

# プランニングコストと視覚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

Vision-Motion Planning of a Mobile Robot considering Planning Cost and Vision Uncertainty

三浦 純\* 白井 良明\*  
Jun Miura Yoshiaki Shirai

\* 大阪大学工学研究科電子制御機械工学専攻  
Dept. of Computer-Controlled Mechanical Systems, Osaka University, Suita 565, Japan

年月日 受理

**Keywords:** limited rationality, planning under uncertainty, planning cost, performance profile, vision-motion planning, mobile robot

## Summary

This paper proposes a planning method for a vision-guided mobile robot under limited computational resources and vision uncertainty. The method considers the following two trade-offs: (1) granularity in approximating a probabilistic distribution vs. plan quality, and (2) search depth vs. plan quality. The first trade-off is managed by predicting the plan quality for a granularity using a learned relationship between them, and by adaptively selecting the best granularity. The second trade-off is managed by formulating the planning process as a search in the space of feasible plans, and by appropriately limiting the search considering the merit of each step of the search. Simulation results show the feasibility of the method.

## 1. はじめに

視覚により環境を認識し自律的に移動するロボットは、今後幅広い分野への応用が期待されている。自律ロボットには、指示された目的地へ効率よく到達するための、視覚と行動をプランニングする機能が必要である。本論文では、(1) 有限の計算能力と (2) 視覚情報の不確かさを考慮したプランニング手法を提案する。

図1に対象とするプランニング問題の例を示す。移動ロボットは環境の概略地図を与えられて、障害物を避けながら指示された目的地 (*destination*) へ向かう。狭い空間 (ゲートと呼ぶ) を通る経路があるが、概略地図には正確な位置は記述されておらず、また視覚情報の不確かさのため、ゲートを通れるかどうかは現在の位置 (*initial position*) からはわからない。廊下を通る迂回路は通れることはあらかじめわかっていると

するが、目的地までの距離は長い。ロボットは必要であれば、ゲートをステレオ視覚で観測し通過可能性を調べる。ここでのプランニングの目的は、視覚のコストと不確かさと、さらにプランニングのコストを考慮して、ロボットを効率よく目的地へ誘導するような、観測地点の系列を生成することである。

不確かさの下でのプランニングには、統計的決定理

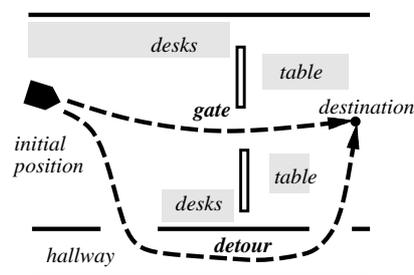


図1 プランニング問題の例

論 [Berger85] が有用である．統計的決定理論を，センサデータの不確かさを考慮した，ロボットや視覚のプランニングに適用した例としては，[Hutchinson89, Cameron90, Dean90] などがある．筆者らも図 1 に示す問題に対して，視覚情報の不確かさと視覚認識のコストを考慮して，目的地に到達するまでのコスト（所要時間）の期待値を最小化するプランニング手法を提案した [三浦 92a]．また，Dean ら [Dean91] も同様の問題を設定し，統計的決定理論の適用を提案している．行動やセンシングに不確かさがあると，探索木の分岐数 (branching factor) が，可能な行動の選択肢の数だけでなく，起こり得る状況の数にも依存するので，探索時の先読み (look-ahead) を長くするとプランニングコストが無視できなくなる．

プランニングコストの問題に対処するための一つのアプローチとして，いわゆる熟考を行わずに，現在の状況から即応的に行動を選択するリアクティブプランニング [Firby87, Brooks86] が提案されているが，近視眼的に望ましい行動を決定するため，行動全体のグローバルな効率が悪くなったり，あるいはデッドロックに陥ったりする可能性がある．

山田 [山田 96] は，適切なプランニング時間を決定するための手法として，現在のプランの成功確率を評価し，その確率があるしきい値を下回ったときに，プランニングを実行に切替えることによって，熟考を制御することを提案した．しかし，成功確率に基づく切替えというヒューリスティックな手法であるため，プランニングおよび生成されるプランの最適性については考慮されていない．

一方，プランニングの計算量を陽に考慮し，プランニングコストと生成されるプランの質のトレードオフを考慮して，プランニング時間を決定する研究がある．プランニングの計算量を考慮に入れた上での合理性を限定的合理性 (limited rationality) [Russell91] と呼ぶことがある．Russell ら [Russell91] は，次の一つの行動を選択する際に，先読みによって決定される行動の効用の期待値と，先読みのコストとのトレードオフを考慮して，先読みと行動の実行を切替える探索手法 DTA\* を提案した．Horvitz [Horvitz87] は，計算時間に対して単調に計算結果の価値が上がってゆくような計算方法を柔軟計算 (flexible computation) と名づけ，その計算コストと結果の価値との関係と，計算コストとのトレードオフを考慮して，最適な計算時間を決定する枠組を提案した．Dean ら [Dean88] は，同様の計算方法を任意時間アルゴリズム (anytime algorithm) と呼び，それをを用いたプラン

