コンピュータビジョンと
イメージメディア 136－3
（２００３．１．１６）

移動ロボットの認識と行動のプランニング

*三浦 純（大阪大学）

概要　本論文は視覚移動ロボットのナビゲーションにおける認識と行動の計画生成 (プランニング) について述べる．まず，視覚ナビゲーションにおいて必要な視覚認識処理を分類する．次に，そのような認識を，視覚認識の不確かさやコストを考慮しながら効率的に行うためのプランニング方法について述べる．最後に今後の重要な研究課題について述べる．

Vision and Motion Planning for Mobile Robots

*Jun Miura　(Osaka University)

Abstract　This paper discusses planning issues in vision-based navigation of mobile robots. We first examine necessary visual recognition in navigation. We then describe several planning methods for efficicently performing such recognition which consider the uncerainty and the cost of visual recognition. We also discusses several future research directions.

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な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, 2, 3, 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, 9, 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．

従来の移動ロボット用視覚の研究では，複雑な環境を認識するための信頼性の高いアルゴリズムの開発や，あるいは一方では実時間移動のための処理の高速化が重要視され，視覚のプランニングはあまり考えられていなかった．現在ではプロセッサが高速になりある程度の処理は (ほぼ) 実時間で行えるようになってきているが (例えば [13, 14])，環境や必要な認識処理がかなり複雑である場合には，効率よい認識の制御は依然として重要である．

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 [15, 16, 17, 18]．

*大阪大学大学院工学研究科電子制御機械工学専攻
Dept. Computer-Controlled Mechanical Systems, Osaka Univ.
jun.miura@ieee.org, http://www-cv.mech.eng.osaka-u.ac.jp/~jun

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 [19, 20] 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 [21, 22, 23] 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 [24, 25] 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十分な情報 (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 [26]．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．

移動ロボットに特有のタスクは安全かつ効率的な移動であり，またそのために地図生成や自己位置推定などが必要な機能である．そこで，まず視覚に基づく移動というタスクに必要な処理を以下の 3 つに分類する (図 1参照)．

(1) 環境認識: 環境中の障害物やその他必要な情報を認識し，目標物の位置や通過可能な領域を計算し，可能な移動経路をを計算する．

(2) 経路・観測点選択: およそどの方向へ行き，次にどのような観測を行うべきかを決める．

(3) 経路生成・追従: 安全かつ効率的な軌道を選択し，視覚情報に基づいて追従する．

実際には，これらの処理が独立して行われると

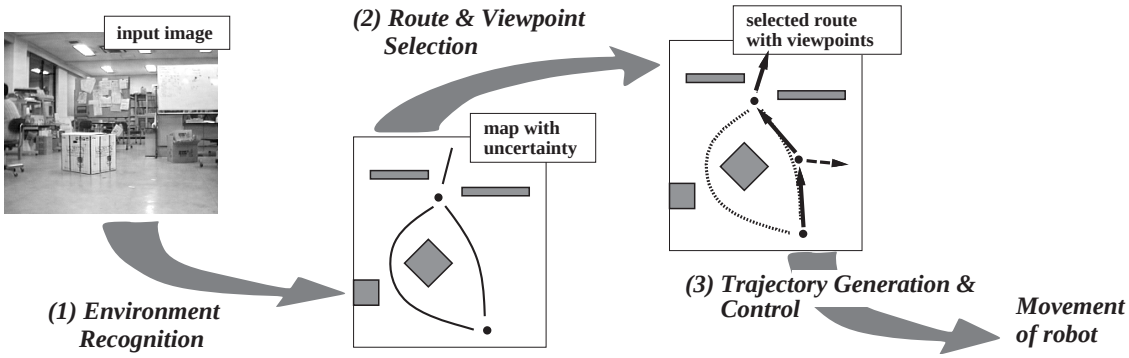


図 1: 移動ロボットに必要な処理

は限らないが，ここでは分かりやすさのためにこのような分類を用いる．

本論文では，視覚移動ロボットのための視覚と行動のプランニングについて，以下の順序で話を進める．まず，視覚と行動のプランニング問題を解くために必要な，不確かな情報の扱いとそれを考慮したプラニングについて述べる．その後，上記の処理の分類を参照しながら，各種のプランニング問題とその解法について，筆者らの研究を中心に具体例を挙げながら述べる．

