

ロボットにおけるプランニング

Planning in Robots

三浦 純
Jun Miura

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

Keywords: robot planning, planning under uncertainty, realtime planning, resource-bounded planning

1. はじめに

ロボットは人工知能 (AI) の黎明期から研究対象の中心の一つであった。初期の AI プランナはロボットによる作業やロボットの行動を対象にしたものが多い (例えば, STRIPS[Fikes 71], BUILD[Fahlman 74] など)。これらのいわゆる古典的なプランニングでは, 環境およびロボットの行動による環境の変化が完全既知であることを想定し, プランニングの終了がすなわち目標の達成であると見なしている。しかし, このような仮定は現実世界では一般に成り立たず, 古典的アプローチの限界が多くの研究者によって指摘されてきた。

ロボットのような現実世界で動作するエージェントのためのプランニングで考慮すべき重要な問題点として次の3点が挙げられる。

情報の不確実性: センサ情報や行動の結果には不確かさがある。また行動開始前にプランニングに必要な情報がすべて得られていることは期待できない。

環境の動的性: 環境は常に変化しており, プランニング開始時とプラン実行時で状況が変わる可能性がある。

計算資源の有限性: プランニング, センシング, 移動などロボットの行う行為にかかる時間は無視できない。このことは特に環境変化が激しい場合に大きな問題となる。

これらの問題点は他の領域のプランニングにおいても同様に現れる場合があるが, ロボットの場合は物理的な実体を対象とすることから, より厳しい制約として現れると考えられる。本稿では, これらの問題点に対処する方法について, 多くの研究例を挙げながら述べる。

なお, ロボティクスの分野で「ロボット・プランニング」という言葉は, 移動ロボットの障害物回避経路を求めたり, 組立作業で部品の移動経路を求めたりする, 幾何学的経路探索問題を指すことが多いが^{*1}, 本稿ではそのような問題は扱わずに, いわゆる AI におけるプランニングに関係の深い話題に限定して議論する。

2. 不確実性の下でのプランニング

2.1 決定理論的プランニング

不確実性の下でのプランニングでは決定理論的プランニング (decision-theoretic planning, DTP)[Blythe 99] が有用である。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をする。

Hutchinson らは物体の種類と姿勢の決定タスクにおける最適視点の選択手法を提案した [Hutchinson 89]。図 1 は最適視点選択の例である。図中, 2 回目の観測方向として左側からの観測 $V2$ をとると物体の判別にあいまいさが残るが, 右側の $V3$ をとると完全に判別できる。具体的には次のような手順で視点を決定している。

まず, 観測された特徴 (上の例では辺の位置・姿勢) がどの物体のどの特徴に対応するかについて仮説 θ を生成し, 各仮説の確からしさ $Pr(\theta)$ を Dempster-Shafer の理論における belief として評価する。さらに, $Pr(\theta)$ を θ が真である確率とみることにより, 仮説集合 (θ の集合) に対してそのエントロピーを計算し, 仮説集合のあいまいさの尺度とする。ある仮説に対して物体の種類と姿勢が決まるので, 次にある視点から観測を行ったときの観測結果が予測できる。その結果を Dempster の結合則によって統合することにより, ある観測により仮説集合がどのように変化するかが予測できる。そこで, 観測後に残る可能性のある最大のあいまいさを最小にするような視点を選択する (ミニマックス方式)。以上の手順をあいまいさがなくなるまで繰り返す。

Cameron らは平面物体の位置推定問題に対して, ベイズ決定理論を用いて最適観測を決定することを提案している [Cameron 90]。物体の位置を 2 次元の確率分布として表現し, ある位置における観測の効用は, 予測と異なる結果が得られる確率で評価する。つまり, より多くの情報の得られるような観測を高く評価する。滝沢ら [滝沢 98] は道路交差点の認識において同様の手法を実現している。