ニングの枠組の一つとして，期待効用に基づく繰り返し改善 (expectation-driven iterative refinement, EDIR) [Boddy89] を提案した．任意時間アルゴリズムの持つ重要な性質は以下の 2 つである [Dean88]: (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，計算に用いた時間の単調増加関数となる．プランニングコストとプランの質とのトレードオフを扱うには，任意時間アルゴリズムを利用するアプローチが有望であるが，問題設定から任意時間アルゴリズムをいかに獲得するかが大きな問題である．

以上の背景を踏まえ，本研究では，図 1 に示すような，不確かな情報の下で複数ステップのプランを生成する問題に対して，プランニングコストを陽に考慮した統計的決定理論アプローチにより，適切なプランニング時間を決定する手法を提案する．ここでは，(1) 探索量とプランの質，および (2) 連続的な確率分布を近似するときの粒度とプランの質，の 2 つのトレードオフを考慮し，プランニング時間とプラン実行時間の和の期待値を最小化するようなプランニングを行う．さらに，複雑な問題に対して，プランニング問題の解析結果と多数の実験例から任意時間アルゴリズムを求める手法を提案する．

## 2. プランニングの基本方針

### 2.1 プランの表現

行動と状態を次のように定義する．行動とは，現在の位置から次の観測位置までの移動とそこでの観測との組である．状態とは，現在のロボットの位置とゲートの幅の見積り値である．観測には不確かさがあるので，ゲートの幅を決定的 (deterministic) に得ることはできないが，視覚の不確かさのモデル [三浦 94] から得られる，ゲート幅の確率分布を得る．

ある観測の後で，ゲートの状態は次の 3 つのどれかに分類される (図 2 参照)．ロボットの幅がゲート幅の確率分布の最小値より小さい時には，ゲートは通過不可能である．ロボットが幅が確率分布の最大値より大きい時には通過可能である．その他の場合には，通過可能性は未定である．

ある行動後の状態は観測結果に依存し，あらかじめ決定的に予測することはできない．しかし，プランニング時には，起こり得るすべての状態について副プランを生成し，それをもとにプランを評価する必要がある．したがって，プランの探索木は AND-OR 木となる．OR ノードは一つの選ばれた行動を表し，AND ノー

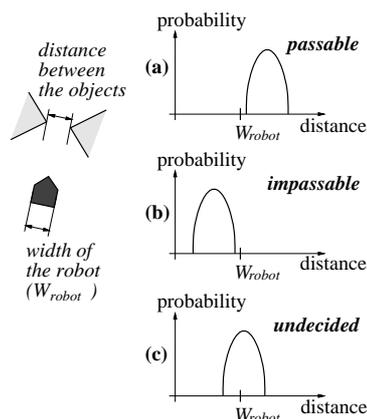


図2 ゲートの3つの状態

ドは行動の結果得られる可能な状態の一つを表す。また、得られたプランはOR ノードが各レベルで1つだけの、特殊なAND-OR 木となる。プランの質はその実行コストで評価する。ここでは、実行コストとして観測と移動にかかる時間の期待値を用いる。

AND-OR 木の葉は、終端ノードか開ノードである。終端ノードでは、ゲートの通過可能性は定まっている、すなわちゲートを通るか迂回路をとるかのどちらかに定まっている。開ノードでは通過可能性未定であり、そこから次にとる行動は定まっていない。プラン候補はその開ノードのうちの一つを選んで展開する(そのノードに対する副プランを生成する)ことにより、精密化される。開ノードを展開する際には、ゲート幅の可能な範囲をある粒度で離散化し、離散化された各状態に対して副プランを生成する。

## 2.2 考慮するトレードオフとその解決方針

前項で述べたプランの表現の下で、本論文では以下の2つのトレードオフを考慮するプランニング手法を提案する。

(1) 探索量とプランの質: 探索を行えば行うほどプランの質は一般に向上するが、木探索のコストは探索深さの指数オーダーで増加するため、適当なところで探索を止める必要がある。このトレードオフを陽に考慮することによる探索の制御は過去のいくつかの研究で扱われてきたが、一般的な複数ステップのプラン生成において考慮された例はあまりない。

(2) 粒度とプランの質: 細かい粒度を用いるほど実際の状況との差は小さくなり、得られるプランの質は一般に向上するが、探索の分岐数が増加するため探索のコストが増加する。したがって、適切な

粒度を決定する方法が必要である。このトレードオフはいままでほとんど考慮されて来なかったが、不確かさの下でのプランニングでは重要な問題である。Wellman[Wellman94]は、確率ネットワークの状態を記述する粒度を変化させて、計算コストとプランニングの質のトレードオフを考慮することを提案した。しかし、そこではさまざまな粒度で計算した結果からトレードオフの関係を考察しているのみであり、粒度決定のための具体的な手続きは述べられていない。