なお，行動の制御も含めた，一般のロボットのプランニングに関しては [27] を参照されたい．

2　不確かさに関する表現と推論の枠組

実ロボットではセンサ情報や行動の結果に不確かさがある．また，行動開始前に行動に必要な情報がすべて得られていることは期待できず，またその情報自体にも不確かさがある．そこで，ロボットのセンシング，行動，計画において不確かさを考慮することは不可欠である．

2.1　不確かさのモデリングと情報統合

移動ロボットのプランニングや行動で考慮すべき不確かさとして，視覚認識結果の誤差や誤り，移動の誤差，事前に与えられた地図の不確かさや誤りなどがある．

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 [28, 29]．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の位置の不確かさや相関関係を表す，共分散行列を求めることができる．

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 [30]．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．自己位置推定 [31]，地図データ [32] や観測データの更新 [33] などに用いられている．

なお，他にも Dempster-Shafer 理論 [21] や，ファジィ論理 [34] に基づくものなどがある．

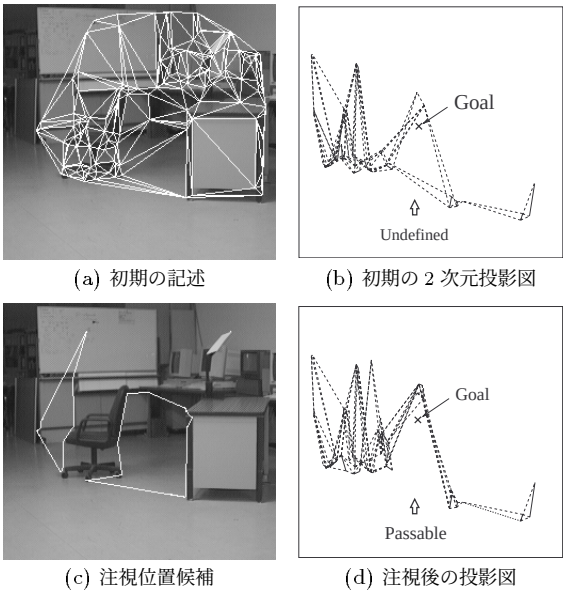
2.2　不確かさの下でのプランニング

AI や OR の分野では，不確かさの下でのプランニングのモデルとして，決定理論的プランニング (decision-theoretic planning, DTP)[35] が研究されている． DTP では，不確かさを確率モデルで表し，ある行動をとったときに予想される結果を何らかの評価関数 (例えば，期待効用) で評価し，最適な結果をもたらす行動を選択する．物体認識のためのセンサプランニングでは，情報の統合に Dempster-Shafer 理論を用い，仮説集合のエントロピーを評価関数として用いるもの [21]，認識誤差を確率分布で表現し，ベイズ決定理論を用いるもの [36]，作業対象に関する不確かさを含む知識をベイジアンネットワークで表すもの [23] などがある．

不確かさの下でのプランニングを一般化した枠組として，マルコフ決定過程 (Markov decision processes, MDP) がある [37]． MDP を用いた定式化では，最適な政策 (policy) を求める手続きを用いて，各状態に対する最適な動作を求める．センサの不確かさなどで状態を一意に定められない場合には， POMDP (Partially-Observable MDP)[38] と呼ばれる定式化が用いられる． POMDP では，時間制約下で状態数の多い問題を解くことは依然として難しい [35]．実際のロボットの視覚や行動のプランニングでは，ある特定の状態 (例えば，現在の状態) に対する最適な行動を得ることができれば十分なことが多いので，そのような場合には，現在の状態からの探索を行うアプローチが適している．

3　環境認識におけるプランニング

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



(a) 初期の記述　(b) 初期の 2 次元投影図

(c) 注視位置候補　(d) 注視後の投影図

図 2: シーン記述の選択的精密化

を得る方法が，センサ情報が完全な場合 [39] や不確かさがある場合 [40] 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，[31, 41, 42])．なお，自由空間認識問題は，物体の認識やモデリングにおいて，どの方向から物体を観測するかを決める問題 [20, 43] と関連が深い．

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．

滝沢ら [45] は，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ことを提案した．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 2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，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 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

†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 [44].

