動した。観測位置 1-3 では、これから近付く手前の特徴点を観測する対象としている。観測位置 4 以降では、その特徴点に近付き過ぎたために観測不可能となり、他の観測可能な特徴点を見ている。Fig. 12 に自律移動の様子を示す。

前節で述べた観測計画が有効であることを示すため、ロボットがカメラ台を制御せずに単に前方を観測しながら移動した場合との比較を行った結果を表 1 および 2 に示す。観測位置の番号は、Fig. 11 中のものと対応している。

Table 1 の数値は、計算されたロボット位置の不確かさ $|U(\psi)|$ であり、小さいほど精度が良いことを示している。また計画された観測方向欄の括弧内の数値は、カメラのパン角を示している。

また Table 2 は、2.5 節で述べた手法により実際に自己位置推定を行った結果であり、推定された候補の評価値 $S(i^*, \phi^*(i^*))$ (表中では S^* と略記)、全候補の平均評価値 $\bar{S}$ 、および次式で求まる値 α を示した。

$$\alpha = (\bar{S} - S(i^*, \phi^*(i^*))) / \sigma \quad (17)$$

ただし、 σ は全候補の評価値の標準偏差である。 α が大きいほど、推定された候補は他の候補に比較して際立って良いことを意味し、自己位置推定の精度が高いと考えられる。

3.2 節で述べた観測計画は、ロボットの自己位置をより精度良く行う目的であった。我々が提案した自己位置の推定手法 (2.5 節参照) では、9 つの候補位置の内、推定される候補と他の 8 つの候補との評価値の差が大きいほど、位置推定の曖昧さが小さくなると考えられる。そこで、その評価値の差が大きくなる方向を選択することが考えられる。しかし、そのためには各候補位置について地図から得られるレンジプロファイルを計算して評価値の差を

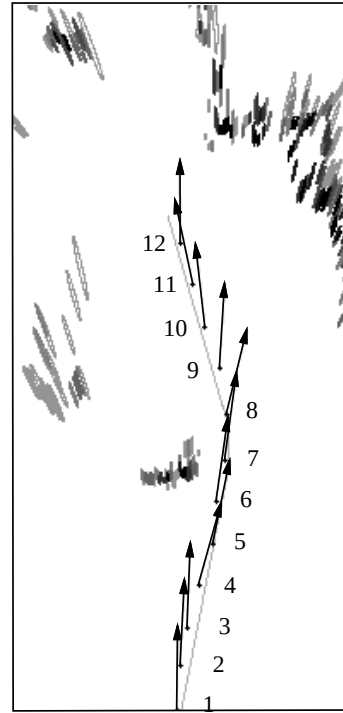


Fig. 11 The result of a navigation based on an observation plan

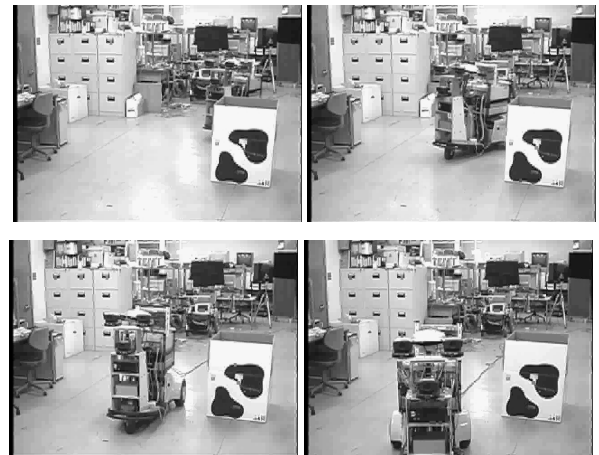


Fig. 12 snapshots of autonomous navigation

計算することを可能なすべての観測方向について行い、差が最大となる方向を選択する必要がある、計算量が多い。そこで、本論文では 3.2 節で述べた決定手法を用いた。この手法で選択された視線方向が、式 (17) の α の値を高くしていることが Table 2 に示されており、本論文で用いた自己位置推定手法に有効な視線方向を決定できていることがわかる。なお、提案した手法では必ずしも α の値を最大化する観測方向を選択するとは限らないが、比較的簡便な計算によってある程度の位置推定精度の向上が得られることで実際に有効な手法であると考えられる。

実験は筆者らの研究室内で行ったが、そこでは 2 次元的に広い自由空間を確保することが難しく、またステレオ視覚システムはロボット外に設置された画像処理システムを有線接続で利用して

Table 1 The comparison of expected uncertainty of the robot position with and without observation planning.

viewpoint	forward view direction	planned view direction
4	9.24	5.21 (-5.47)
5	4.77	4.23 (-1.04)
6	1.98	1.64 (2.04)
7	2.20	1.75 (2.44)
8	1.14	0.665 (-8.49)
9	2.60	1.13 (-7.08)
10	3.41	2.87 (-1.89)
11	1.91	1.40 (0.66)
12	2.18	1.61 (-9.76)

Table 2 The comparison of estimation result on localization with and without observation planning.

