

解説

センサ情報に基づく行動決定のための環境モデリング

Modeling of Environment for Sensor-Based Behavior Planning

三浦 純* *大阪大学大学院工学研究科電子制御機械工学専攻

Jun Miura* *Dept. Computer-Controlled Mechanical Systems, Osaka University

1. はじめに

ロボットは視覚などの外界センサによって環境を認識し、認識結果を基に行動を計画・実行する。したがって、環境をなんらかの形で計算機上にモデリングする必要がある。知能ロボットの初期の研究では、できるだけ一般的かつ詳細な環境のモデルを生成することを目指していた。しかし、実世界の動的性や不確実性の下で一般的な機能を求めれば求めるほど、必要な処理が膨大になり実時間動作が困難になる。そこで、感覚-計画-行動の情報の流れを強化して行動結果の感覚へのフィードバックを高速に、何回も繰り返すことにより、ロボットの知的な振舞いを実現するアプローチが重要視されてきている [1]。

環境のモデリングは、そのようなフィードバックループを規定する大きな要因であるが、どのようなモデリングが適切かは状況に依存する。例えば、視覚移動ロボットが障害物を避けながら移動するとき、ロボットが通る可能性の高い場所についてはある程度詳細な形状のモデリングが必要だが、通る可能性の低い場所は粗くモデリングしておけばよい。また、超音波センサを用いた局所的な障害物検知・回避システムが備わっていれば、視覚情報からは大域的な経路選択に必要な情報だけをモデリングすればよい。衝突しても問題のないロボットおよび環境であり、最終的に目的地に着きさえすればよいのであれば、環境のモデルはほとんど持たずに動き回ればよいかも知れない。

一般により多くの情報をモデリングするためには、より大きいコストがかかる。そこで計画・行動系に必要な情報だけをモデリングするのが望ましい。しかし、計画・行動系にどのような情報が必要かはロボットの行うタスクに依存するので [2]、タスクの解析が必要になる。さらに、モデリングの評価もタスクの達成度に基づいて行う必要がある。

本稿では、まず環境のモデリングというプロセスの一般的な解釈を提示し、次にその解釈にしたがって従来研究を分類・評価する。最後に環境モデリングにおける重要な考え方をまとめる。なお、本稿では主に視覚をもつ移動ロボットのナビゲーションを対象として考えることにする。

2. 環境モデリングの一般的な解釈

ここでは、環境モデリングとは、タスク達成のためにロボットが環境から抽出すべき情報を規定するものと定義する。本章ではこの定義の下で、タスクとモデリングの依存関係を解析し、環境モデリングの一般的な解釈を与える。

2.1 タスク

本稿ではタスクは、以下の3つ組によって規定されるものとする (図1参照)：

- ロボット: ロボットのセンサ系、行動系などのハードウェアとそれによって実現される基本機能。
- 環境: ロボットの動作する環境。
- 作業目標: ロボットが行動によって達成すべき目標。

これは、同じ目標 (例えば、指示された目的地へ到達するという目標) であっても、ロボットや環境が変われば適切な環境モデリングが異なる可能性があることを意味する。

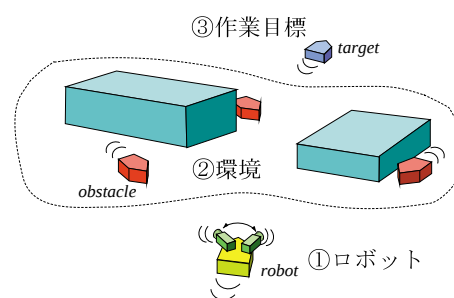


図1 モデリングを規定する3つ組:

