

不確かさを考慮した移動ロボットのための視覚とそのプランニング

三 浦 純[†] 白 井 良 明[†]

本論文は移動ロボットのための視覚について述べる．実世界では視覚情報や動作の不確実性と計算資源の有限性が重要な問題となる．したがって，不確かさを考慮した視覚情報処理と，効率的に情報を得るための視覚プランニングが必要となる．本論文では，まず不確かさを考慮した移動ロボットによる環境認識について述べ，次に移動のために必要なさまざまな視覚プランニングについて述べる．

Vision for Mobile Robots Considering Uncertainties and Its Planning

JUN MIURA^{††} and YOSHIAKI SHIRAI^{††}

This paper discusses vision for mobile robots. In constructing intelligent systems like robots operating in the real world, we have to consider the following two issues: uncertainty in sensing and motion and limited computational resources. Vision-based mobile robots, therefore, need visual recognition methods considering vision and motion uncertainties and vision planning methods for efficient visual data acquisition. This paper first describes visual environment recognition considering the uncertainties and then describes planning methods for various levels of visual recognition in mobile robot navigation.

1. はじめに

ロボットが移動するためには周囲の状況を知る必要がある．完全既知環境下で移動の不確かさが無い場合には内界センサのみで移動可能であるが，(部分的)未知環境や動的環境，あるいは移動の不確かさがある場合には外界センサを用いた周囲状況の認識が必要である．視覚はその取得できる情報量の多さから，移動ロボット用のセンサとして古くから使われてきた^{1)~4)}．その利用法としては，移動可能領域の検出^{5),6)}，移動障害物の認識⁷⁾，ランドマークの認識と自己位置推定^{8)~10)}などがある．ロボットのナビゲーションにはレーザ距離センサも広く使われている^{11),12)}が，視覚では距離情報だけでなく，色，模様などの視覚情報を同時に取得できる，という長所がある．

実世界で動作するロボットのための視覚を考える上では，次の2つのことが重要である．

不確実性: 視覚情報には一般に不確かさがある．また，ロボットの行動にも不確かさがある．これらを考慮した視覚情報処理が必要である．必要な精度・信頼性で情報を得るには，複数の情報を統合することが重要である．

計算資源の有限性: 視覚情報処理の時間は一般に無視できない．したがって，必要十分な情報だけを効率よく取得することを考えなければならない．そのためには，ロボットのタスクに必要な情報は何かを分析することと，適切な視覚認識処理の計画を生成すること(プランニング)が重要である．

従来から不確実性を考慮したロボット視覚の研究は多く行われているが，視覚のプランニングを扱った例は比較的少ない．しかし，認識対象が複雑になればなるほど，あるいは動的環境で処理時間の制約が厳しくなればなるほど，視覚のプランニングの重要性は高まる．

本論文では，上記2つの点を考慮した移動ロボットのための視覚について述べる．移動ロボットのタスクとして，安全かつ効率的な目的地までの移動を考え，そのために必要な視覚環境認識手法とそこで有効なプランニング手法について述べる．

まず，第2章では，不確かさを考慮した視覚環境認識の例として，未知環境における静的・動的障害物の認識をとりあげ，複数の視覚センサ情報と複数地点での観測結果を統合して，高信頼の認識結果を得る方法を述べる．そこでは，視覚情報の不確かさ(例えば，ステレオ計測の誤差とステレオ対応づけの不確かさ)，移動の不確かさ(オドメトリによる自己移動量の推定誤差)，および動物体の移動の予測誤差を考慮する．

[†] 大阪大学 大学院工学研究科

^{††} Osaka University, Graduate School of Engineering

次に、視覚認識のプランニング、特に注視点(観測対象)と視点(観測位置)のプランニングについて述べる。第3章で、移動ロボットの視覚プランニングの特徴について述べた後、移動ロボットの視覚に必要な処理を3つに分類し、それぞれについて上記の不確かさを考慮したプランニング手法について述べる。第4章では、より正確な環境認識結果を得るための注視点プランニングについて述べる。第5章では、経路選択に有効な情報を得るための視点プランニングについて述べる。第6章では、安全かつ効率的に経路追従するための視点と注視点のプランニングについて述べる。

最後に、第7章で本論文をまとめ、今後の課題について述べる。

2. 不確かさを考慮した環境認識

移動ロボットの環境認識では、通常移動しながら得た視覚データを統合して、環境を認識する。その際、視覚情報の誤差に加え、移動の誤差、事前に与えられた(部分)地図の不確かさや誤りなどがあり、それらを考慮した手法が必要となる。本章では未知環境における静的・動的障害物の認識を対象として、不確かさを考慮した環境認識手法について述べる。

2.1 不確かさのモデリングと情報統合

不確かな情報を基に行動する場合、必要に応じて複数のデータを統合して不確かさを減らす必要がある。このような情報統合では(拡張)カルマンフィルタがよく用いられる^{13),14)}。そこでは、視覚や移動の不確かさを正規分布で近似し、ロボットが移動しながら得た情報を統計的に統合することにより、最適な推定値を得るとともに、ロボットの位置や環境中のランドマークや物体の位置の不確かさおよびそれらの間の相関関係を表す、共分散行列を求める。

一般に、確率的情報の統合はベイズの定理で行うことができる¹⁵⁾。したがって、不確かさの確率モデルを定義し、観測データの条件付き確率を計算することにより、情報統合が行える。移動ロボットでは、自己位置推定(地図が正確な場合¹⁶⁾や不正確な場合¹⁷⁾、地図データ¹⁸⁾や観測データの更新¹⁹⁾などに用いられている。

なお、他にも Dempster-Shafer 理論²⁰⁾や、ファジ理論²¹⁾に基づく情報統合手法が提案されている。

2.2 未知環境の地図生成

未知環境の地図生成では一般に、移動しながら周囲の物体の位置を計測して得た情報を統合して地図を生成する。この問題は SLAM(simultaneous localization and mapping)と呼ばれ多くの研究が行われている^{12),22)}。

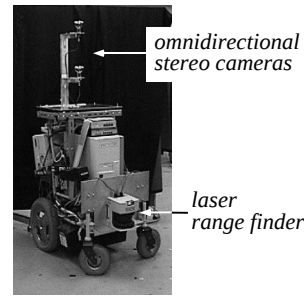


図1 移動ロボット
Fig. 1 A mobile robot.

物体位置の検出にはステレオ視^{6),23)}やレーザ距離センサ(LRF)^{24),25)}がよく用いられる。前者は距離だけでなく視覚の特徴も同時に得ることができるという利点があるが、通常のカメラを用いると視野が狭く、また誤対応などの問題も生じる可能性がある。後者はデータの精度や信頼性は高いが、通常 LRF は 2 次元平面を走査し、その平面上の距離データを取得するので、物体によっては適切な距離情報が得られない。例えば、テーブルでは脚の部分しか観測できない。そこで、視野の広い全方位ステレオとレーザ距離センサを用い、両方の情報を統合することによって、信頼性の高い自由空間地図を作る方法を開発した^{18),26)}。以下、この方法について述べる。図1は使用している移動ロボットである。

2.2.1 全方位ステレオ

広い視野を持ち高速に環境情報を入力できるセンサとして、全方位カメラを垂直方向に2台並べた全方位ステレオシステムを構築した⁷⁾。各カメラへの入力画像をパノラマ画像に変換するとエピポーラ線が垂直になるので²⁷⁾、従来の高速ステレオ対応づけアルゴリズムがそのまま適用できる。画像サイズ 720×100、視差探索範囲 80 としたとき、Pentium III 850MHz × 2 の PC で約 0.2 秒ごとに視差画像が得られる。図2に得られたパノラマ視差画像の例を示す。

2.2.2 地図生成の方針

観測データには不確かさやあいまいさが含まれるため、それらを考慮したデータ統合が必要となる。ここではセンサデータの不確かさの確率モデルを用いて統合を行う。全方位ステレオとレーザ距離センサでは、ロボットから見て同じ方位のデータを取得しても、同じ物体の異なる部分を観測する可能性があるため、そのままでは確率的に統合することはできない²⁶⁾。そこで、まずセンサごとに時系列データを確率的に統合して障害物の存在確率地図を2つ生成し、それらから各々のセンサによる各位置の解釈を組み合わせ、最



(c) (b) から作ったパノラマ視差画像、近いほど明るい

図 2 全方位ステレオの処理結果

Fig. 2 Result of omnidirectional stereo.