本論文では、これら2つのトレードオフを以下の基本方針にしたがって扱う。まずプランニング過程を、AND-OR 木で表現されるプラン候補を繰り返し改善によって精密化してゆく過程として定式化する。次にある開ノードを展開するときの粒度と、展開によって得られるプランのコストの減少値(プラン改善度と呼ぶ)との関係を性能曲線(performance profile)[Dean88, Zilberstein93]として表現する。性能曲線とは、計算量とそれによって得られる効用の関係を表したものである。性能曲線とノード展開のコストから、各ノードごとに最適な粒度を決定すると同時に、そのノードを展開したときのプラン改善度が得られるので、展開コストを考慮してもなお最良の改善をもたらすノードを順に展開してゆく。そのようなノードがなくなったら繰り返しを停止し、その時点で得られている実行可能なプランのうち、もっとも良いものを最終プランとして返す。

## 3. 繰り返し改善としての定式化

### 3.1 暫定プラン

繰り返し改善では、実行可能プラン(feasible plan)の空間でプランを探索する。実行可能プランとは、プラン実行中に生じ得るすべての状態に対する行動が定められているものである。繰り返し改善として定式化するには、いかなるプラン候補も実行可能でなければならない。そこで、すべての開ノードに一時的に実行可能プランを割り当てておき、必要に応じてこの一時的な実行可能プランをよりよい実行可能プランに変えてゆくことにより、プラン候補を精密化する。

一時的に割り当てる実行可能プランを、ここでは暫定プランと呼ぶ。この暫定プランは容易に計算できる必要がある。そのような暫定プランの一つとして、現在の位置から常に迂回路をとる、というものがあるが、これは通常コストが大きいので、次の実行可能プランを暫定プランとして採用する。

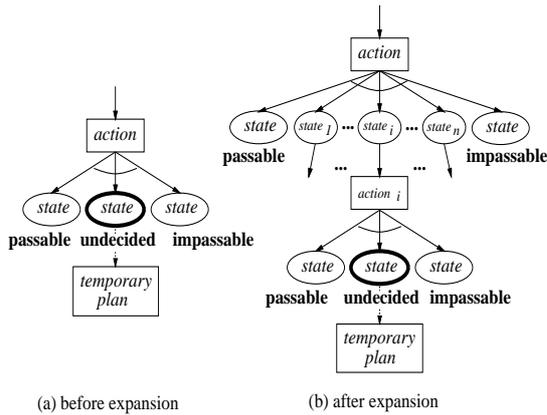


図3 プラン候補の開ノードの展開．太線で描かれた楕円は開ノードを表す．

現在位置からゲート直前の位置<sup>\*1</sup>へゆき、観測する．ゲートが通過可能ならゲートを通して目的地へ向かう．通過不可能なら迂回する．

プラン候補のすべての開ノードに、以上の暫定プランを与えることにより、プラン候補は確定したコスト(暫定コストと呼ぶ)を持つ．

### 3・2 展開するノードの選択

繰り返し改善においては、最も有望な開ノードを次々に展開してゆく．開ノードは展開前には暫定プランが与えられている(図3(a)参照)．これを展開するには、まず適当な粒度で不確かな状態を離散化し、各離散化された状態に対して1段の探索を行って次の最適な観測位置を求め、それでも残った不確かな状態(開ノード)に再び暫定プランを割り当てる(図3(b)参照)．

展開する開ノードは次のように選択する．あるプラン候補について、その候補の持つ最良の開ノードを展開したときの、プランのコストの減少分(プラン改善度と呼ぶ) $\Delta C$ が計算できるとする<sup>\*2</sup>．そうすると、展開による利得は予想されるプラン改善度 $\Delta C$ から、展開コスト $C^{exp}$ を引いたもので与えられる．ここで、プラン候補 $p$ について、その暫定コストを $C_p^{temp}$ 、プラン改善度の予測値を $\Delta C_p$ 、展開コストを $C_p^{exp}$ とおき、展開後の、展開コストを考慮した新コスト $C_p^{new}$ を次のように定義する．

$$C_p^{new} = C_p^{temp} - (\Delta C_p - C_p^{exp}). \quad (1)$$

\*1 この位置でロボットは不確かさをなしてゲート幅を観測できると仮定する．この位置を不確かさゼロ点と呼び $x_z$ と書く．

\*2 改善度の計算法は4章で述べる．

次に、現在得られている最善の実行可能プランのコストを $C_{FP^*}$ と表す．プランニング過程では、新コストが $C_{FP^*}$ よりも低いプラン候補だけを保持すればよい．有効なプラン候補の中から、次に展開する候補 $p^*$ は次のように決める：

$$p^* = \arg \min_p C_p^{new}. \quad (2)$$

以上のようにプラン候補 $p^*$ を選択し、その最良の開ノードを展開することを繰り返す．この繰り返しは任意の時点で終了することができ、繰り返しごとに $C_{FP^*}$ が減少することが期待されるので、プランニング過程は任意時間アルゴリズムとなる．

繰り返しの終了条件としては、 $C_{p^*}^{new}$ が $C_{FP^*}$ より大きくなったときに終了、という条件が考えられる．しかし、 $C_{p^*}^{new}$ と $C_{FP^*}$ の差が非常に小さい時には、メタプランニング(繰り返し処理)のオーバーヘッドのために、かえって損をする可能性がある．そこで、 $C_{p^*}^{new}$ と $C_{FP^*}$ の差がメタプランニングのコスト $C^{meta}$ より小さい場合に繰り返しを終了し、そのときの暫定解を解として返す．現在、 $C^{meta}$ は一定値であるとしている．