- ①視覚を持つ移動ロボットが
- ②動的・静的障害物の存在する環境で
- ③障害物を避けながらターゲットを捕捉するというタスクの例。

原稿受付 2000年3月1日

キーワード: Environment modeling, Task-oriented modeling, Scene understanding

*〒565-871 吹田市山田丘2-1

*Suita, Osaka 565-0871

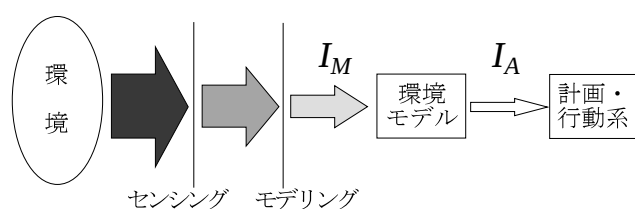


図2 情報の流れ

2.2 環境モデリングの解釈

環境の持つ情報から計画・行動に用いられる情報への変換を概念的に表したのが図2である。環境中に存在する広大な情報のうちセンシングにより獲得できる情報はその一部である。そのセンサ情報から、必要と思われる部分をモデリングしてロボット内部に表現する。さらに、モデリングされた情報 (I_M) から、計画・行動決定に必要な情報 (I_A) を引き出して利用する。図中の矢印の太さは大まかな意味での情報の量を示す。右へ行くほど情報の量は減少する。

この図にしたがい、望ましい環境モデリングとその設計プロセスについて考える。タスク遂行に必要な十分な情報をモデリングすればよい、という原則から考えると $I_M = I_A$ となることが望ましい。 I_A はタスクの解析結果から決まるが、一般に作業目標を達成するための計画・行動の手段は複数あり、それぞれに異なる I_A がある。そこで、望ましい環境モデリングを選択するということは、タスク達成の評価が高くなり、かつできるだけ $I_M = I_A$ に近づくような I_A , I_M の組を、可能なセンサ入力処理方式を考慮しながら選択することになる。そのような選択のためには、モデリングの定義域とその評価法を考える必要がある。

2.3 可能なモデリングの空間

可能なモデリングの空間を構成する軸を考える。まず、どのような情報をどのような構造で表現するか(環境の表現法)の軸がある。次に、その構造上でどの程度詳細に表現するか(表現の詳細度)という軸がある。さらに、表現された情報の時間的・空間的な変動や不確かさをどのように表現するか(不確かさの表現法)という軸がある。

環境の表現法については、タスクに必要な情報 (I_A) に応

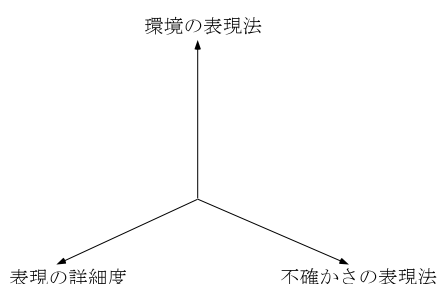


図3 モデリングの分類軸

じて、以下のようなさまざまなものが使われる。

- グリッド表現: 対象領域をグリッドに分割し、各グリッドごとに物体の有無や存在確率を記述する。
- 境界表現: 物体の境界を記述する。2次元平面上をロボットが移動するときには多角形あるいは閉曲線で表現される。
- 特徴物の位置: ナビゲーションに用いるランドマークの位置を記述する。
- センサデータ列: 学習時、あるいはティーチング時に獲得したセンサデータの系列をそのまま、あるいは圧縮して記述する。

不確かさの表現法とは、誤差や時間的変動を陽にモデリングするときの表現法であり、不確かさを確率的に記述するもの、不確かさの範囲だけを記述するものなどがある。

表現の詳細度とは、環境あるいは不確かさの表現法に基づいて、どの程度詳細にデータを記述するかを決めるものである。空間的な詳細度と時間的な詳細度がある。

2.4 評価の空間

次に評価の尺度について考察する。ロボットの目的は与えられたタスクを達成することであるから、タスクの達成度を基にモデリングを評価する。達成度をどのように評価するかもタスク仕様の一部なので、事前に与えられていると考えてよい。ここでは、タスク達成の広い意味での性能という軸(パフォーマンス)と、環境の比較的短期的変動や不確かな入力に対する安定度という軸(ロバスト性)を考える(図4参照)。