終的な自由空間領域を生成する。

2.2.3 センサデータの時系列統合

センサデータには不確かさが含まれるため、ロボット周囲の領域をグリッドに分割し、各グリッドごとに障害物の存在確率を保持する、Occupancy grid²⁸⁾を用いる。自由空間地図の生成が目的なので、各センサにおいて、各方向ごとに最も近い物体までの距離を計測する。ある方向においてある距離に物体が観測されたとき、観測された位置、その手前、その後ろの3つに領域を分割し、対応するグリッドに対する観測結果をそれぞれ、事象 O が生じた、事象 $\bar{O}$ が生じた、情報が得られなかった、と解釈する。

次に、障害物が存在するという事象を E と表し、あるグリッドの障害物の存在確率を $P(E)$ で表現する。すると、各グリッドの確率は以下の条件付き確率を計算することで更新できる。

- 事象 O が生じたグリッドに対して： $P(E|O)$
- 事象 $\bar{O}$ が生じたグリッドに対して： $P(E|\bar{O})$

ここで、ベイズの定理より

$$P(E|O) = \frac{P(O|E)P(E)}{P(O|E)P(E) + P(O|\bar{E})P(\bar{E})}$$

$$P(E|\bar{O}) = \frac{P(\bar{O}|E)P(E)}{P(\bar{O}|E)P(E) + P(\bar{O}|\bar{E})P(\bar{E})}$$

となる。ここで、 $P(E)$ は事前確率で、初期値は 0.5 とする。この式を計算するために、 $P(O|E)$ と $P(O|\bar{E})$ を決定する。これらは、センサの不確かさのモデルであり、その値は経験的に定める²⁶⁾。その他の項は、 $P(\bar{O}|E) = 1 - P(O|E)$ 、 $P(\bar{O}|\bar{E}) = 1 - P(O|\bar{E})$ 、 $P(\bar{E}) = 1 - P(E)$ で求められる。確率の更新はグリッドごとに独立に行う。

多視点で得た情報の統合のためには、ロボットの移動量推定が必要である。ここでは、レーザ距離センサのデータからテーブルの脚や棚の角などを特徴点として抽出し、データ間でそれらに対応づけることにより、

移動量を推定している²⁶⁾。

2.2.4 2種類の確率的障害物地図の統合

2種類の地図それぞれについて、各グリッドをその確率と2つのしきい値によって、障害物 (obstacle)、空き領域 (free space)、不定 (undecided) の3つに分類する。不定のグリッドについては、その観測回数があるかどうかでさらに、観測十分な不定 (undecided with observation) と観測不十分な不定 (undecided without observation) とに分類する。十分な観測回数は、完全に未知の状態 (障害物の存在確率が 0.5) から、何回の正しい観測があれば自由空間と認識されるか、に基づいて決定した。以上の分類を基に、2つのセンサから両方とも空きであると分類されたグリッドと、一方のセンサで空きであると分類され、他方のセンサでは観測十分な不定と分類されたグリッドを最終的な空き領域と判断する。それ以外の領域は侵入するべきでない障害物領域と判断する。

2.2.5 地図生成の例

図3に示す環境でロボットが矢印に沿って移動したときに得られた地図を図4に示す。Occupancy gridでは明度が確率を表している。ロボットの前にあるテーブルや右側のドアのあたりは、一方のセンサでは正しい結果が得られないが、2つのセンサを統合することにより、正しい自由空間の地図が得られている。

2.3 移動ロボットの移動量推定

多視点で得た視覚情報の統合には、移動ロボットの移動量の推定が必要である。デッドレコニングなどの内界センサによる移動量推定では誤差が蓄積するので、視覚などの外界センサを用いた推定が必要となる。シーン中の特徴の対応づけを基に位置推定を行う場合には¹²⁾、環境からどのような特徴を取り出すかをあらかじめ環境に応じて決めておく必要があると同時に、正しい対応の探索に時間がかかる。そこで、明示的な

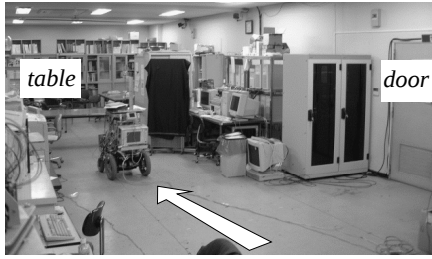


図 3 シーンの例

Fig. 3 An example scene.

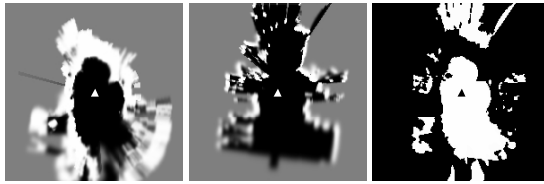


図 4 確率的地図と自由空間地図。黒、白の三角形はロボットの位置と方向を示す

Fig. 4 Probabilistic maps and a free space map. Black and white triangles indicate the robot position and orientation.

特徴の対応づけを行わない方法が考えられている^{29),30)}。従来の方法では前後 2 フレームのデータのみを使用していたのでノイズに弱い。そこで、複数のフレームのデータから位置推定を行う⁷⁾。このような、特徴を使わない方法は、全方位ステレオのように広い視野のデータに適している。

地図生成のところで述べたように、各方向ごとに一番近い物体までの距離を求めている。それらをまとめ

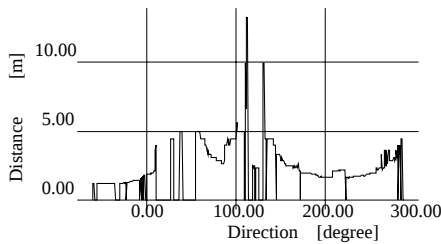


図 5 レンジプロファイルの例

Fig. 5 An example range profile.

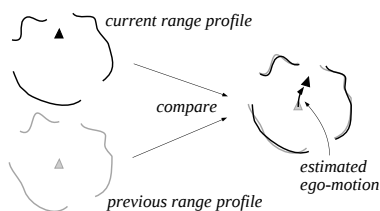
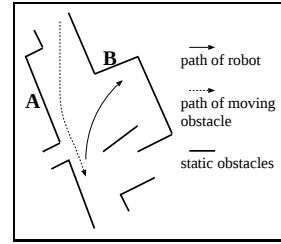
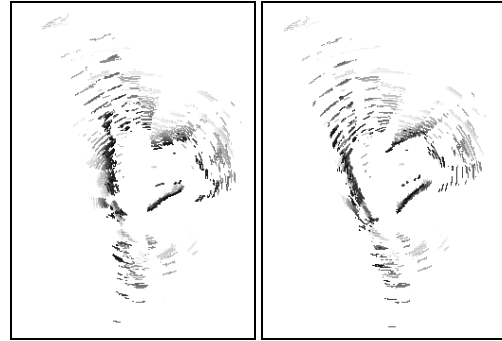


図 6 レンジプロファイルの比較による移動量推定

Fig. 6 Ego-motion estimation by comparison of range profiles.