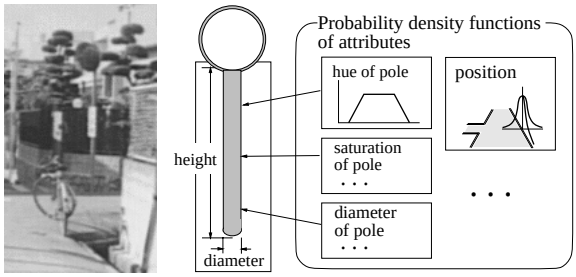


図 3: カーブミラーとその認識のためのモデル

ように手前の平面が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決めることが重要である．

石黒ら [46] は，ロボットが環境内を移動するのに必要な大まかな情報を低解像度カメラで得ながら，局所地図作成のために必要なより細かい情報を高解像度カメラで得る手法を提案した．高解像度カメラで観測する場所は，ロボットの自己位置推定に必要なランドマーク，環境の構造を特徴づけるコーナや，障害物となる可能性のある移動物体などである．奥村ら [47] は，全方位視覚による大局視とステレオ視覚による局所視を組み合わせたカメラシステムを開発した．大局視情報と地図とから自己位置を推定し，環境中の未知物体を発見した後，局所視でそれを詳しく観測する手法を実現している．

確率的な不確かさに基づいて環境認識を行う手法も数多く提案されている．その際，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 3は滝沢ら [33] が行った，移動ロボットのための交差点形状認識に用いた確率モデルである．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．このモデルを基に，ベイズの定理で情報を統合しながら交差点の形状の確率分布を計算し，その分布のエントロピを評価関数として，決定理論的プランニングによって次の注視位置を決定する．

4　経路選択問題における視覚と行動の統一的プランニング

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ニングすることが必要となる．本節ではそのような問題を決定理論プランニングを用いて扱った例 [48] について述べる．

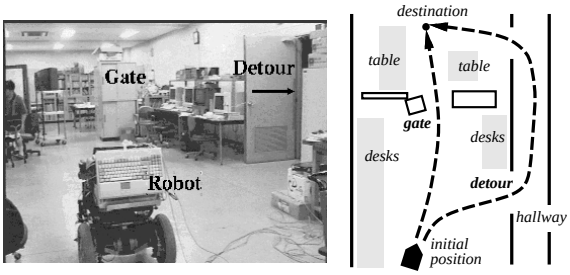
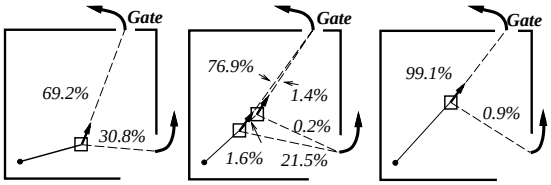


図 4: 視覚移動ロボットの観測地点選択問題の例



(a) Gate is narrow. (b) Gate is broader. (c) Gate is much broader.

□ *observation point* / *observation direction*

各経路の数字は生起確率を表す.