*1 これらの研究の最新動向については, 例えば [Latombe 99] を参照されたい。

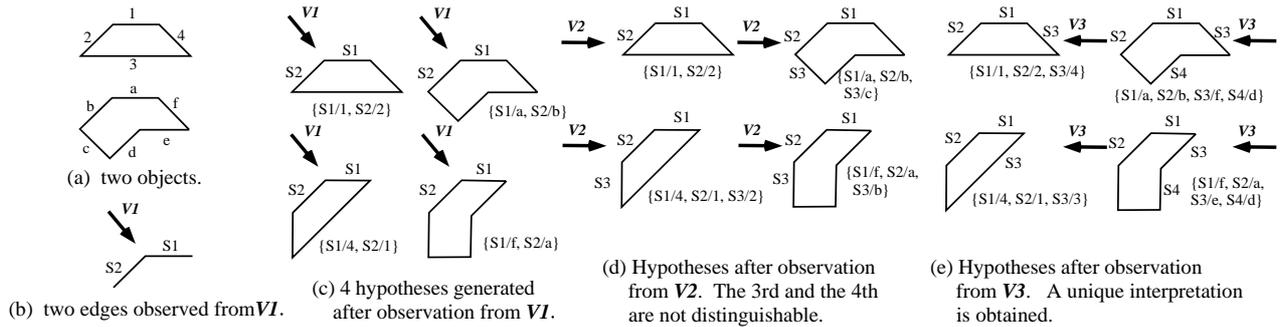


図1 あいまいさを減らすための視点プランニング [Hutchinson 89]. 図中 $\{o/m\}$ は観測された辺 o がモデルの辺 m に対応することを示す.

以上の研究では、作業の目的(タスク)は認識結果のあいまいさを減らすことであり、ある程度まであいまいさが減るまで観測を続ける必要がある。したがって、先読みをせずに greedy 戦略で最適な観測を次々に選択しても多くの場合十分である。しかしロボットのタスクが別にある場合には、ある観測によって得られる情報がタスク達成にどの程度寄与するかを考慮することが必要になる。特に、観測のための行動と本来のタスク達成のための行動が相反する場合には、それらの間のバランスをどのようにとるかという興味深い問題になる。ここでは、そのような問題を DTP を用いて扱った例 [三浦 92, Miura 97] を示す。

図2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。長い方の経路は通れることが分かっている。

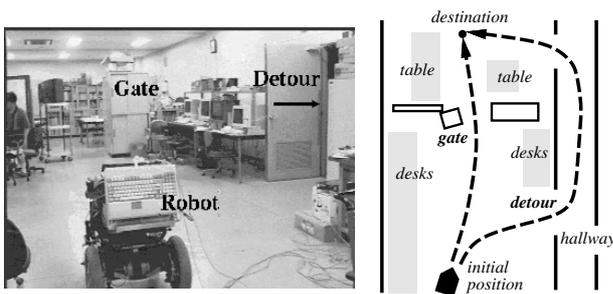


図2 視覚移動ロボットによる観測地点選択問題の例

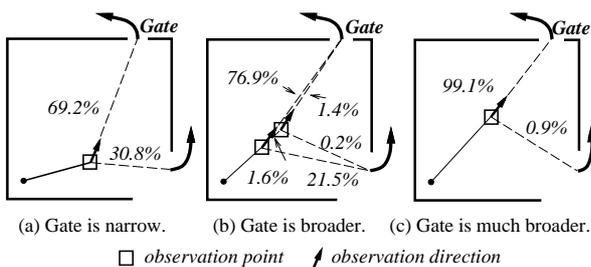


図3 観測地点選択問題のシミュレーション結果 [Miura 97]. 各経路の数字は生起確率を表す.

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。

DTP としての定式化は以下になる。まず、ロボットの位置を x 、gate 幅の確率分布をロボットの持つ情報 I とする。さらに、 $C^*(x, I)$ を位置 x で情報 I を持っているときに目的地に到達するまでの期待コストの最小値、 $C_m(x, y)$ を x から y への移動コスト、 C_v を一回の観測のコスト、 $P(I)$ を情報 I を得る確率とすると、次の再帰式が得られる。

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

プランはある選ばれた観測位置を OR ノード、観測後の可能な状態を AND ノードとする AND/OR 木となり、分枝限定法に基づく探索により最適プランを求める [Miura 97]。図3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地点を決めている。初期推定値が広くなるにつれ、次の観測位置は gate へ向かう直線に近づく。

Burgard は不確かな環境下で移動ロボットの位置決めを行う際に、観測によって得られる地図の精度向上と観測のコストの重みづけ和を評価関数として、次の観測位置を選択する手法を提案している [Burgard 97]。しかし、地図の精度向上が位置決めというタスクにどの程度影響を与えるかを陽に評価しているわけではない。