(a) 移動量推定の実験環境



(b) デッドレコニングによる推定 (c) 視覚による推定

図 7 視覚に基づく移動量推定の効果

Fig. 7 Effect of visual ego-motion estimation.

たものをレンジプロファイルと呼ぶ³⁰⁾。図 5 は図 2(c) から抽出したレンジプロファイルである。前回の位置推定とその誤差が与えられるとして、それに、移動ロボットの動きの不確かさのモデル (例えば¹⁰⁾) から移動の誤差を加えて、現在位置の存在範囲を計算する。この範囲内に適当な間隔で候補点を設定し、それらを位置の候補とする。方向についても適当に離散化して候補を作る。ある候補位置・姿勢が与えられたとき、前回までに得られているレンジプロファイルがどのように見えるかを計算することができる。それと今回得られたレンジプロファイルを比較して、最も良く合う位置・姿勢を選ぶ (図 6 参照)。具体的には、以下の式で現在 (時間 t とする) と過去のレンジプロファイルの差 $Diff$ を計算し、差の最も小さくなる位置・姿勢 (x, y, ϕ) を求める。

$$Diff(x, y, \phi) = \sum_{i=1}^k \frac{1}{N(x, y, \phi, i)} \sum_{\theta \in FOV} d(x, y, \phi, i, \theta), \quad (1)$$

$$d(x, y, \phi, i, \theta) = \frac{\left(D_t(\theta) - D_{t-i}^{(x, y)}(\theta - \phi) \right)^2}{\sigma_{D_{t-i}^{(x, y)}(\theta - \phi)}^2 + \sigma_0^2}. \quad (2)$$

ここで、 $D_t(\theta)$ は時間 t における方向 θ の最も近い物体の視差、 k は比較する過去のレンジプロファイルの数、式 (2) の分母は観測と位置の誤差、 FOV は視野

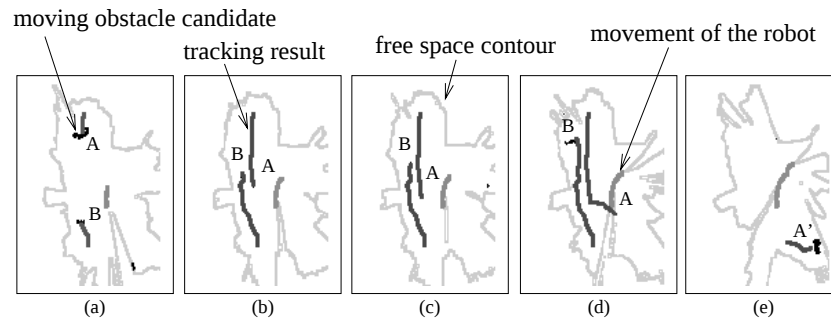


図 8 移動ロボットによる複数移動物体の追跡結果
Fig. 8 Tracking result of moving objects by a mobile robot.

を表す．距離データが得られなかった方向や，視差の差が大きい値より大きい方向では，式 (2) の方向ごとの差は計算しない．式 (1) の N は差が計算できた方向の数を表す．式 (1) はレンジプロファイルの差の 2 乗の平均値の和を求めている．実空間での距離でなく視差の差を用いるのは，量子化誤差を一定に扱うためである．

図 7 に位置推定の結果を示す．図 7(a) は実験環境であり，図 7(b)(c) はそれぞれ，デッドレコニングのみの位置推定と上で述べたレンジプロファイルの比較に基づく位置推定を行った場合について，30 フレーム分の観測された障害物のデータを重ね合わせて表示したものである．図 7(c) では壁 A, B がはっきりと認識され，またそれらの方向も正しい．環境中に移動物体があるが，全方位のデータにおいて，移動物体の占める割合は少ないとして無視している．レンジプロファイル中のあるデータについて，以前のデータとの差が大きいたときには，対応する点がないとして位置推定に用いないので，移動障害物が少数であれば，位置推定に問題はない．

2.4 動物体の発見と追跡

移動物体の発見と追跡は安全な移動のために重要である．ロボット自身の移動量が正確に推定できれば，それを考慮して観測データの時間差分を取ることにより，静止物体と動物体を区別することができる．しかし，ロボットの移動量推定には不確かさが含まれるため，単純な時間差分法の適用は難しい．そこで，まず移動しながら静止障害物に囲まれた自由空間を認識し，その中に入っている物体を移動物体の候補とする⁷⁾．

各フレームで検出された各移動物体候補について時系列の対応づけを行い，観測と動物体の動き予測の不確かさを考慮したカルマンフィルタにより，その位置・速度を推定する．ロボットの位置推定の誤差や観測の誤りなどの影響により，静止障害物の一部が移動物体

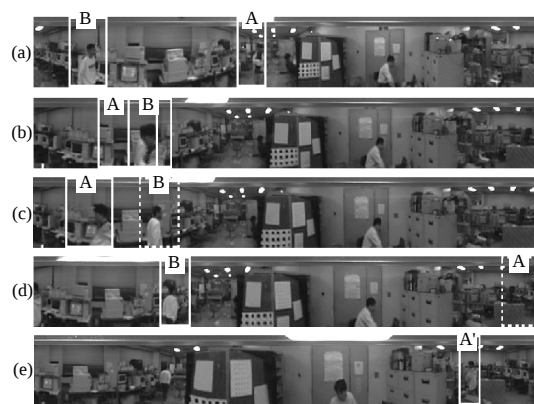


図 9 図 8 の追跡結果のパノラマ画像上への投影
Fig. 9 Projection of detected moving objects shown in Fig. 8 onto panoramic images.

候補として検出されたり，同一物体が複数の領域に分かれたりすることがある．そこで，可能な対応の候補をすべて考慮して可能な追跡の木を構成し，一定以上のフレームにわたって追跡されたものを移動物体とする track-splitting フィルタ³¹⁾ を適用する．図 8 に 2 人の人間の動きを移動しながら同時に追跡した結果を示す．図中に自由空間の境界，ロボットの軌跡，移動物体の軌跡を示す．また図 9 は，人間の追跡結果をパノラマ画像上に投影したものである．実線のウインドウは現フレームで対応する観測が得られていることを，破線のウインドウは，現フレームでは観測は得られていないが，カルマンフィルタにより追跡が続けられていることを示す．ロボットが移動しながら，正しく追跡を行っていることが分かる．

3. 移動ロボットにおける視覚のプランニング

視覚は行動に必要な情報を獲得するために用いられる．したがって，ロボットの行動の目的に関する知識を利用した認識の制御が重要である．そのような知識

なしには適切な認識処理を選択することは難しく、また不要な認識処理に時間を費やしてしまう可能性がある。そこで、タスク指向視覚、能動視覚、目的視覚に関する研究が活発に行われてきた^{32)~35)}。

組立作業のための視覚認識における、認識の制御については、多くの研究が行われてきた。例えば、視覚特徴の可視性や検出可能性などの条件を満たす観測条件を求めるもの^{36),37)}や、視覚情報や事前知識に不確かさがある場合に、それを解消するために最適な視点を求めるもの^{20),38),39)}などがある。さらに、ロボットのタスクの記述から自動的に認識処理を生成する研究^{40),41)}も行われている。これらの研究では、作業の目的(タスク)は十分な認識結果を得ることであり、基本的には十分な結果が得られるまで繰り返し認識を行うことになる。しかし、ロボットのタスクが認識そのものではないときには、どの程度観測すればタスクの達成にどの程度寄与するか、を考慮しなければならない。