図 5: 観測地点選択問題のシミュレーション結果

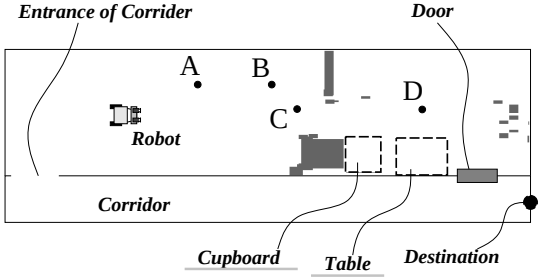
図 4においてロボットはどちらかの経路を通って目的地へ向かう．短い方の経路は，途中の狭い領域 (gate) の幅が不確かなため現時点では通れるかどうか分からず，通るためには観測によって通過可能であることを確かめる必要がある．一方，長い方の経路は通れることが分かっているとする．プランニングの目的は目的地へできるだけ早く到達するための観測地点の系列を選択することである．

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 $\boldsymbol{x}$，gate 幅の確率分布をロボットの持つ情報 $\boldsymbol{I}$ とする．さらに，$C^*(\boldsymbol{x},\boldsymbol{I})$ を位置 $\boldsymbol{x}$ で情報 $\boldsymbol{I}$ 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，$C_m(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$ を $\boldsymbol{x}$ から $\boldsymbol{y}$ への移動に要する時間，C_v を一回の観測にかかる時間，$P(\boldsymbol{I})$ を情報 $\boldsymbol{I}$ を得る確率とすると，次の再帰式が得られる．

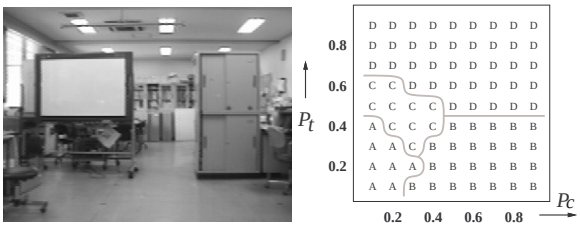
$$C^*(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{I}_i)=\min_{\boldsymbol{x}_{i+1}\in\mathcal{X}}\left(\begin{array}{l} C_m(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{x}_{i+1})+C_v+ \\ \sum_k P(\boldsymbol{I}^k_{i+1})C^*(\boldsymbol{x}_{i+1},\boldsymbol{I}^k_{i+1}) \end{array}\right).$$

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 [48]．プランはある選ばれた観測点を 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 5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観測点を決めている．初期推定値が広くなるにつれ，次の観測点は gate へ向かう直線に近づく．

宮田ら [49] は，物体による隠蔽領域がある場合に，その領域についての知識がある程度与えられているとして，隠蔽領域を観測する行動の経路選択への効果とそのコストとのトレードオフを考慮したプランニングを行った．図 6(a) は，図 4と同様の状況であり，図 6(b) の画像を認識した結果，今回は物体の後ろの隠蔽領域が未知であるとし，隠蔽領域内に棚 (cupboard) および机 (table) があるかどうか、およびドア (door) が開いているかどうか，について不確かさが残っている状況を示す．



(a) 隠蔽領域の不確かさのモデル化



(b) 入力画像 (c) $P_d = 0.1$ の計算結果

図 6: 最適な隠蔽領域の観測点の計算

物体の状態の確率分布を用いて，認識後に生じる可能性のある状態およびその生起確率を数え上げ，上述のプランニングと同様に目的地に到達するまでの移動と観測の時間の和の期待値を最小化する観測点の系列を選択する．プランニングのコストを減らすために，次の観測点候補を図中の $A \sim D$ に限定した‡．これらの点は，隠れ領域の状態によっては最終的に経路を決定する障害物 (ドア) を観測できる点 (A, B)，隠れ領域の状態に関わらず観測できる点 (D)，隠れ領域の状態を考慮しないときの最短経路にある点 (C)，などの特徴があると同時に，同様の点の中では回り道に引き返す際の損失が少ない，という性質を持つものをヒューリスティックに選択した．P_c，P_t をそれぞれ棚とテーブルが存在する確率，P_d をドアが閉っている確率とし，$P_d = 0.1$ の場合の，次の最適な観測点の計算結果を 6(c) に示す．2 つの物体の存在確率が高いほど，より手前で観測しようとする行動をプランニングすることがわかる．

一般に，ある特定のタスクにおける観測の効

‡この問題の場合は領域内で全探索しても，結果として得られる観測点はほぼそのような点のみであった.