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、上のような定式化のもとで解を求めることにより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、それを用いてどの程度観測するかを比較的容易に定めることができる。これは、4. で述べる、任意時間センシングの考え方である。

2.2 マルコフ決定過程

不確かさのもとでのプランニングを一般化した枠組みとして、マルコフ決定過程 (Markov decision processes, MDP) がある [Dean 93]。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。本来の MDP では、ある動作後の状態は観測によって一意に決定できるとしていたが、実際にはセンサ情報の誤差などから一意に定めることができない。そこで、POMDP (Partially-Observable MDP) [Parr 95] と呼ばれる定式化が用いられる。POMDP の最適政策を効率的に求めるための方法がいくつか提案されているが (例えば, [Boutillier 95]), 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 [Blythe 99]。もっとも、実際のロボット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前節で紹介した例のように到達可能性のある状態だけを探索するアプローチの方が適している。

2.3 ベイズネット、決定ネット

複数の不確実な知識を統合し表現するための枠組としてベイズネット (Bayesian network) [Pearl 88] がある。ロボットが行動しながら次々に (不確実な) 情報を獲得し、それらを統合して周囲の状況を認識するような場合に有用である。ベイズネットをロボットのプランニングに適用した初期の例の一つが、Rimey による能動視覚システムである [Rimey 94]。このシステムではシーン中の物体の種類と位置関係をベイズネットで表現し、ユーザの質問に答えるための情報を得ることができるよう、視野の限られたカメラの視線方向を認識の不確かさと観測コストを考慮しながら選択する手法を提案した。センサによる認識結果や人間との対話を通して得た情報を統合することによって行動するロボットへの適用としては [本村 96, 稲邑 99] などがある。

ベイズネットに行動選択と効用評価のための特別なノードを付け加えたものを決定ネット (decision network)^{*2} と呼ぶ [Forbes 95]。動的環境において、ある時点までの行動系列を決定する場合には動的決定ネット (dynamic decision network) を用いる。図 4 は 3 ステップの行動を選択するための動的決定ネットの例である。Forbes らは動的決定ネットを自動運転システムに適用することを提案している。

^{*2} influence diagram と呼ばれる [Tatman 90]。

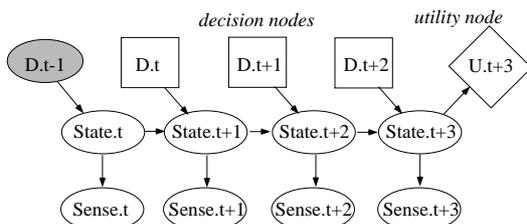


図 4 動的決定ネット [Forbes 95]。正方形は決定ノード、菱形は効用ノードを表す。

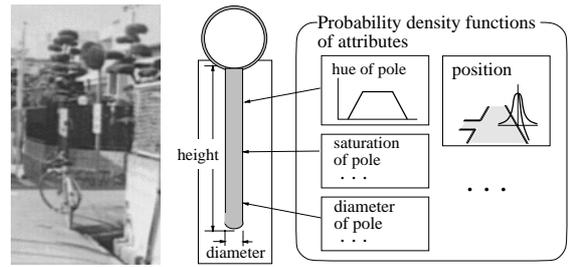


図 5 カーブミラーとその認識のためのモデル [滝沢 98]

2.4 不確実性のモデリング

不確実性の下でのロボットのプランニングは MDP などのモデルを用いて定式化できるので、その点では他の分野における不確実性の下でのプランニングと変わりはない。しかし、実際の問題に適用する際には、実世界の不確実性をどのようにモデル化するかが重要なポイントとなる。例えば、移動ロボットのための環境記述としては、2次元平面を小領域に分割し、小領域ごとに障害物の存在確率を記述する occupancy grid と呼ばれる手法 [Elfes 87] がよく用いられる。

単なる計測ではなく画像認識のような複雑な過程のモデル化は簡単ではない。図 5 は滝沢らによる交差点形状識別に用いられた確率モデルである [滝沢 98]。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られたものである。

このような不確実性のモデルはもちろん現実に即している必要があるが、精密なモデル化には多大な労力を必要とする上、例え精密なモデルを作ったとしてもそれを利用するコスト自体が問題となる可能性もある。したがって、ロボットのタスクに応じて適度な精密さのモデルを用いることが望ましい [三浦 00a]。