移動ロボットの視覚認識のプランニングはまさにそのような問題であり、移動というタスクに必要な情報(例えば、移動経路付近の障害物配置)だけを得さえすればよい⁴²⁾。ここで問題となるのは、どの程度の認識で“必要十分”かをどうやって決めるか、である。特に観測のための移動と本来のタスク達成のための移動が相反する場合には、それらの間のトレードオフにどう対処するか、という興味深い問題になる。ロボットの目的や環境を注意深く分析することにより、効率的かつロバストな処理を実現している例もある^{5),43),44)}が、現在の状況に依存して視覚認識処理が変化する場合には、オンラインでのプランニングが必要となる。

以下の3つの章では、移動ロボットのナビゲーションに必要な処理を、(1)環境認識、(2)経路選択、(3)軌道生成・追従、の3つに分け、それぞれについて、効率よく認識・行動するための視覚プランニングを行った例を示す。

4. 環境認識における注視点プランニング

未知環境で完全な自由空間 (free space) 地図を生成するためには、環境内をくまなく観測できるように視点・視線を決定していく必要がある。なるべく少ない回数で完全な自由空間地図を得る方法が、センサ情報が完全な場合⁴⁵⁾や不確かさがある場合⁴⁶⁾について提案されている。地図生成の際に、移動のコスト、地図の精度、自己位置推定の精度などを考慮して最適な行動を計画することも提案されている(例えば^{16),47),48)})。なお、自由空間認識におけるプランニング問題は、物体の認識やモデリングにおいて、どの方向から物体を

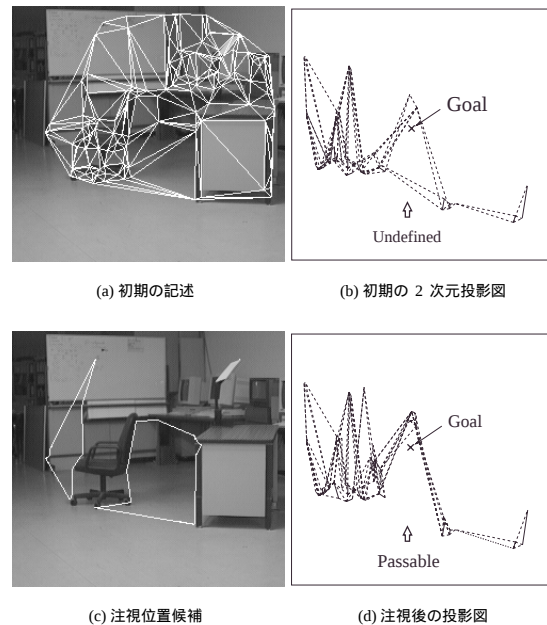


図 10 シーン記述の選択的精密化

Fig. 10 Selective refinement of scene description.

観測するかを決める問題^{37),49)}と関連が深い。

4.1 ロボットの目的を考慮したプランニング

一般に、ロボットが目的地へ移動する場合には、環境全域にわたる詳細情報は不要であり、通る可能性のある領域を識別しそこを重点的に観測するためのプランニングが必要となる。事前情報がない場合には、どこが行き止まりでどこが通過可能領域かわからない。そこで、まず粗く全体を見回し、その後必要な部分だけさらに詳細に観測する、という戦略が一般的である^{50),51)}。

ここでは、ロボットの行動を考慮して観測対象を選択する手法⁵³⁾について述べる。この方法ではまず、ステレオによる観測結果から通過可能性が不明な領域を抽出し、それらの領域のうち目的位置への適切な経路を見つける可能性のあるところから優先的に再観測するという戦略をとる。再観測では視線方向・ズームを制御して詳細な情報を得て、それまでに得た地図情報と統合する。図 10 は処理の一例である。(a) は初期ステレオデータを基に、ドローネ三角形による平面パッチを用いて記述したものであり、目的地付近の視覚情報が少ないため、上から見ると (b) のように、目的地の手前の平面が実際に存在する平面かどうかかわからない。平面の統合や通過不可能な面の検出などを行って、通過可能性が不明な領域を求めたものが (c) である。2

同じ環境内で繰り返し動作する場合には、現在の目的地への移動とは関係のないところも観測しておくことが、以降の行動のために有用である場合がある⁵²⁾。

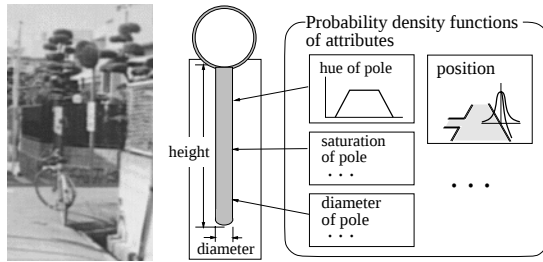


図 11 カーブミラーとその認識のためのモデル
Fig. 11 A mirror and its model for recognition.

つの通過可能性不明領域のうち、より最短経路に近い正面の領域を注視して観測した結果、(d)のように手前の平面が、ドローネ三角形によるモデリングの仮定で生じた偽の面であることがわかった。このように、ロボットの目的を考慮してどこから情報を得るかを定めることが重要である。

4.2 不確かさを考慮したプランニング

認識に不確かさがあるときには、それを考慮してプランニングすることが必要になる。不確かさが確率分布で表現できるときには、決定理論的プランニング⁵⁴⁾が有効である。ここでは、屋外移動ロボットにおける交差点の型認識のためのプランニング¹⁹⁾について述べる。

決定理論的プランニングを認識プランニングに適用した例は多い^{20),55)}が、比較的単純なセンサデータを扱ったものが多い。単なる距離や位置の計測ではなく、画像認識のような複雑な過程を扱う場合には、その不確かさのモデル化が重要な問題となる。図 11 は交差点認識のための確率モデルである。これは T 字路に立てられているカーブミラーの支柱の形状、色、存在位置などを確率分布としてモデル化したものであり、物体が存在したときにどのような観測が得られるかを記述する。このようなモデルは、実際に取得した多くの画像に対して、使用する画像処理手法を適用した結果を調べて作成する。

ロボットは交差点シーン解釈のために、画像から抽出された領域を証拠として用いる。例えば、図 12(a)では、(A) 道路境界線の切れ目、(B) カーブミラー、(C) 路上のマークの 3 つの領域が検出されている。観測パラメータ w で観測して証拠を得たとき、現在の交差点の型 $I_i \in \mathcal{I}$ に関する確率分布は、ベイズの定理より

$$P(I_i | e, w) = \alpha P(I_i) P(e | I_i, w) \quad (3)$$

で与えられる。右辺は事前確率と上記の確率モデルの積であり、 α は正規化係数である。十分な観測が得ら

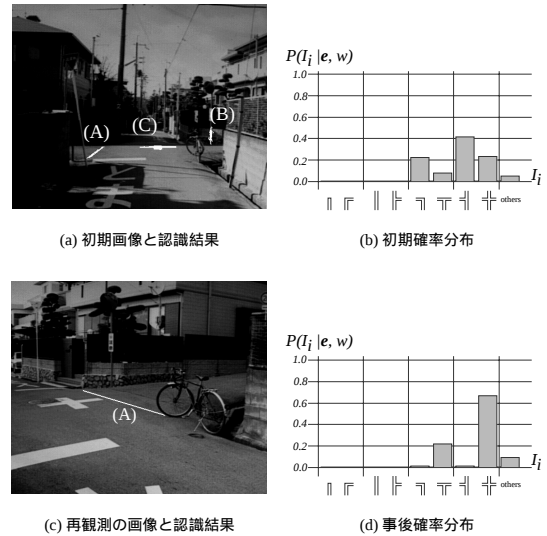


図 12 交差点型の決定
Fig. 12 Determination of intersection type.