viewpoint	forward view direction			planned view direction		
	S^*	$\bar{S}$	α	S^*	$\bar{S}$	α
4	238.55	244.54	0.113	231.11	248.52	0.324
5	256.18	261.01	0.314	264.07	271.65	0.612
6	206.85	211.80	0.406	242.53	248.21	0.572
7	133.31	137.39	0.315	248.17	256.95	0.447
8	227.98	233.27	0.264	184.77	192.63	0.271
9	194.14	206.43	0.253	199.66	211.94	0.365
10	156.35	163.53	0.314	164.11	179.13	0.744
11	201.45	214.51	0.199	186.26	194.61	0.276
12	190.03	200.90	0.251	207.10	223.54	0.321

おりロボットの可動範囲に制限があったため、本論文で示した実験結果ではロボットは直線距離にして約5m程度移動するにとどまった。今後は実験環境を整備してより長い距離での実験を行う予定である。なお、今回行った実験の結果から、位置推定の精度は毎回の観測によってほぼ一定範囲内に抑えられているので、長い距離を移動する場合にも現在の手法で特に大きな問題はないと思われる。

4. お わ り に

本論文では、ユーザによる移動経験を利用する視覚移動ロボットについて述べた。誘導時には周囲の環境をステレオ視覚によって観測し地図を作成する。自律移動時には地図および過去の観測経験を利用し、移動に効果的な観測方向を自律的に選択する。そのために必要な、不確かさを考慮した地図作成、自己位置推定、観測方向選択について述べた。われわれのシステムでは、ユーザは一度ロボットを目的地で誘導すればよく、地図生成やランドマークの設置などを行う必要がない。

現在の観測計画は観測方向のみを対象としているが、同時に観測位置も決定することにより、より早く目的地まで移動することを考えている。また、環境が変化する場合の地図生成手法の研究も今後の課題である。

参 考 文 献

- [1] 文, 三浦, 白井: “不確かさを考慮した観測位置と移動のオンライン計画法”, 日本ロボット学会誌, vol. 17, no. 8, pp. 1107–1113, 1999.
- [2] 前山, 大矢, 油田: “移動ロボットのための適応的現在位置推定法 - 処理時間を要する外界センサデータの利用 -”, 日本ロボット学会誌, vol. 15, no. 7, pp. 1075–1081, 1997.

- [3] C.J. Taylor and D.J. Kriegman: “Vision-Based Motion Planning and Exploration Algorithms for Mobile Robots”, IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 14, no. 3, 1998.
- [4] 神原, 三浦, 白井: “デッドレコニングおよび視覚認識の不確かさを考慮して移動ロボットを最適に誘導する手法”, 日本機械学会論文集, 61巻, 581号, C編, pp. 145–151, 1995.
- [5] S. Maeyama, A. Ohya, and S. Yuta: “Outdoor Landmark Map Generation through Human Assisted Route Teaching for Mobile Robot Navigation”, Proc. of the 1996 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 957–962, 1996.
- [6] 松本, 稲葉, 井上: “視差画像列を利用した経路表現に基づくナビゲーション”, 日本ロボット学会誌, vol. 15, no. 2, pp. 74–80, 1997.
- [7] T. Yoneda, Y. Shirai, and J. Miura: “Navigation of a Vision-Guided Mobile Robot in an Unknown Environment”, Proc. Japan-U.S.A. Symp. on Flexible Automation, vol. 2, pp. 569–572, 1998.
- [8] Z. Zhang and O.D. Faugeras: “A 3D World Model Builder with a Mobile Robot”, The Int. J. of Robotics Research, vol. 11, no. 4, 1992.
- [9] G. Oriolo, G. Ulivi, M. Vendittelli: “Real-Time Map Building and Navigation for Autonomous Robots in Unknown Environments”, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, vol. 28, no. 3, pp. 316–333, 1998.
- [10] 城殿, 白井, 三浦: “誘導による移動経験に基づいて自律走行するロボット”, 1999年ロボティクス・メカトロニクス講演会, 1A1-63-089, 1999.
- [11] D.J. Kriegman, E. Triendl, and T.O. Binford: “Stereo Vision and Navigation in Building for Mobile Robots,” IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 5, no. 6, pp. 792–803, 1989.

城殿 清澄 (Kiyosumi Kidono)

1998年大阪大学工学部電子制御機械工学科卒業。2000年同大学院修士課程修了。コンピュータビジョンおよび自律移動ロボットの研究に従事。
(日本ロボット学会正会員)

三浦 純 (Jun Miura)

1984年東京大学工学部機械工学科卒業。1989年同大学院工学系研究科情報工学専攻博士課程修了、工学博士。同年大阪大学助手。現在同大学院工学研究科電子制御機械工学専攻助教授。知能ロボット、人工知能、コンピュータビジョンの研究に従事。1994年～1995年CMU客員研究員。1997年ロボット学会論文賞受賞。人工知能学会、電子情報通信学会、情報処理学会、日本機械学会、IEEE、AAAI各会員。
(日本ロボット学会正会員)

白井 良明 (Yoshiaki Shirai)

1964年名古屋大学工学部機械工学科卒業。1969年東京大学大学院工学系博士課程修了。工学博士。同年、電子技術総合研究所入所、コンピュータビジョン、ロボティクスの研究に従事。1971年～1972年、MIT AIラボ客員研究員。1988年大阪大学工学部電子制御機械工学科教授。人工知能学会、電子情報通信学会、情報処理学会、日本機械学会各会員。
(日本ロボット学会正会員)