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一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．これは，次節で述べる，任意時間センシングの考え方である．

5 資源制約下でのプランニング

実世界ではプラニング時間が無視できない．特に不確かさの下でのプランニングでは，ある観測や行動の可能な帰結の全部 (あるいは一部) を考慮する必要があるため，プラニング時間が長くなり，時間制約の厳しい動的環境では特に問題となる．これに対処する一つの方法はプラニング時間を陽に考慮することである [50]．三浦ら [51] は前節の経路選択プラニングにおいて，計算時間を陽に考慮し，プランニング時間とプランの実行時間の和の期待値を最小化する手法を提案した．このとき，プランニング時間と得られるプランの質との関係を性能曲線 (performance profile) として表現する．

Zilberstein[53] は，任意時間アルゴリズム (anytime algorithm)[††]に基づく，センシングとプランニングの統一的時間割り当て手法を提案している．例えば，移動ロボットが手続き `sensing` で周囲環境を認識し，その結果を用いて現在位置から目的までの安全な経路を手続き `planning` で計算するとする． `sensing` の性能曲線を $Q_S(t)$ とし， `planning` の条件付き性能曲線を $Q_P(t;q)$ (q は入力情報の質) とする．これら 2 つの手続きを組み合わせてロボットの行動は

```
(planning Start Goal (sensing Sensor))
```

と記述できるが (大文字で始まる名前は変数を示す)，このプログラムの性能曲線を $Q_C(t)$ とすると，最適な $Q_C(t)$ は次式で計算でき，それとプランニング結果が出るまでの時間損失を考慮して，最適な時間割り当てが決定できる．

$$Q_C(t) = \max_{t_P+t_S=t} \{Q_P(t_P; Q_S(t_S)).\}$$

このようにセンサ情報の利用価値を考慮してセンシングの処理時間を制御することを任意時間センシング (anytime sensing) と呼ぶ．

以上のような処理時間の割り当ては性能曲線が正しいことを前提としているので，いかにして正しい性能曲線を推定するかが問題である [51]．

6 安全かつ効率的な移動のための視覚認識プランニング

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を計算することができる [54](図 1のステップ (3) 参照)．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ため，自己位置の推定が不可欠である．

6.1 自己位置推定精度向上のための視覚認識プランニング

Roy ら [55] 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．城殿ら [56] は，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観測点で選択することを提案した．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 [22] と同様である．

6.2 効率的移動のための視点プラニング

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はいるが，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，[57]) 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 7参照)．

一回の認識にかかる時間を一定とすると，速度は観測点 (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，経路上の観測点を計画

[††] (1) 任意の時点で終了し何らかの実行可能解を返すことができ，さらに (2) 返される解の質は，計算時間の単調増加関数 (=性能曲線) となる，という性質を持つアルゴリズム [52].

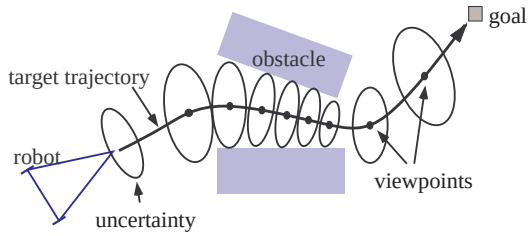


図 7: 周囲の状況に応じた速度制御

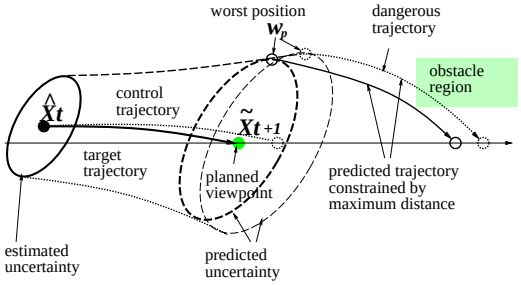
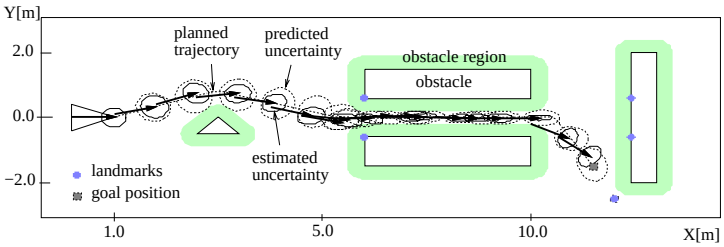