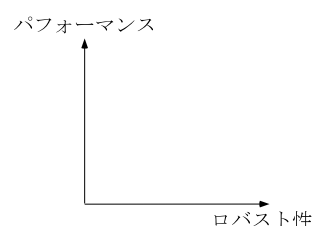


図4 評価空間

パフォーマンスの評価基準としては、作業達成時間、作業達成に要するエネルギーなど、タスクに応じたさまざまなものが考えられる。一般に詳細な情報を利用すると行動の効率は向上するが、詳細な情報を取得・維持するコストも増大する。そこで、モデリングのコストと作業遂行のパフォーマンスのトレードオフを考慮して評価する。

ロバスト性が重要なのは、実世界では一般に環境は動的であり、センサ入力にも誤差などの不確かさが含まれるからである。タスクに規定された、環境の比較的短期的かつ小さな変動や入力の不確かさの下でも作業目標を確実に達成できる必要がある。

例えば、視覚移動ロボットが障害物間を抜けて目的地に到達する、というタスクの場合には、パフォーマンスとして目的地に到達するまでの時間の期待値などを、ロバスト性としては衝突せずに目的地到達する確率や到達時間のばらつきなどを考えることができる。パフォーマンスとロバスト性にトレードオフの関係があるときそれをどのように評価するかは、タスク仕様とモデル設計者の意図に依る。

3. 事例紹介

本章では、タスクに基づいて適切な環境モデリングを行っている研究事例をいくつか取り上げる。

3.1 環境表現法の変化→パフォーマンスの向上

以下の研究は、モデリングする情報 I_M を行動に必要な情報 I_A に近づけることにより、感覚-行動ループの高速化を図るものである。3次元再構成を明示的に行うことなく、画像やセンサ入力から行動に有用な情報を直接取り出している場合が多い。

3.1.1 視覚特徴と行動のマッピング

森 [3] は動物行動学の知見に基づき、サインパターンに基づくロボットのナビゲーションを提唱している。サインパターンとはある特定の行動を誘発する刺激（サイン刺激）のことを指し、比較的単純な処理で特定の刺激（ある一入力における特徴に限らず、動きのリズムなど時間的に広がるパターンでもよい）を抽出し、それに対して決められた行動を実行する。

Srinivasan らは、昆虫の視覚にヒントを得たロボット視覚を実現している。例えば、狭い通路を通り抜けるときに、左右の壁までの距離を計測するのではなく、左右に向けたカメラのオプティカルフローを等しくするようにロボットの進行方向を制御する方式を実現している [4]。

明示的なモデリングを行わずに、ティーチング時に得た画像入力の系列をそのまま蓄えておき、実行時には画像データベースと入力画像との比較によって位置同定や運動制御を行う方法もある [5] [6]。これらの方法は画像そのものを視覚特徴としていえることができる。

3.1.2 環境構造の利用

Koller ら [7] は、ステレオカメラ入力から、道路の平面性を仮定して明示的な対応づけを行うことなく道路領域と障害物領域（他の車）を識別する手法を提案した。対象物が平面のときには左右のカメラ間の変換は線形変換となることを利用し、その変換からずれた場所を障害物として検出する（図5参照）。Onoguchi ら [8] も同様の手法を提案している。

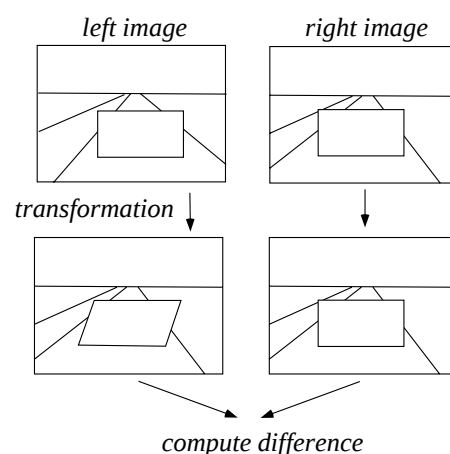


図5 道路の平面性を仮定した障害物検出 [7]

3.2 環境表現法の変化→ロバスト性の向上

3.2.1 定性情報の利用

ロボットの絶対位置・姿勢といった定量的情報は、センサデータの不確かさの影響を受けるのに対し、ロボットが物体に沿って移動しているか、あるいは2つの物体の間を通っているか、といった定性的な情報は比較的安定して得ることができる。