3. 環境の動的性に対処するための実時間指向プランニング

3.1 リアクティブ・プランニング

動的環境ではロボットに即応性が求められる。そのため的手法としてリアクティブ・プランニングがある。サブサンクション・アーキテクチャ [Brooks 86] をはじめとしていくつかの手法が提案されているが、詳しくは [山田 93, 石田 90] などの解説を参照されたい。

リアクティブ・プランニングに関連した興味深いアーキテクチャとして、Rosenblatt による DAMN (Distributed Architecture for Mobile Navigation) がある [Rosenblatt 97]。複雑な環境でロボットに行動するためには複数のセンサ情報を組み合わせる必要があるが、そのような複数のセンサ情報からいかにし

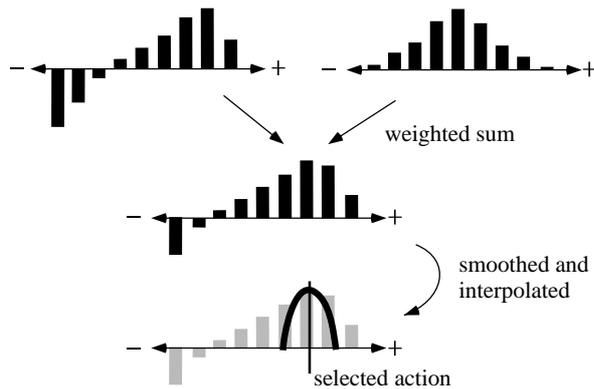


図6 DAMNにおけるコマンドレベルの統合．この例では，2つの判断器が各行動候補（横軸）について適切度を計算し，それらの重みづけ和として適切度を統合している．[Rosenblatt 97]の図を一部改変．

て行動を決定するかが重要である．DAMNでは，まず個々のセンサ情報を用いて独立に各行動候補に対する評価を計算し，次にその評価の重み付き和を計算して最もよい評価を得た行動を選択する（図6参照）．行動決定に先立ってセンサ統合処理を行う必要がなく，また各センサの動作が非同期でもよい．さらに，個々のセンサ-行動ループを独立に構築・調節できる点も望ましい．

3.2 インターリーブ

即応性を高めるには適当な量のプランニングと実行を繰り返すインターリーブ (interleave) が適用できる．インターリーブでは探索を途中で終了して行動に切り替えるが，どの時点で探索を終了するかが問題となる．例えば，実時間探索 [Korf 90] はあらかじめ決められた深さだけ探索を行う．不確実性の下でのインターリーブの手法として，仮定的プランニング (assumptive planning) が提案されている [Nourbakhsh 97]．そこでは，例えば現在の状況が不確実な場合に適当な状況の一つ（あるいは少数）仮定し（例えば確率の高いものを選ぶ），その仮定の下でプランニングを行い行動を決定する．実際にその行動をとったときに得られるセンサ情報が仮定に基づく予測と矛盾する場合には仮定が間違っていたと判断し，新たに状態推定と仮定を行ってプランニングをやり直す．うまく行けば非常に少ない状況を考慮するだけでタスクを達成することができるが，タスクの達成可能性を保証するためには，タスク達成が不可能になる状況を，仮定する状況集合の中に入れておく必要がある．

3.3 即応と熟考の統合アーキテクチャ

単純なリアクティブシステムでは即応性は高まるが，近視眼的に行動を選択するので時として非効率な振舞いをする可能性がある．したがって，目標指向の熟考的プランニングと統合することが望ましい．リアクティブ・プランニングの一手法であるRAP [Firby 87]でも

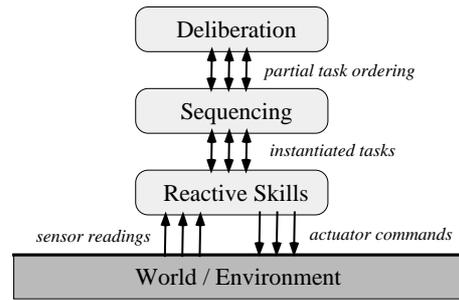


図7 3T アーキテクチャ [Bonasso 97]