図 8: 動きの不確かさを考慮した観測点選択



(a) 移動軌跡

(b) 移動結果

図 9: 速度制御実験

する問題となる．観測点の可能な組合わせを考慮して大域的な最適解を得ることは困難なので，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 8で説明する．まず，現在の位置 $\hat{\boldsymbol{X}}_t$ およびその誤差 (楕円で表されている) から，ある次の観測点候補 $\tilde{\boldsymbol{X}}_{t+1}$ に移動したときの誤差を求める．次にその誤差が最大となる点 ($\boldsymbol{w}_p$) 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，その観測点候補は安全であるとする．現在の観測点から最も遠い安全な観測点を選び，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 9に示す．図中，各観測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．

神原ら [58] は，環境がほぼ既知であるが，物体の配置に誤差がある場合における経路選択の問題を取り上げた．上述の考え方を適用し，認識から得られた経路幅の確率分布を用いて，各経路を通過する時間の期待値を求め，それを基に目的地までの経路を選択する手法を提案している．経路長や幅の平均値を用いる場合に比べ，より現実に近い通過時間の評価が行える．

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の速度で移動する，という考え方で実現できる [59]．以下にその概要を示す．

センサ情報の不確かさを確率的にモデル化し，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 [32] とする．未知領域は観測を重ねることにより徐々にその属性 (障害物か自由空間か) が明らかになる．図 10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 11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 12に示す．図中の白い丸は選択された観測点である．また，観測点 (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 13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，ついたてに近づいたため回避しているが，このときついたての向こう側の領域が死角になっているため十分な回数の観測が出来ず不定領域

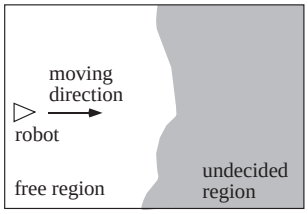


図 10: 自由空間と不定領域

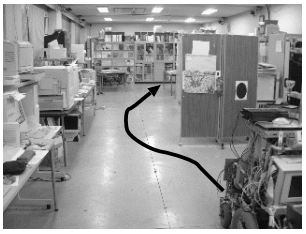


図 11: 実験環境

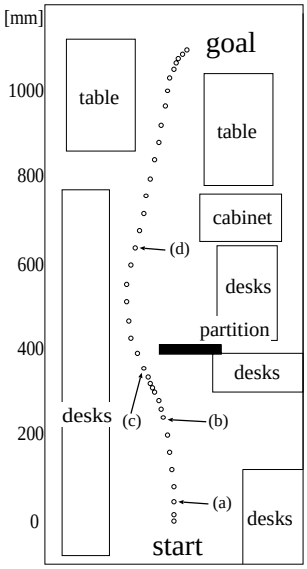
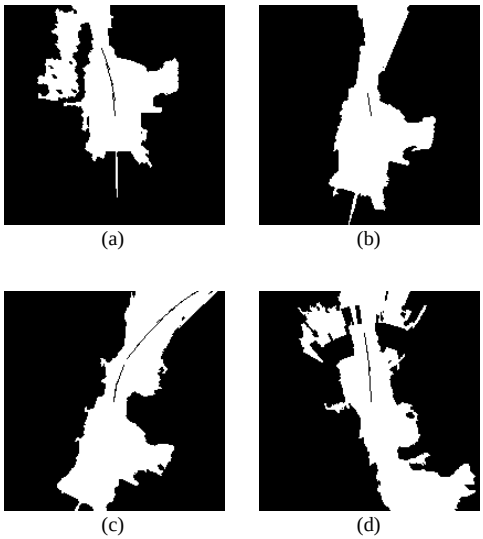


図 12: 実験結果



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と移動誤差を考慮して拡大する．

図 13: 自由空間と計画された経路

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，移動ロボットが扱う視覚と行動のプランニング問題を整理し，これまでに提案された種々のプランニング手法について述べた．

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た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，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．本論文で述べたような，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 [26] 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 [60, 61] 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] 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.