Kuipers ら [9] は、distinctive place(DP) と名付けた環境中の特徴的な場所（廊下の交差点など）の記述とその接続関係のネットワークとして環境を表現することを提案した。DPの位置やDP間の距離といった定量的情報なしにDP間を移動することができる。ただし、DPの認識とDP間の移動が（ほぼ）完全に行えることが必要である。宮下ら [10] は環境中の骨格線を抽出することにより、同様のネットワーク（T-Net と呼ぶ）を形成し環境を準定性的に記述している。

3.2.2 相対情報の利用

ステレオ視で障害物を認識する場合、各特徴点の3次元位置を求めて床面よりある程度の高さにあるものを障害物とすることが多い。しかし、3次元位置を正しく求めるためには、カメラ系が精密にキャリブレーションされている必要がある。Robert ら [11] は、カメラ間のエピソード幾何だけがわかっている（weakly-calibrated という）ステレオカメラ対を使い、ある既知の高さのものを基準にした相対的な高さを計測する手法を考案し、屋外での移動ロボットの障害物回避に応用した。エピソード幾何は両画像上での対応点の組からロバストに求めることができる [12] ので、結果としてロバストな障害物認識が実現されている。

3.3 詳細度の変化→パフォーマンスの向上

必要以上に細かい情報を獲得・保持することはコストパフォーマンスの低下を招く。環境記述の詳細度を適切に制御することにより、 I_M を I_A に近づけることは重要で

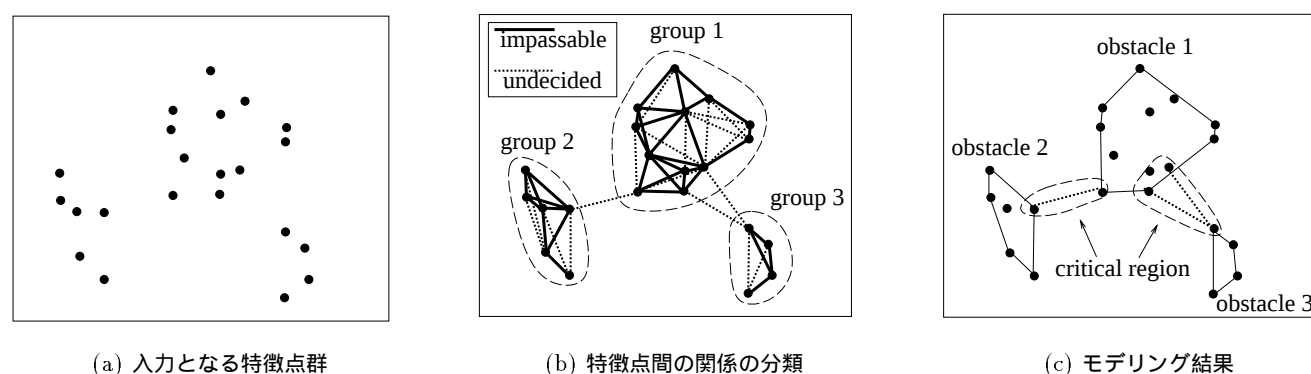


図6 2D セグメントデータからの障害物のモデリング．[13]の図を一部変更．

ある．一般に必要な情報の詳細度は場所によって異なるので，重要なところは詳細に，そうでないところは粗くモデリングするような，非均質な表現が有用である．

3.3.1 タスクにおける重要度に基づいた詳細度の決定

Miura ら [13] はステレオ視覚による環境モデリングにおいて，ナビゲーション上重要な領域とそうでない領域を識別し，非均質な環境記述を行う手法を提案した．移動ロボットが静止障害物を回避しながら目的地へ向かうときには，環境すべてにわたる詳細な情報は不要であり，可能な経路の構造と通過可能性が明らかでない狭い領域の情報があれば十分である．このような考えに基づく環境記述手法の基本的処理を図6に示す．ステレオによって各特徴点の位置と不確かさが得られる．特徴点間の位置関係を，その間を通過可能，通過不可能，不明の3通りに分け，通過不可能関係にあるものを集めて仮想的な障害物とする．その障害物間で特徴点間の位置関係が不明な部分を囲むように危険領域とし，そこでは詳細な情報を保持するが，それ以外のところは大まかな仮想障害物の形状だけを覚えておく．