れているかどうかは、この確率分布のエントロピー

$$h(I_i | e, w) = - \sum_i P(I_i | e, w) \log P(I_i | e, w) \quad (4)$$

が十分小さいかどうかで判断する。エントロピーが大きいときには交差点型が決められないので、再観測する。

再観測のプランニングには、まず観測パラメータの候補 $\mathcal{W}$ を生成し、各候補についてどのような観測が得られるかを、観測の不確かさモデルを基に予測し、さらにその観測が得られたときの、交差点型の事後分布 (とエントロピー) を計算する。そして、平均事後エントロピーを最小とするような観測パラメータ $w^* \in \mathcal{W}$ を選択する。

図 12 は実際に認識プランニングを行った例である。(a) は最初の入力画像とその認識結果であり、(b) は得られた交差点型の確率分布である。これを基にプランニングした結果、右側の道路境界線の切れ目が再観測位置として選択され、実際にそこを観測して得た画像が (c)、事後確率分布が (d) である。この場合、交差点型は十字型に決定された。

5. 経路選択における視点プランニング

移動ロボットが周囲を観測し経路を選択しながら目的地へ向かう場合、目的地への移動とよりよい情報を得るための視点への移動が必ずしも一致しない。そのような場合、視覚と行動を統一的にプランニングすることが必要となる。ここでは、観測の不確かさのために環境の状態が一意に決定できないときに、観測のコストと効果のトレードオフを考慮しながら最適な視点の

系列を決定する問題を、決定理論的プランニングを用いて扱った例⁵⁶⁾について述べる。

図 13 においてロボットはどちらかの経路を通して目的地へ向かう。短い方の経路は、途中の狭い領域 (gate) の幅が不確かなため現時点では通れるかどうか分からず、通るためには観測によって通過可能であることを確かめる必要がある。一方、長い方の経路は通れることが分かっているとする。プランニングの目的は目的地へできるだけ早く到達するための観測地点の系列を選択することである。このとき、環境はほぼ既知であり、gate の幅にのみ不確かさが存在するとする。

この問題は以下のように定式化できる。まず、ロボットの位置を i 、gate 幅の確率分布をロボットの持つ情報 $C^*(i)$ とする。さらに、 $C^*(i)$ を位置 i で情報 $C^*(i)$ を持っているときに目的地に到達するまでの期待時間の最小値、 $C_m(i)$ を i から $i+1$ への移動に要する時間、 C_v を一回の観測にかかる時間、 $P(i)$ を情報 $C^*(i)$ を得る確率とすると、次の再帰式が得られる。

$$C^*(i) = \min_{i+1 \in \mathcal{X}} \left(C_m(i, i+1) + C_v + \sum_k P(k|i+1) C^*(i+1, k|i+1) \right).$$

この式を分枝限定法により解いて、目的地へ到達するまでの期待時間を最小化するプランが得られる⁵⁶⁾。プランはある選ばれた視点を OR ノード、観測後の可能な状態を AND ノードとする AND/OR 木となる。図

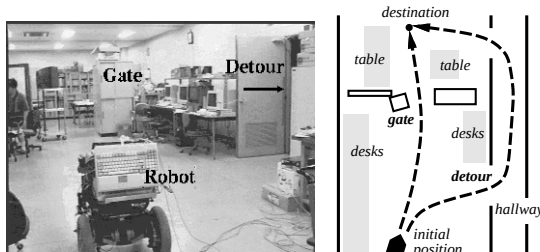


図 13 視覚移動ロボットの観測地点選択問題の例
Fig. 13 A viewpoint and route selection problem.

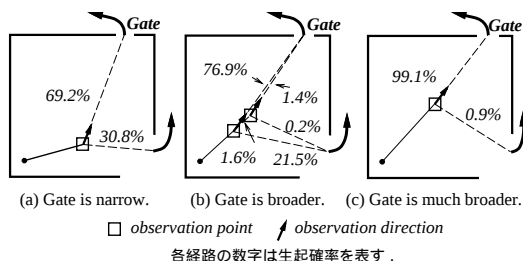


図 14 観測地点選択問題のシミュレーション結果
Fig. 14 Simulation results.

14 にプランニング結果の例を示す。初期の gate 幅の推定値が狭い場合には (図中 (a))、右側の迂回路の入口へ向かう直線に近い位置に次の視点を決めている。初期推定値が広くなるにつれ、次の視点は gate へ向かう直線に近づく。

物体による隠蔽領域があるときに、その領域についてある程度の知識 (例えば、存在する可能性のある物体の集合やその存在確率) が与えられれば、決定理論的プランニングが適用できる⁵⁷⁾。

一般に、ある特定のタスクにおける観測の効果とコストのトレードオフの関係は、上のような認識と行動の統合的プランニングを行った結果として得られるものであるが、もしそのトレードオフの関係があらかじめ (近似的にでも) 分かる場合には、それを基に観測の程度を比較的容易に定めることができる。このような考えに基づく、任意時間センシング⁵⁸⁾も提案されている。しかし、そのような関係を得ることは簡単ではない⁵⁹⁾。

6. 安全かつ効率的な移動のための視点と注視点のプランニング

自由空間や移動障害物を認識後、目的地が与えられればロボットの移動経路が計算できる⁶⁰⁾。視覚情報を用いて経路に沿って移動する場合、視覚情報や移動に不確かさが存在するので、安全かつ効率的な移動のためには自己位置の推定や速度の制御が重要である。

6.1 自己位置推定のための注視点プランニング

Roy ら⁶¹⁾は環境内の各点で自己位置推定のために得られる情報量を計算し、それを基にして移動距離だけでなく移動途中の自己位置推定精度をも考慮した移動計画を作成した。われわれも、人間による誘導時に得たランドマークを基に自律移動を行う際に、自己位置推定の誤差を最小にするようなランドマーク群を観測できる視線方向を各視点で選択することを提案した³⁰⁾。具体的には、 i 番目のランドマーク l_i を観測することによって得られるロボット位置・姿勢の不確かさの共分散行列が Λ_i であったとすると、ある視線方向 ψ によって観測できる複数のランドマークの情報を統合して得られる不確かさの共分散行列 $\Lambda(\psi)$ は

$$\Lambda(\psi)^{-1} = \sum_{l_i \in FOV(\psi)} \Lambda_i^{-1} \quad (FOV(\psi) \text{ は視野})$$

で与えられる。そこで、 $|\Lambda(\psi)|$ を最小化する視線方向 ψ^* を選択する。この手法は、物体位置計測において、その不確かさを最小とする視点を決定する手法³⁸⁾と同様である。

6.2 既知環境における効率的移動のための視点プランニング

前項の研究では自己位置推定の精度が評価の中に入っているが、どの程度の精度が必要かを陽には考慮していない。しかし、移動の効率性を考えると必要以上の観測を行わないことが望ましい。一定時間ごとにランドマークを観測しながら移動する場合、移動の効率(目的地到達時間)と安全性(障害物への衝突危険性)との間には次のトレードオフがある¹⁰⁾。

- 速く移動すれば視覚情報の取得周期が長くなり、結果としてロボットの位置誤差(目標経路からのずれ)が大きくなるので、衝突の危険性は増すが、効率は向上する可能性がある。
- ゆっくり移動すれば視覚情報の取得周期が短くなるので、結果としてロボットの位置誤差は減り安全性は増すが、効率は落ちる。

視覚フィードバックによる走行の研究(例えば⁶²⁾)では制御系の安定性や収束性等の議論が主であり、このようなトレードオフは考えていない。効率化のためには周囲の状況に応じた適応的な速度制御が必要である(図 15 参照)。

一回の認識にかかる時間を一定とすると、速度は視点(viewpoint)の間隔で決まるので、速度制御問題は、現在位置から目標位置までの経路が与えられたときに、経路上の視点を計画する問題となる。視点の可能な組み合わせを考慮して大域的な最適解を得ることは困難な

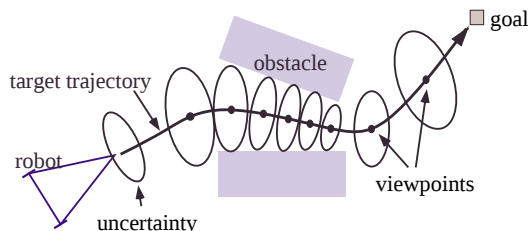


図 15 周囲の状況に応じた速度制御

Fig. 15 Adaptive speed control.