[14] 山根, 白井, 三浦, 久野, 島田. オプティカルフローと明度一様領域を統合した人間の実時間追跡. 日本ロボット学会誌, Vol. 18, No. 4, pp. 521–528, 2000.

[15] K. Ikeuchi and M. Hebert. Task Oriented Vision. In *Proc. of Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2187–2194, 1992.

[16] R. Bajcsy. Active Perception. *Proceedings of IEEE*, Vol. 76, No. 8, 1988.

[17] Y. Aloimonos, editor. *Active Perception*. Lawrence Erlbaum Associates, Inc., New Jersey, 1993.

[18] 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.

[19] 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.

[20] 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.

[21] 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.

[22] H. Zhang. Optimal Sensor Placement. In *Proceedings of 1992 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automat.*, pp. 1825–1830, 1992.

[23] 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.

[24] 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.

[25] 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.

[26] 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.

[27] 三浦純. ロボットにおけるプランニング. 人工知能学会誌, Vol. 16, No. 5, pp. 617–622, 2001.

[28] 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.

[29] 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.

[30] 片山徹. 応用カルマンフィルタ. 朝倉書店, 1983.

[31] 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.

[32] 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.

[33] 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.

[34] 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.

[35] J. Blythe. Decision-Theoretic Planning. *AI Magazine*, Vol. 20, No. 2, pp. 37–54, 1999.

[36] A. Cameron and H. Durrant-Whyte. A Bayesian Approach to Optimal Sensor Placement. *Int. J. of Robotics Res.*, Vol. 9, pp. 70–88, 1990.

[37] T. Dean, L.P. Kaelbling, J. Kirman, and A. Nicholson. Planning with Deadlines in Stochastic Domain. In *Proceedings of AAAI-93*, pp. 574–579, 1993.

[38] R. Parr and S. Russell. Approximating Optical Policies for Partially Observable Stochastic Domain. In *Proceedings of the 15th Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 1088–1094, 1995.

[39] S. Xie. View Planning for Mobile Robot. In *1990 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 748–754, 1990.

[40] 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.

[41] 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.

[42] 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.

[43] 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.

[44] S. Thrun and K. Moller. Active Exploration in Dynamic Environments. In *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS) 4*, pp. 531–538, 1992.

[45] 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.

[46] 石黒, Stelmaszyk, 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.

[47] 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.

[48] 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.

[49] 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, 1998.

[50] S. Russell and E. Wefald. *Do The Right Thing*. The MIT Press, 1991.

[51] 三浦, 白井. プラ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ニング. 人工知能学会誌, Vol. 13, No. 4, pp. 588–596, 1998.

[52] T. Dean and M. Boddy. An Analysis of Time-Dependent Planning. In *Proceedings of AAAI-88*, pp. 49–54, 1988.

[53] S. Zilberstein. *Operational Rationality through Compilation of Anytime Algorithm*. PhD thesis, University of California at Berkeley, 1993.

[54] 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.

[55] 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.

[56] 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.

[57] 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.

[58] 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ニング. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 65-C, No. 629, pp. 130–137, 1999.

[59] 根岸, 三浦, 白井. 確率的障害物地図に基づく視覚移動ロボットの行動制御. 計測自動制御学会 第 3 回システムインテグレーション部門講演会 (SI2002), 2002.

[60] 三浦, 白井. プラニングと行動の一貫性に基づく移動ロボットのプラ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.

[61] 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.