## 4. 最適な粒度の決定とプラン改善度の計算

先に、不確かさを持つ変数(本論文ではゲートの幅に当たる)を離散化する際の粒度が、プラン改善度および展開のコストに直接影響を与えることを述べた．したがって、よい粒度を選ぶことはプランニングコストとプランの質のトレードオフを考慮する上で非常に重要である．

本論文では、ある粒度とそれによって得られるであろうプラン改善度との関係を性能曲線として表現し、最適な粒度とその粒度で展開したときの利得を同時に計算する手法を提案する．

離散化にあたっては、変数の不確かさの範囲を均等に分割するものとする．したがって、粒度は分割数 $n$ で指定される．ここで、粒度 $n$ で離散化したときの予測されるプラン改善度を $PI(n)$ と書くことにすると、最適な粒度 $n^*$ は次式で与えられる：

$$n^* = \arg \max_n [PI(n) - C^{exp}(n)]. \quad (3)$$

ここで $C^{exp}(n)$ は粒度 $n$ で展開するときのコストであり、次の行動の候補の数を $N_{cand}$ 、一つの行動の候補を調べるのに必要なコストを $C^{exam}$ 、とすると次式で与えられる：

$$C^{exp}(n) = N_{cand} * C^{exam} * n. \quad (4)$$

図4に最適な粒度の決定を図式的に示す． $n^*$ が決ま

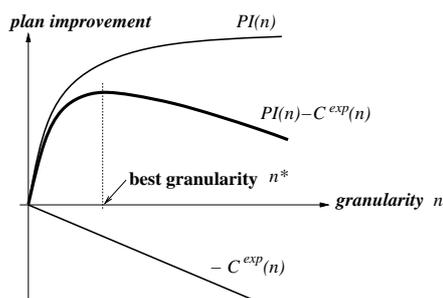


図4 最適粒度の決定．この図は [Horvitz90] を基にしている．

れば，展開による利得は次式で計算できる：

$$PI(n^*) - C^{exp}(n^*). \quad (5)$$

式(5)の利得は式(1)の  $\Delta C_p - C_p^{exp}$  に相当するので，式(1)，(2)，(3)をまとめると，プランニング過程では，以下のような2段階の最適化を行うことになる：

$$\min_p \left[ C_p^{temp} - \max_n [PI_p(n) - C_p^{exp}(n)] \right]. \quad (6)$$

すなわち，各プラン候補  $p$  について最適な  $n$  を求めて新コストを計算し，最小の新コストを持つプラン候補を選択し展開する．

開ノードを展開すると，その下にいくつもの新たな開ノードが生成されるが，その生成時にノードごとに最適な粒度を決定しておく．この粒度決定のコストは，その親の開ノードの展開コストに含めておく．

根ノードと開ノードとの間に一つ以上の OR ノードがあると，その開ノードに到達する確率は1より小さくなる．その場合には，本来到達確率1の場合について生成された  $PI(n)$  に到達確率を掛けて用いる．展開コストは到達確率に関わらず式(4)で計算されるので，到達確率が下がると展開されにくくなる．

## 5. 性能曲線の獲得

式(6)に示す，展開する候補の選択には，プラン改善度の予測式(性能曲線  $PI(n)$ )が必要である．したがって，性能曲線をいかに獲得するかが重要な問題となる．ある場合には，性能曲線は問題を解析することによって導き出すことができる．またある場合には，多くの実験データから帰納的に求めることも可能であろう．しかし，一般に問題が複雑になるとそのどちらかの方法だけで性能曲線を求めることは難しくなる．そこで，問題の解析結果と実験データを併用し，以下のような3ステップで性能曲線を求めることを提案する．

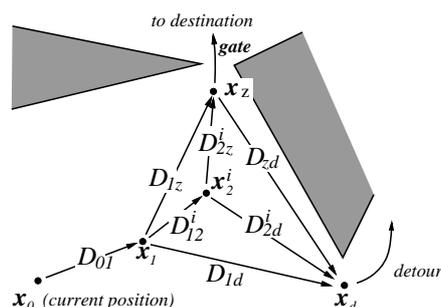


図5 例題と移動コストの定義．例えば， $D_{01}$  は  $x_0$  から  $x_1$  までの移動コストを表す．

- (1) 問題を解析し性能曲線の特徴づけるのに必要な，問題のパラメータを抽出する．
- (2) 抽出されたパラメータを用いて一般化性能曲線を構築する．一般化性能曲線はいくつかの係数を含んでいる．
- (3) 十分な数の問題セットに対して実際の性能曲線を計算し，それらに合うように一般化性能曲線の係数を調節する．