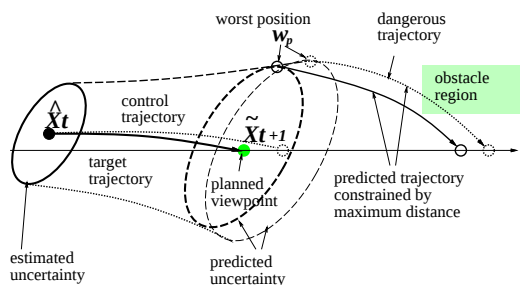


図 16 動きの不確かさを考慮した視点選択

Fig. 16 Viewpoint selection considering motion uncertainty.

ので、移動しながら局所的な最適解を繰り返し求める。そこで、現時点で、ある速度による移動が安全かどうかを判断する基準を定義し、それを満たす限り最大速度で移動する、という手法を提案した¹⁰⁾。

具体的計算法を図 16 で説明する。まず、現在の位置 $\hat{x}_t$ およびその推定誤差(楕円で表されている)と移動の誤差から、ある次の視点候補 $\hat{x}_{t+1}$ に移動したときの予測誤差を求める。次にその予測誤差が最大となる点(p_p)から、本来の目標軌道に復帰するための軌道が障害物に衝突しないなら、その視点候補は安全であるとする。現在の視点から最も遠い安全な視点を選び、次の観測開始時間にそこへ到達する速度で移動する。

完全既知環境での実験結果を図 17 に示す。図中、各視点ごとに予測誤差と推定誤差が描かれている。物体間の狭い領域に進入する際に速度を緩めて位置推定の不確かさを減らしている。

物体の配置に誤差がある場合の経路選択の問題にこの速度決定手法が適用できる。すなわち、認識結果や地図から 2 つの物体間を通る経路の幅の確率分布が与えられれば、取り得る幅ごとに通過可能な最大速度を求めることにより、その経路を通過する時間の期待値が求められる。さまざまな経路の通過時間の期待値を基に最適な経路を決定すれば⁶³⁾、単なる経路長や経路幅の平均値を用いる場合に比べ、より現実に即した経路が選択できる。

6.3 未知環境における効率的移動のための視点プランニング

未知環境を観測しながら進む場合には、空間の広さだけでなく、これから進もうとしている領域についてどの程度分かっているかも考慮する必要がある。われわれは通常見えない領域やよく分からない領域に進入する際には、速度を緩めよく観測しようとする。このような行動を生成する手法も、前述の手法と同様に、ある移動速度が安全である基準を定義し、その基準を満たす限り最大速度で移動する、という考え方で実現できる⁶⁴⁾。

2.2 節で述べたように、未知環境では動きながら得た複数の情報を統合し、ある場所が自由空間であるかどうかの確率を計算する。その際、最初未知であった領域(物体の存在確率が 0.5)は観測を重ねることにより徐々にその属性(障害物が自由空間か)が明らかになる。図 18 はそのような状況を示している。ここで、センサ情報の不確かさモデルと統合方法に基づいて、現時点で属性が不定の領域をあと何回観測すれば、その属性が明らかになるかを見積り、不定領域に到達す

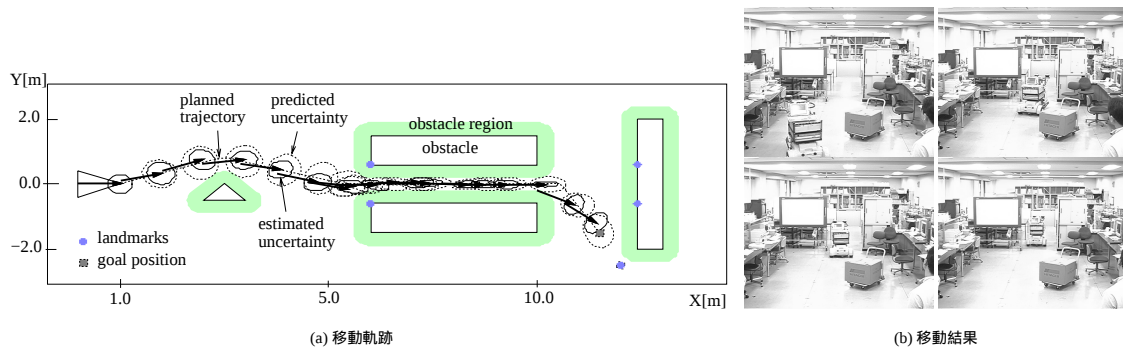


図 17 速度制御実験

Fig. 17 Experimental result of speed control.

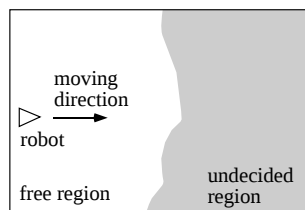


図 18 自由空間と不定領域

Fig. 18 Free and undecided regions.

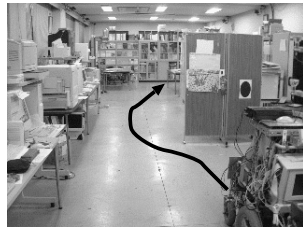


図 19 実験環境

Fig. 19 Experimental scene.

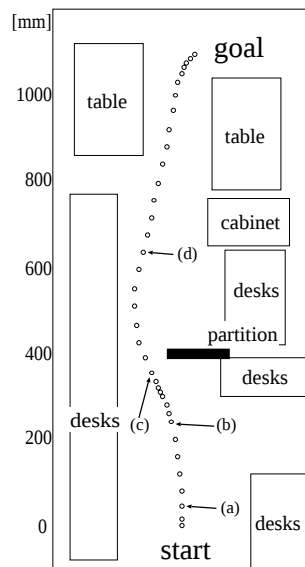
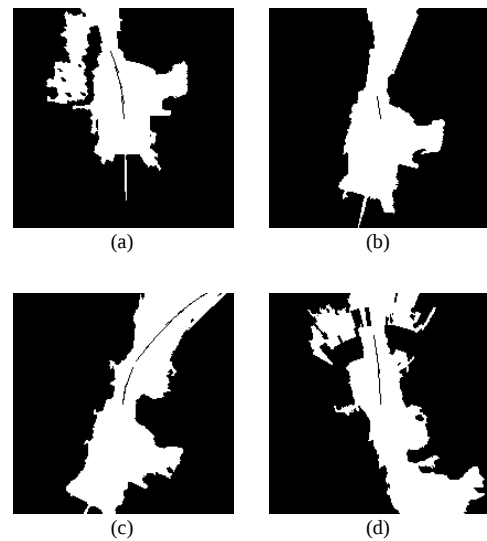


図 20 実験結果

Fig. 20 Navigation result.