そのような統合を意図してはいるが，プランの生成部はいわゆるプラン合成は行わず，あらかじめ与えられたプランを状況に応じて選択しているだけである．図7はRAPアーキテクチャを発展させた3Tと呼ばれるアーキテクチャの概念図である．Reactive Skills層は即応的なセンサ-行動ループ (skill と呼ぶ) を制御する．Deliberation層は通常的目標指向プランニングを行い，目標の半順序集合を生成する．Sequencing層はRAPインタープリタであり，達成すべき目標を現在の状況を考慮して適切な skill の系列に変換して実行したり，状況の変化に応じて実行を中止するなどの実行管理を行う．同様のアーキテクチャとして ATLANTIS [Gat 92]，NMRA [Pell 97] などがある．

4. 計算資源制約下でのプランニング

実世界ではプランニング時間が無視できない．特に不確実性の下でのプランニングでは，ある行動をとったとき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，不確かさが無い場合のプランニングに比べてコストが高くなり，計算資源制約の影響を強く受ける．この計算資源の有限性に対処する一つの方法はプランニング時間を陽に考慮することである [Russell 91a, 榎木 98]．そのためには，処理時間に対して単調に計算の結果の価値が上がっていくような計算方法が利用できると便利である．このような計算方法は柔軟計算 (flexible computation) [Horvitz 87] あるいは任意時間アルゴリズム (anytime algorithm) [Dean 88] と呼ばれる．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 [Dean 88]: (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．この関数は性能曲線 (performance profile) と呼ばれ，図8のようにして最適な計算時間を決定する．

Zilberstein は，各機能要素を任意時間アルゴリズムを用いて実現し，それらを組み合わせることによってロボットのようなシステムを構築することを提案している [Zilberstein 96]．そのためにまず，プランニングだけでなく他のセンシングなどの処理も繰り返しの処理結果

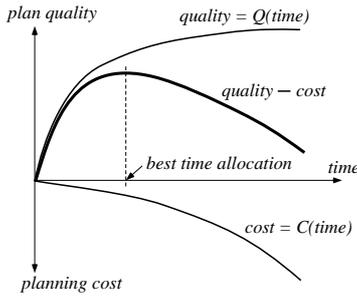


図8 情報処理の価値とコストのトレードオフ．関数 Q が性能曲線である．この図は [Horvitz 87] に基づいている．

の質を上げていく形に実装し，入力の質による処理性能の変化を考慮した，条件付き性能曲線 (conditional performance profile) を作成する．次に，任意時間アルゴリズムのコンパイルという考え方でそれらを統合する．コンパイル処理によりシステム全体の性能を示す契約アルゴリズム (contract algorithm) を生成する．契約アルゴリズムとはあらかじめ割り当てられる時間が分かっているときに，性能曲線で予想される質の結果を返すことができるものである．契約アルゴリズムを用いて任意時間アルゴリズムを生成することができる [Russell 91b]．

次にコンパイルの例を示す．ここでは，移動ロボットが手続き sensing で周囲の環境を観測し，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 で計算するものとする．sensing の性能曲線を $Q_S(t)$ とし，planning の条件付き性能曲線を $Q_P(q, t)$ (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るとロボットの行動は

(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 $Q_C(t)$ は次式で計算できる．

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

Zilberstein は，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) と呼んでいる．

以上のような処理時間の割り当ては個々の性能曲線が正しく見積もられていることが前提になっているので，いかにして性能曲線を獲得するかが問題となる [三浦 98] ．

5. プランニングと行動の並列化

資源制約下でシステム全体の効率を上げるためには，前章で述べたようなプランニング時間を陽に考慮する方法の他に，プランニングと行動を並列化することが考えられる．3.2で述べたインターリーブの考え方を採用すれば，選択された行動を実行している最中に次の行動のプランニングを行う，という並列化が実現できる．Goodwin は常に並列化するのではなく，現在最もよいと判断され

る行動を実行しながら次の行動のプランニングを並列して行うか，それとも行動のプランニングだけをもう少し続けるかを陽に比較して並列実行を制御することを提案している．この場合も並列実行されるのは，以前に決定された (すでに終了したプランニングによって選ばれた) 行動と将来の行動のプランニングである．

筆者らはプランニングしながらの行動 (acting while planning) という，より細かな粒度での並列化を提案している [三浦 00b] ．この並列化では，プランニングを次に達成すべき副目標の候補を徐々に絞っていく過程として定式化し，プランニング途中の副目標候補のいずれとも大きく矛盾することのない行動を選び，プランニングと並列に実行する．次の副目標が決定される前に行動を開始する点が特徴的である．