以下，この方針にしたがい，図1の移動ロボットの視覚-行動プランニング問題に対する性能曲線を構築する．

### 5.1 問題の解析

プラン改善度は，開ノードの展開前後の暫定コストの差である(3.2節参照)．そこで，図5に示す例題を用いて，暫定コストの差を計算する．この例題では，現在位置  $x_0$  から目的地 (*destination*) へ至るまでのプランを生成する．また，既知の迂回路 (*detour*) をとる場合には  $x_d$  を経由するものとする．

次の観測地点が  $x_1$  であるとする，ここで考慮される開ノードは， $x_1$  での観測後，ゲートの通過可能性が未定の状況に対応する．この開ノードに対する展開前の暫定プランは， $x_1$  から直接不確かさゼロ点  $x_z$  へ行くものである(3.1節参照)．この開ノードを展開することにより，各  $i$  番目の離散化された状態に対して次の観測地点  $x_2^i$  を探索する． $x_2^i$  での観測後，依然としてゲートの状態が未定の状態に対しては，展開前と同様に直接  $x_z$  へ行く暫定プランを割り当てる．

ここで，1回の観測のコストを  $C_v$ ， $i$  番目の離散化された状態に対する最良の観測地点を  $x_2^i$ ， $x_2^i$  での観測後にゲートが通過可能(通過不可能，未定)である確率を  $P_{x_2^i,ok}$  ( $P_{x_2^i,ng}$ ， $P_{x_2^i,ud}$ ) とする．これらの値と，図5に定義された移動のコストを用いて，プラン改善度  $\Delta C$  は以下のように与えられる(付録A参

照):

$$\Delta C = \sum_{i=1}^n [P_{x_2^i, ng}(D_{1z} + D_{zd} - D_{12}^i - D_{2d}^i) - P_{x_2^i, ud} C_v - (P_{x_2^i, ok} + P_{x_2^i, ud})(D_{12}^i + D_{2z}^i - D_{1z})]. \quad (7)$$

この式は、 $x_2^i$  での観測によって得られる視覚情報の価値と、それを得るためのコストのトレードオフを表している。括弧の中の第1項は視覚情報の価値であり、ゲートが通過不可能な場合に、 $x_z$  でなく、 $x_2^i$  で引き返す判断を行うことによって得る分である。第2項は、 $x_2^i$  の観測によっても通過可能性が判断できなかった場合に、もう1度  $x_z$  で観測するのに必要なコスト、第3項は  $x_2^i$  に立ち寄るために余分に必要になるコストである。

### 5.2 一般化性能曲線の設計

式(7)を解析して、適度に式(7)を近似できる一般化性能曲線を設計する。 $P_{x_2^i, ng}$  などの、2番目の観測位置  $x_2^i$  に依存する値は、実際に最適な  $x_2^i$  を探索しなければ得られない。また、それらの値を信頼性よく予測するのも難しい。そこで、値の得られている変数だけを用いて、プラン改善度を予測することを考える。

本論文では、プラン改善度の上限値を用いて、一般化性能曲線を表現する。上限値を計算するために、まず完全センサ情報の仮定 [三浦 92b] という概念を導入する。これは、完全な情報に基づいて生成された計画は、不確かさを含む情報に基づいて計画されたどの計画よりも効率が良い、という事実に基づいている。

$x_2^i$  における観測に不確かさが無いという仮定の下で、すなわち、 $P_{x_2^i, ud} = 0$  という仮定の下での、修正されたプラン改善度  $\Delta C'$  は次式で与えられる。

$$\Delta C' = \sum_{i=1}^n P_{x_2^i, ng}(D_{1z} + D_{zd} - D_{12}^i - D_{2d}^i) - \sum_{i=1}^n P_{x_2^i, ok}(D_{12}^i + D_{2z}^i - D_{1z}). \quad (8)$$

$\Delta C'$  は依然として  $x_2^i$  に依存する値を含んでいるので、次に  $\Delta C'$  の最大値を求める。最大値は  $x_2^i$  を  $x_1$  とすることで得られる。このとき、 $D_{2z}^i$  は  $D_{1z}$  に、 $D_{2d}^i$  は  $D_{1d}$  に、 $D_{12}^i$  は 0 にそれぞれ等しくなり、最終的に次のプラン改善度の上限値  $\Delta C_{ub}$  が得られる:

$$\Delta C_{ub} = P_{x_1-x_z, ng}(D_{1z} + D_{zd} - D_{1d}). \quad (9)$$

ここで、 $P_{x_1-x_z, ng}$  は、 $x_1$  と  $x_z$  での観測の結果、ゲートが通過不可能である確率であり、完全センサ情報の仮定の下では  $\sum_{i=1}^n P_{x_2^i, ng}$  に等しい。上限値  $\Delta C_{ub}$  の増加につれて、実際のプラン改善度  $\Delta C$  が増加するものとみなす。

また、プラン改善度は粒度  $n$  の単調増加関数であり、ある限界値に漸近するものと仮定する。

以上の考察から、最終的に次のような一般化性能曲線を用いることにした。

$$PI(n) = K(1 - e^{-k_1 n}), \quad (10)$$

$$K = k_2 \cdot \Delta C_{ub}^{k_3}. \quad (11)$$

ここで、 $k_1, k_2, k_3$  は係数であり、実験結果を用いてその値を推定することにより、実際に使う性能曲線を生成する。なお、式(10)は、Deanら [Dean88] が提案した関数形を利用した。