黒い領域は障害物領域であり、経路生成の際にはロボットの大きさや移動誤差を考慮して拡大する。

図 21 認識された自由空間と計画された経路

Fig. 21 Recognized free spaces and planned paths.

るまでに、その回数以上の観測が行える速度で移動すれば安全であると判断する。

図 19 に示す経路を速度を制御しながら移動した際の結果を図 20 に示す。図中の白い丸は選択された視点である。また、視点 (a)~(d) での自由空間領域および移動経路 (この長さが不定領域までの距離に相当する) の計算結果を図 21 に示す。移動を始めてしばらくは十分にスペースがあるため最高速度で移動している ((a) 地点)。次に、ついに近づいたため回避しているが、このときついにの向こう側の領域が死角になっており、十分な回数の観測が出来ず不定領域となっているため、十分な長さの経路が生成できていない。そこで、観測回数を増やすために速度を落としている ((b) 地点)。その後、ゆっくりと近づきながら観

測を増やすことで広い自由空間を認識でき、再び高速での移動を開始した ((c) 地点)。その後、最高速で進み ((d) 地点)、ゴールに到達した。

7. おわりに

本論文では、不確かさを考慮した移動ロボットののための視覚とそのプランニングについて述べた。実世界では不確かさと資源の有限性が大きな問題である。そのために、不確かさを考慮して視覚情報を解釈すること、効率よく必要十分な情報を獲得するためのプランニングが重要である。

実ロボットのプランニングでは不確かさの扱いが重要である。ステレオ視で得られる距離の誤差のような、計測値の誤差の確率的モデル化は多く行われているが、

4.2 節で述べたような、複雑な認識過程を必要とする視覚処理のモデル化はあまり行われておらず、今後の重要な研究課題である。さらに、不確かさを考慮することによるプランニング時間の増大への対処も重要である。プランニング時間を陽に制御することは有用であるが、問題の本質をつかんで処理内容を適切に制限すること⁴²⁾が、特に動的環境において、より有効であろう。また、限られた時間を効率的に利用するために、視覚認識、プランニング、行動など複数の処理を一つのロボットシステム上でいかにスケジューリングするか^{65),66)}も、今後の重要な課題であろう。

参 考 文 献

- 1) H.P. Moravec. The Stanford Cart and the CMU Rover. *Proceedings of IEEE*, Vol. 71, No. 7, pp. 872–884, 1983.
- 2) 辻三郎. 室内環境自律移動ロボットの視覚. 日本ロボット学会誌, Vol. 5, No. 6, pp. 470–474, 1987.
- 3) 白井, 大田. 自律移動ロボットにおけるセンシング技術. 日本ロボット学会誌, Vol. 5, No. 5, pp. 391–397, 1987.
- 4) G.N. DeSouza and A.C. Kak. Vision for Mobile Robot Navigation: A Survey. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No. 2, pp. 237–267, 2002.
- 5) I. D. Horswill. *Specialization for Perceptual Processes*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, 1993.
- 6) D. Murray and J. Little. Using Real-Time Stereo Vision for Mobile Robot Navigation. *Autonomous Robots*, Vol. 8, No. 2, pp. 161–171, 2000.
- 7) H. Koyasu, J. Miura, and Y. Shirai. Recognizing Moving Obstacles for Robot Navigation Using Real-Time Omnidirectional Stereo Vision. *J. of Robotics and Mechatronics*, Vol. 14, No. 2, pp. 147–156, 2002.
- 8) A. Kosaka, M. Meng, and A.C. Kak. Vision Guided Mobile Robot Navigation Using Retroactive Updating of Position Uncertainty. In *Proceedings of 1993 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Vol. 2, pp. 1–7, 1993.
- 9) 西川, 森. 簡潔な経路情報を基にした移動ロボットの誘導法. 日本ロボット学会誌, Vol. 12, No. 8, pp. 1183–1191, 1994.
- 10) 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手法. 日本ロボット学会誌, Vol. 17, No. 8, pp. 1107–1113, 1999.
- 11) J. Gutmann and C. Schlegel. Comparison of Scan Matching Approaches for Self-Localization in Indoor Environments. In *Proc. 1st Euromicro Workshop on Advance Mobile Robots*. IEEE CS Press, 1996.
- 12) G. Dissanayake, H. Durrant-Whyte, and T. Bailey. A Computationally Efficient Solution to the Simultaneous Localization and Map Building (SLAM) Problem. In *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1009–1014, 2000.
- 13) N. Ayache and O.D. Faugeras. Maintaining Representations of the Environment of a Mobile Robot. *IEEE Trans. on Robotics and Automat.*, Vol. RA-5, No. 6, pp. 804–819, 1989.
- 14) Z. Zhang and O. Faugeras. A 3D World Model Builder with a Mobile Robot. *Int. J. of Robotics Res.*, Vol. 11, No. 4, pp. 269–285, 1992.
- 15) 片山徹. 応用カルマンフィルタ. 朝倉書店, 1983.
- 16) D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun. Active Markov Localization for Mobile Robots. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 25, No. 3–4, pp. 195–207, 1998.
- 17) 友納, 油田. 不正確さを許すマップにおける移動ロボットの自己位置推定. 日本ロボット学会誌, Vol. 20, No. 4, pp. 425–436, 2002.
- 18) J. Miura, Y. Negishi, and Y. Shirai. Mobile Robot Map Generation by Integrating Omnidirectional Stereo and Laser Range Finder. In *Proceedings of 2002 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 250–255, 2002.
- 19) 滝沢, 白井, 三浦, 久野. 不確実性を考慮した道路交差点シーン解釈のための注視行動の決定. 日本ロボット学会誌, Vol. 16, No. 3, pp. 345–352, 1998.
- 20) S.A. Hutchinson and A.C. Kak. Planning Sensing Strategies in a Robot Work Cell with Multi-Sensor Capabilities. *IEEE Trans. on Robotics and Automat.*, Vol. 5, No. 6, pp. 765–783, 1989.
- 21) G. Oriolo, G. Ulivi, and M. Vendittelli. Real-Time Map Building and Navigation for Autonomous Robots in Unknown Environments. *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics – Part B: Cybernetics*, Vol. 28, No. 3, pp. 316–333, 1998.
- 22) J.J. Leonard and H.F. Durrant-Whyte. Simultaneous Map Building and Localization for an Autonomous Mobile Robot. In *Proceedings of 1991 IEEE/RSJ Int. Workshop on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1442–1447, 1991.
- 23) 岡田, 加賀美, 稲葉, 井上. PC による高速対応点探索に基づくロボット搭載可能な実時間視差画像・フロー生成法と実現. 日本ロボット学会誌, Vol. 18, No. 6, pp. 896–901, 2000.
- 24) E. Prassler and J. Scholz. Tracking Multiple Moving Objects for Real-Time Navigation. *Autonomous Robots*, Vol. 8, No. 2, pp. 105–116, 2000.
- 25) M. Lindström and J.-O. Eklundh. Detecting and Tracking Moving Objects from a Mobile Platform using a Laser Range Scanner. In *Proc. of IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1364–1369, 2001.
- 26) 根岸, 三浦, 白井. 全方位ステレオとレーザレン