3.3で述べた即応と熟考の統合アーキテクチャも各層間は非同期並列に動作することを前提としているが，プランニングと行動がどのように並列化できるかという問題についてはあまり考慮していない．

以上のような並列化は，プランニングと行動の間だけでなく，一般にロボットシステム内での並列実行可能などんな処理間 (例えば移動と観測) でも実現することが望ましい．そのためにはプランニングとスケジューリングの統合が重要な課題となる [宮下 01] ．

6. おわりに

本稿では，ロボットにおけるプランニングにおいて考慮すべき問題点として，情報の不確実性，環境の動的性，計算資源の有限性の 3 つを挙げ，それらに対処するためのさまざまなアプローチを紹介した．

AI プランニングでは例題としてロボットのプランニングがしばしば取り上げられる．従来はシミュレーションあるいは単純な環境での実験にとどまっているものが多かったが，近年では宇宙船の制御 [Jónsson 00] や科学ミッションを行う自律移動ロボット [Wagner 01] など，現実の複雑な問題に AI プランニング技術が適用されつつある．今後の課題の一つは，複雑かつ変化の激しい環境への対応であろう．そのような環境では迅速な環境認識と状況判断が求められるが，そのためにはロボットの持つ計算資源を，不確実性を考慮しながら動的かつ適切に配分する高度なプランニングとスケジューリングの技術が重要になるとと思われる．

◇ 参 考 文 献 ◇

[Blythe 99] Blythe, J.: Decision-Theoretic Planning, *AI Magazine*, Vol. 20, No. 2, pp. 37-54 (1999).
 [Bonasso 97] Bonasso, R., Firby, R., Gat, E., Kortenkamp, D., Miller, D., and Slack, M.: Experiences with an Architecture for Intelligent, Reactive Agents, *J. of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, Vol. 9, No. 2 (1997).