### 5.3 実験からの性能曲線の決定

いくつかの例について実際の性能曲線を計算してみたところ、初期位置  $x_0$  が変化すると、 $PI(n)$  の係数が大きく変化することがわかった。そこで、 $x_1$  の取り得る範囲として、 $x_0, x_z, x_d$  からなる三角形を考え (図5参照)、その範囲を適当な大きさの領域に分割し、領域ごとに  $PI(n)$  の係数を求めることとした。領域の大きさは実験的に定めた。

各領域で、その重心位置を  $x_0$  として用い、 $x_1$  とゲート幅を変化させた100例程度の問題について実際の性能曲線を計算した。ここでは、 $n$  は 1, 3, 5, 7, 9, 11 のいずれかに限定した。

$PI(n)$  の係数を推定する際には、まず式(10)を実際に得られた各々の性能曲線に当てはめ、 $K$  と  $k_1$  を計算する。図6は実際の性能曲線に式(10)を当てはめた例である。次に、式(11)における、 $K$  と  $\Delta C_{ub}$  との関係を調べる。図7はそれらの値を対数プロットしたものである。このデータに直線を当てはめることにより、この例では  $k_2 = 0.033$  と  $k_3 = 1.319$  を得た。 $k_1$  については、その値と問題のパラメータとの間に強い相関がみられなかったため、実際に得られた値の平均値を用いることとした。

以上の計算を各領域について行い、領域ごとに性能曲線を生成する。プランニング時には、現在の位置から属する領域を決定し、対応する性能曲線を用いて式(6)を計算して展開するプラン候補を選択する。

## 6. シミュレーション

図8に、ある一つのプランニング問題に対して生成されたプランの例を示す。初期位置での観測結果をもとに、目的地へ至るための実行可能プラン (AND-OR木) が生成された。ここで、観測位置の候補は2次元平面上に設定された格子点上に限定した。

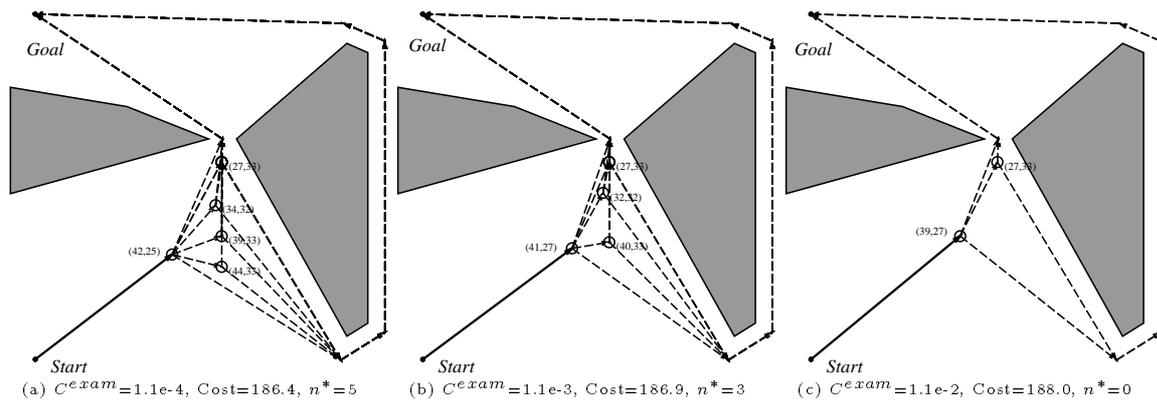


図8 シミュレーション結果: 円は観測位置を, 実線矢印は次の観測位置への移動経路を, 点線矢印は次の観測位置からの可能な経路を示す.  $n^*$  は次の観測位置での開ノードの離散化に用いられた粒度. (c) の場合には, 初期暫定プランがそのまま使われている.

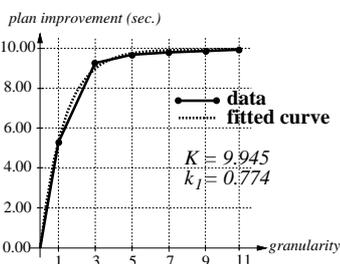


図6 実際に得られた性能曲線の例と曲線当てはめ

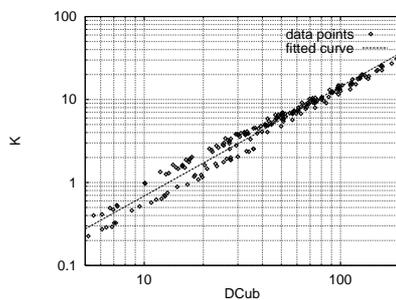


図7 式(11)のデータの対数プロット

提案するプランニング戦略が計算能力に応じてプランニング時間を適応的に調整できることを示すために, 同じ問題に対して異なる計算能力 ( $C^{exam}$ ) を設定してプランニングを行った. 計算能力が高いほど ( $C^{exam}$  が小さいほど), より精密でより低コストのプランが生成されていることが図からわかる.