- ジファインダの統合による移動ロボットの地図生成. 日本ロボット学会誌, Vol. 21, , 2003. (掲載予定).
- 27) J. Gluckman, S.K. Nayar, and K.J. Thoresz. Real-Time Omnidirectional and Panoramic Stereo. In *Proceedings of 1998 DARPA Image Understanding Workshop*, 1998.
- 28) A. Elfes. Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation. *Int. J. of Robotics and Automat.*, Vol. 3, No. 3, pp. 249–265, 1987.
- 29) F. Lu and E. Milios. Robot Pose Estimation in Unknown Environments by matching 2D Range Scans. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, Vol. 18, pp. 249–275, 1997.
- 30) 城殿, 三浦, 白井. 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. 日本ロボット学会誌, Vol. 19, No. 8, pp. 1003–1009, 2001.
- 31) I.J. Cox. A Review of Statistical Data Association Techniques for Motion Correspondence. *Int. J. of Computer Vision*, Vol. 10, No. 1, pp. 53–66, 1993.
- 32) K. Ikeuchi and M. Hebert. Task Oriented Vision. In *Proc. of Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2187–2194, Raleigh, NC, 1992.
- 33) R. Bajcsy. Active Perception. *Proceedings of IEEE*, Vol. 76, No. 8, 1988.
- 34) Y. Aloimonos, editor. *Active Perception*. Lawrence Erlbaum Associates, Inc., New Jersey, 1993.
- 35) 石黒浩. 能動視覚とその応用. 松山, 久野, 井宮 (編), コンピュータビジョン 技術評論と将来展望. 新技術コミュニケーションズ, 1998.
- 36) S. Sakane and T. Sato. Automatic Planning of Light Source and Camera Placement for an Active Photometric Stereo System. In *1991 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automat.*, pp. 1080–1087, 1991.
- 37) K.A. Tarabanis, P.K. Allen, and R.Y. Tsai. A Survey of Sensor Planning in Computer Vision. *IEEE Trans. on Robotics and Automat.*, Vol. 11, No. 1, pp. 86–103, 1995.
- 38) H. Zhang. Optimal Sensor Placement. In *Proceedings of 1992 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automat.*, pp. 1825–1830, 1992.
- 39) R.D. Rimey. Where to Look Next using a Bayes Net: An Overview. In *Proceedings of 1992 DARPA Image Understanding Workshop*, pp. 927–932, 1992.
- 40) 三浦, 池内. 作業の目的を考慮した視覚認識戦略の生成. 日本ロボット学会誌, Vol. 14, No. 4, pp. 574–585, 1996.
- 41) J. Miura and K. Ikeuchi. Task-Oriented Generation of Visual Sensing Strategies in Assembly Tasks. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 2, pp. 126–137, 1998.
- 42) 三浦純. センサ情報に基づく行動決定のための環境モデリング. 日本ロボット学会誌, Vol. 18, No. 3, pp. 325–330, 2000.
- 43) D. Koller, Q.-T. Luong, and J. Malik. Using Binocular Stereopsis for Lane Following and Lane Changing. In *Proceedings of IEEE Symp. on Intelligent Vehicles*, pp. 237–242, 1994.
- 44) K. Onoguchi, N. Takeda, and M. Watanabe. Planar Projection Stereopsis Method for Road Extraction. In *Proceedings of 1995 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 1, pp. 249–256, 1995.
- 45) S. Xie. View Planning for Mobile Robot. In *1990 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 748–754, 1990.
- 46) B. Yamauchi. A Frontier-Based Approach for Autonomous Navigation. In *Proceedings of the 1997 IEEE Int. Conf. on Computational Intelligence in Robotics and Automation*, pp. 146–151, 1997.
- 47) H.J.S. Feder, J.J. Leonard, and C.M. Smith. Adaptive Mobile Robot Navigation and Mapping. *Int. J. of Robotics Research*, Vol. 18, No. 7, pp. 650–668, 1999.
- 48) A.A. Makarenko, S.B. Williams, F. Bourgault, and H.F. Durrant-Whyte. An Experiment in Integrated Exploration. In *Proceedings of 2002 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 534–539, 2002.
- 49) M.K. Reed and P.K. Allen. Constraint-Based Sensor Planning for Scene Modeling. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 22, No. 12, pp. 1460–1467, 2000.
- 50) 石黒, P. Stelmasyk, 辻. 注視制御による局所地図の獲得. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J74-D-II, No. 7, pp. 926–932, 1991.
- 51) 奥村, 八木, 谷内田. 大局視と局所視の統合による移動ロボットのための複合視覚. 情報処理学会論文誌, Vol. 36, No. 10, pp. 2263–2276, 1995.
- 52) S. Thrun and K. Moller. Active Exploration in Dynamic Environments. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS) 4*, pp. 531–538, 1992.
- 53) 滝沢, 白井, 三浦. 注視・ズームを用いた自律移動ロボットのための3Dシーン記述の選択的精密化. 日本ロボット学会誌, Vol. 13, No. 7, pp. 963–970, 1995.
- 54) J. Blythe. Decision-Theoretic Planning. *AI Magazine*, Vol. 20, No. 2, pp. 37–54, 1999.
- 55) A. Cameron and H. Durrant-Whyte. A Bayesian Approach to Optimal Sensor Placement. *Int. J. of Robotics Res.*, Vol. 9, pp. 70–88, 1990.
- 56) J. Miura and Y. Shirai. Vision and Motion Planning for a Mobile Robot under Uncertainty. *Int. J. of Robotics Research*, Vol. 16, No. 6, pp. 806–825, 1997.
- 57) M. Miyata, Y. Shirai, and J. Miura. Planning of

- Vision and Motion for a Mobile Robot Considering Uncertainty of Occluded Areas. In *Proceedings of the 4th Japan-France Congress and the 2nd Asia-Europe Congress on Mechatronics*, pp. 600–603, Kitakyushu, Japan, October 1998.
- 58) S. Zilberstein. *Operational Rationality through Compilation of Anytime Algorithm*. PhD thesis, University of California at Berkeley, 1993.
- 59) 三浦, 白井. プランニングコストと視覚情報の不確かさを考慮した移動ロボットの視覚と行動のプランニング. 人工知能学会誌, Vol. 13, No. 4, pp. 588–596, 1998.
- 60) J.-C. Latombe. Motion Planning: A Journey of Robots, Molecules, Digital Actors, and Other Artifacts. *Int. J. of Robotics Research, Special Issue on Robotics at the Millennium – Part I*, Vol. 18, No. 11, pp. 1119–1128, 1999.
- 61) N. Roy, W. Burgard, D. Fox, and S. Thrun. Coastal Navigation - Mobile Robot Navigation with Uncertainty in Dynamic Environments. In *Proceedings of 1999 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 35–40, 1999.
- 62) R. Swain-Oropeza, M. Devy, and V. Cadenat. Controlling the Execution of a Visual Servoing Task. *J. of Intelligent Robotic Systems*, Vol. 25, No. 4, 1999.
- 63) 神原, 三浦, 白井, 林, 李. 移動と観測と地図の不確かさを考慮した移動ロボットの最適行動プランニング. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 65-C, No. 629, pp. 130–137, 1999.
- 64) H. Negishi, J. Miura, and Y. Shirai. Vision-Based Mobile Robot Speed Control Using a Probabilistic Occupancy Map. In *Proceedings of the 2003 Int. Conf. on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, 2003. (to appear).
- 65) 三浦, 白井. プランニングと行動の一貫性に基づく移動ロボットのプランニングと行動の並列スケジューリング. 人工知能学会誌, Vol. 15, No. 6, pp. 1089–1096, 2000.
- 66) J. Miura and Y. Shirai. Parallel Scheduling of Planning and Action for Realizing an Efficient and Reactive Robotic System. In *Proceedings of the 7th Int. Conf. on Control, Automation, Robotics and Vision*, pp. 246–251, 2002.
- (平成 15 年 4 月 30 日受付)
(平成 15 年 9 月 9 日採録)
- 三浦 純 (正会員)
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 年日本ロボット学会論文賞受賞.
- 白井 良明 (正会員)
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. 1985 年制御部部長. 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.