- [Boutillier 95] Boutillier, C., Dearden, R., and Goldszmidt, M.: Exploiting Structure in Policy Construction, in *Proceedings of the Fourteenth Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 1104-1111 (1995).
- [Brooks 86] Brooks, R.: A Robust Layered Control System for a Mobile Robot, *IEEE Journal on Robotics and Automation*, Vol. 2, No. 1, pp. 14-23 (1986).
- [Burgard 97] Burgard, W., Fox, D., and Thrun, S.: Active Mobile Robot Localization, in *Proceedings of the 15th Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 1346-1352 (1997).
- [Cameron 90] Cameron, A. and Durrant-Whyte, H.: A Bayesian Approach to Optimal Sensor Placement, *Int. J. of Robotics Res.*, Vol. 9, pp. 70-88 (1990).
- [Dean 88] Dean, T. and Boddy, M.: An Analysis of Time-Dependent Planning, in *Proceedings of AAAI-88*, pp. 49-54 (1988).
- [Dean 93] Dean, T., Kaelbling, L., Kirman, J., and Nicholson, A.: Planning with Deadlines in Stochastic Domain, in *Proceedings of AAAI-93*, pp. 574-579 (1993).
- [Elfes 87] Elfes, A.: Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation, *Int. J. of Robotics and Automat.*, Vol. 3, No. 3, pp. 249-265 (1987).
- [Fahlman 74] Fahlman, S.: A Planning System for Robot Construction Tasks, *Artificial Intelligence*, Vol. 5, pp. 145-176 (1974).
- [Fikes 71] Fikes, R. and Nilsson, N.: STRIPS: A New Approach to the Application of Theorem Proving to Problem Solving, *Artificial Intelligence*, Vol. 2, pp. 189-208 (1971).
- [Firby 87] Firby, R.: An Investigation into Reactive Planning in Complex Domains, in *Proc. AAAI-87*, pp. 202-206 (1987).
- [Forbes 95] Forbes, J., Huang, T., Kanazawa, K., and Russell, S.: BATmobile: Towards a Bayesian Automated Taxi, in *Proceedings of the 14th Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 1878-1885 (1995).
- [Gat 92] Gat, E.: Integrating Planning and Reacting in a Heterogeneous Asynchronous Architecture for Controlling Real-World Mobile Robots, in *Proceedings of AAAI-92*, pp. 809-815 (1992).
- [Horvitz 87] Horvitz, E.: Reasoning about Beliefs and Actions under Computational Resource Constraints, in *Proc. the 3rd Workshop on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Seattle, WA (1987).
- [Hutchinson 89] Hutchinson, S. and Kak, A.: 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).
- [稲色 99] 稲色, 稲葉, 井上: 確率的经验表現に基づくヒューマンロボットインタラクションシステム: PEXIS, 第17回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 1071-1072 (1999).
- [石田 90] 石田亨: 知識表現と動的世界 - 最近のプランニング研究から -, 人工知能学会誌, Vol. 5, No. 2, pp. 146-153 (1990).
- [Jónsson 00] Jónsson, A., Morris, P., Muscettola, N., and Rajan, K.: Planning in Interplanetary Space: Theory and Practice, in *Proceedings of the 5th Int. Conf. on Artificial Intelligence Planning and Scheduling*, pp. 177-186 (2000).
- [Korf 90] Korf, R.: Real-Time Heuristic Search, *Artificial Intelligence*, Vol. 42, pp. 189-211 (1990).
- [Latombe 99] Latombe, J.: 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).
- [三浦 92] 三浦, 白井: 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).
- [Miura 97] Miura, J. and Shirai, Y.: Vision and Motion Planning for a Mobile Robot under Uncertainty, *Int. J. of Robotics Research*, Vol. 16, No. 6, pp. 806-825 (1997).
- [三浦 98] 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).
- [三浦 00a] 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).
- [三浦 00b] 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).
- [宮下 01] 宮下和雄: プランニングとスケジューリング, 人工知能学会誌, Vol. 16, No. 5 (2001).
- [本村 96] 本村, 麻生, 原, 赤穂, 松井: ベイジアンネットによる情報統合を用いた自律移動ロボットの自己位置同定, 人工知能学会全国大会第10回論文集, pp. 79-82 (1996).
- [Nourbakhsh 97] Nourbakhsh, I.: *Interleaving Planning and Execution for Autonomous Robots*, Kluwer Academic Publishers (1997).
- [Parr 95] Parr, R. and Russell, S.: Approximating Optical Policies for Partially Observable Stochastic Domain, in *Proceedings of the 15th Int. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, pp. 1088-1094 (1995).
- [Pearl 88] Pearl, J.: *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Network of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann (1988).
- [Pell 97] Pell, B., Bernard, D., Chien, S., Gat, E., Muscettola, N., Nayak, P., Wagner, M., and Williams, B.: An Autonomous Spacecraft Agent Prototype, in *Proceedings of Agents-97* (1997).
- [Rimey 94] Rimey, R. and Brown, C.: Control of Selective Perception Using Bayes Nets and Decision Theory, *Int. J. of Computer Vision*, Vol. 12, No. 2/3, pp. 137-207 (1994).
- [Rosenblatt 97] Rosenblatt, J.: A Distributed Architecture for Mobile Navigation, *J. of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, Vol. 9, No. 2, pp. 339-360 (1997).
- [Russell 91a] Russell, S. and Wefald, E.: *Do The Right Thing*, The MIT Press (1991).
- [Russell 91b] Russell, S. and Zilberstein, S.: Composing Real-Time Systems, in *Proceedings of IJCAI-91*, pp. 212-217 (1991).
- [榎木 98] 榎木哲夫: 資源制約下での人間-人工物の協調系のデザイン, 人工知能学会誌, Vol. 13, No. 3, pp. 371-378 (1998).
- [滝沢 98] 滝沢, 白井, 三浦, 久野: 不確か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).
- [Tatman 90] Tatman, J. and Shachter, R.: Dynamic Programming and Influence Diagrams, *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 20, No. 2, pp. 365-379 (1990).
- [Wagner 01] Wagner, M., Apostolopoulos, D., Shillcutt, K., Shamah, B., Simmons, R., and Whittaker, W.: The Science Autonomy System for the Nomad Robot, in *Proceedings of the 2001 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1742-1749 (2001).
- [山田 93] 山田誠二: リアクティブプランニング, 人工知能学会誌, Vol. 8, pp. 729-735 (1993).
- [Zilberstein 96] Zilberstein, S.: Resource-Bounded Sensing and Planning in Autonomous Systems, *Autonomous Robots*, Vol. 3, No. 1, pp. 31-48 (1996).

19YY年MM月DD日 受理

著者紹介

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。日本ロボット学会, 電子情報通信学会, IEEE, AAAIなどの会員。