次に, プランニング時間とプランの実行時間の和を評価基準として, 提案する手法と, 粒度と探索深さを固定した手法とを比較した. 図9に比較結果の一例を示

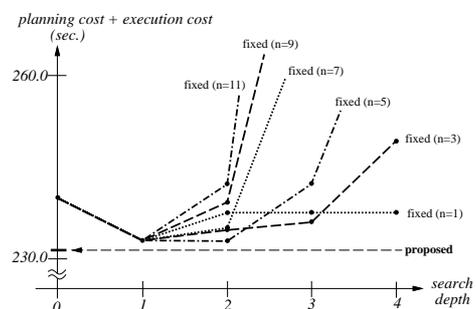


図9 提案する手法と粒度 / 探索深さを固定した手法との比較. 各粒度について探索深さの変化による総コストの変化が示されている.

す. この例では提案手法が最もよい能力を示している.

以上の比較を, 40 例程度のさまざまな問題に対して行った. 約  $2/3$  の問題について提案する手法が最もよい結果を得た. また他のすべての例について, 最良結果と提案する手法による結果の差は 1% 以内に収まった. 固定した探索深さと粒度を用いる手法では, 最良の結果を得るためには問題ごとに粒度と探索深さを調整する必要があるが, 提案する手法ではそのような調整なしに, 常によい結果を得ることができた.

## 7. おわりに

移動ロボットの視覚と行動のプランニング問題において, 計算コストと視覚情報の不確かさを考慮したプランニング手法を提案した. ここでは, (1) 粒度とプランの質, および (2) 探索量とプランの質の 2 つのトレードオフを考慮し, 前者は粒度とプランの質との関係を性能曲線で表現し最適な粒度を求めることにより対処

し、後者はプランニング過程を繰り返し改善の形に定式化した後、前者の結果を用いて適切に繰り返しを制限することによって対処した。提案する手法は、粒度と探索深さを固定する手法の中の最も性能のよいものと同等の性能を常に得ることができた。また、性能曲線を問題の解析と実験結果の双方を合わせて獲得する方法を提案した。

プランニングの目的が完全な実行可能プランの生成ではなく、次ステップでの最適な行動の決定である場合、3章で示したアルゴリズムを次のように修正すればよい。すなわち、ある行動  $A$  から始まる実行可能プランのうち最良のものコストが、 $A$  以外の行動から始まる、いかなるプラン候補の新コストよりも小さい場合、プランニングを打ち切り行動  $A$  を実行する。実行後に再び同様の処理を行う。DTA\*[Russell91]でも同様のプランニング戦略が用いられている。

性能曲線を基にしたプランニングでは、性能曲線の精度が非常に重要である。現在の問題のパラメータ(例えば、障害物の配置など)が、性能曲線を獲得する際に用いたものと大きく異なっている場合には、予測されるプラン改善度は精度が良くない可能性がある。本論文では、精度を増すために、問題の空間をいくつかの領域に分割し、それぞれの(それほど大きくない)領域で性能曲線を求めた。広い問題空間に適用可能な性能曲線を見つけることが困難な場合には、ここで用いた方法は一つの現実的なアプローチであると考えられる。

より複雑な、例えば観測すべきゲートが複数あるような問題に、本論文で提案したプランニング手法を適用するための方法を検討し、さらに実ロボットの視覚-行動プランニングへ本手法を適用することが今後の課題である。

## 参考文献

- [Berger85] James O. Berger. *Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis*. Springer-Verlag, second edition, 1985.
- [Boddy89] M. Boddy and T. Dean. Solving time-dependent planning problems. In *Proceedings of IJCAI-89*, pp. 979-984, 1989.
- [Brooks86] R.A. Brooks. A robust layered control system for a mobile robot. *IEEE J. on Robotics and Automat.*, Vol. 2, No. 1, pp. 14-23, 1986.
- [Cameron90] A. Cameron and H. Durrant-Whyte. A bayesian approach to optimal sensor placement. *Int. J. of Robotics Res.*, Vol. 9, pp. 70-88, 1990.
- [Dean88] T. Dean and M. Boddy. An analysis of time-dependent planning. In *Proc. of AAAI-88*, pp. 49-54, 1988.
- [Dean90] T. Dean, T. Basye, and S. Lejter. Planning and active perception. In *Proc. of 1990 DARPA Workshop on Innovative Approaches to Planning, Scheduling, and Control*, pp. 271-276, 1990.
- [Dean91] T.L. Dean and M.P. Wellman. *Planning and Control*. Morgan Kaufmann Publishers, 1991.
- [Firby87] R.J. Firby. An investigation into reactive planning in complex domains. In *Proc. of AAAI-87*, pp. 202-206, 1987.
- [Horvitz87] E.J. Horvitz. Reasoning and beliefs and actions under computational resource constraints In *Proc. of UAI-87*, 1987.
- [Horvitz90] E.J. Horvitz. *Computation and Action Under Bounded Resources*. PhD thesis, Stanford University, 1990.
- [Hutchinson89] 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. RA-5, No. 6, pp. 765-783, 1989.
- [三浦92a] 三浦純, 白井良明. 不確かさを考慮した視覚と行動のプランニング. *人工知能学会誌*, Vol. 7, No. 5, pp. 850-861, 1992.
- [三浦92b] 三浦純, 白井良明. 移動ロボットの視覚と行動のプランニング問題の効率的解法. 第10回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 515-518, 1992.
- [三浦94] 三浦純, 白井良明. ステレオ視におけるあいまいな対応づけのモデリングとあいまいさ解消のための視点選択. *日本ロボット学会誌*, Vol. 12, No. 8, pp. 1222-1230, 1994.
- [Russell91] S. Russell and E. Wefald. *Do The Right Thing*. The MIT Press, 1991.
- [Wellman94] M.P. Wellman and C.-L. Liu. State-space abstraction for anytime evaluation of probabilistic networks. In *Proc. of the 10th Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Seattle, WA., July 1994.
- [山田96] 山田誠二. 動的環境における成功確率を用いた熟考の制御. *人工知能学会誌*, Vol. 11, No. 4, pp. 645-652, 1996.
- [Zilberstein93] S. Zilberstein. *Operational Rationality through Compilation of Anytime Algorithm*. PhD thesis, University of California at Berkeley, 1993.

[担当編集委員: ×, 査読者: × ×]

## 付 録

### A. プラン改善度 $\Delta C$ の導出

初期位置  $x_0$  の次に  $x_1$  で観測するというプラン候補の、展開前後のコストの期待値の差を計算する。まず、展開前のコストの期待値  $EC_{before}$  は次式で与えられる:

$$\begin{aligned} EC_{before} = & D_{01} + C_v + P_{x_1,ok}(D_{1z} + D_{goal}) \\ & + P_{x_1,ng}(D_{1d} + D_{detour}) \\ & + P_{x_1,ud}(D_{1z} + C_v) + P_{x_1 \rightarrow x_z,ok} D_{goal} \\ & + P_{x_1 \rightarrow x_z,ng}(D_{zd} + D_{detour}), \end{aligned} \quad (A.1)$$

ここで、 $P_{x_1,ok}$  ( $P_{x_1,ng}$ ,  $P_{x_1,ud}$ ) は  $x_1$  での観測後にゲートが通過可能(通過不可能, 未定)である確率,  $P_{x_1 \rightarrow x_z,ok}$  ( $P_{x_1 \rightarrow x_z,ng}$ ) は  $x_1$  での観測後にゲートの状態が未定でありかつ次に  $x_z$  で観測したときに通過可能(通過不可能)であることがわかる確率,  $D_{goal}$  は  $x_z$  から目的地までの移動コスト,  $D_{detour}$  は  $x_d$  から迂回路を通って目的地までの移動コストである。

また、展開後のコストの期待値  $EC_{after}$  は次式で与えられる:

$$\begin{aligned} EC_{after} = & D_{01} + C_v + P_{x_1,ok}(D_{1z} + D_{goal}) \\ & + P_{x_1,ng}(D_{1d} + D_{detour}) \\ & + \sum_{i=1}^n \min_{x_2^i} EC_{after}^i, \end{aligned} \quad (A.2)$$

$$\begin{aligned}
EC_{after}^i = & [ P_{x_1,ud}^i (D_{12}^i + C_v) + P_{x_2,ok}^i (D_{2z}^i + D_{goal}) \\
& + P_{x_2,ng}^i (D_{2d}^i + D_{detour}) + P_{x_2,ud}^i (D_{2z}^i + C_v) \\
& + P_{x_2 \rightarrow x_z,ok}^i D_{goal} \\
& + P_{x_2 \rightarrow x_z,ng}^i (D_{zd} + D_{detour}) ]. \quad (A.3)
\end{aligned}$$

ここで,  $P_{x_1,ud}^i$  は  $i$  番目の離散化された状態の確率である。また,  $P_{x_2 \rightarrow x_z,ok}^i (P_{x_2 \rightarrow x_z,ng}^i)$  は,  $P_{x_1 \rightarrow x_z,ok} (P_{x_1 \rightarrow x_z,ng})$  と同様に定義される。

プラン改善度は  $EC_{before} - EC_{after}$  で計算できる。ここで, 確率間に以下の関係が成り立つ:

$$\begin{aligned}
P_{x_1,ud} &= \sum_{i=1}^n P_{x_1,ud}^i, \\
P_{x_1 \rightarrow x_z,ok} &= \sum_{i=1}^n P_{x_2,ok}^i + \sum_{i=1}^n P_{x_2 \rightarrow x_z,ok}^i, \\
P_{x_1 \rightarrow x_z,ng} &= \sum_{i=1}^n P_{x_2,ng}^i + \sum_{i=1}^n P_{x_2 \rightarrow x_z,ng}^i, \\
P_{x_1,ud}^i &= P_{x_2,ok}^i + P_{x_2,ng}^i + P_{x_2,ud}^i.
\end{aligned} \quad (A.4)$$

これらを用いて,  $EC_{before} - EC_{after}$  を計算し, 最終的に式 (7) を得る。