滝沢ら [14] は，通過可能性が不確かな領域のうち，ロボットの経路計画に重要と考えられる領域を注視・ズームして再観測することにより，重要な領域を選択的に精密化する手法を提案した．環境情報はドローネ三角形 [15] を用いて記述し，再観測した部分は新たに観測したデータを加えてさらに細かいドローネ三角形で記述される．

3.3.2 データに基づいた詳細度の決定

複雑な形状を効率よく表現・利用するための手法として，詳細度の階層を構成して管理する四分木 (quadtree) や八分木 (octree) がある．登尾ら [16] は四分木を利用した経路生成アルゴリズムを提案している．環境の非均質性は形状をモデル化する段階で自然に実現されている．また，経路探索を階層的に (粗密的に) 行うことにより，効率のよい環境モデルの利用が実現されている．

3.3.3 複数詳細度の並列利用

Zepek [17] は移動ロボットのオンライン計画において，一定の計画時間内にできるだけよい経路を生成するために，複数の異なる詳細度のグリッド地図上で並列に経路計画手続きを実行し，時間内に得られたもののうちもっとも詳細度が高い地図上での経路を採用する手法を提案した．経路計画に要する時間は環境に依存して変化し事前には知ることが難しいので，並列に処理することは有効である．

3.3.4 コストパフォーマンスの評価に基づく詳細度の適応的決定

一般に環境を詳細に調べれば結果としてのパフォーマンスは向上するが，調べるためのコストがかかる．したがって必要以上に細かくすることは意味がない．そこで，どの程度詳細に調べればどの程度のパフォーマンス向上をもたらすかについての知識を利用して適応的に詳細度を決定する手法が考案されている [18]．

3.3.5 学習に基づく状態空間の自律生成

環境表現の適切な詳細度をあらかじめ与えるのが難しい場合には，学習によって自律的に詳細度を決定する (状態空間を生成する) ことが考えられる．浅田ら [19] は行動の履歴を解析し，状態遷移と行動ができるだけ1対1に対応するように構成する手法を提案している．また，Ishiguro ら [20] は同じ動作が異なる結果を引き起こすような状態を再帰的に分割することにより，状態空間を生成する手法を提案している．

3.4 不確かさの表現法の変化→ロバスト性の向上

センサ入力やロボット動作の不確かさが避けられないときには，それを考慮することによりロバストな行動が可能となる．

Elfes [21] は2次元の領域をグリッドに分割し，各グリッドで障害物の存在確率を記述する occupancy grid という手法を提案し，センサ情報の不確かさの下でも安全にナビゲーションできることを示した．

ランドマークによって位置決めを行いながら移動する場

合、異なる時間で観測されたランドマーク同士の対応づけが必要である。このとき、観測や移動の不確かさを陽に考慮することにより、ロバストな対応づけが可能となると同時に、得られた情報を統計的に統合することにより精度よい位置推定が可能となる。Ayacheら[22]は拡張カルマンフィルタを用いてこのような問題を定式化した。この方式では推定値とその誤差分散が漸化的に計算できるので、保持すべき情報量が少ないというメリットがある。ただし、この方法は推定の誤差は扱えるが、センサ情報の解釈のあいまいさ(間違い)は扱えない。間違った解釈はロボットの計画・行動に大きな影響を与えるので、あいまいさが無視できないときにはそのモデリング[23]が重要となる。

明示的なランドマーク間の対応づけを用いずにセンサデータと地図を直接比較し、統計的に尤もらしいロボット位置を推定する手法に Markov Localization と呼ばれる手法がある[24]。あいまいさと誤差を統一的に扱っているところが特徴的である。

3.5 不確かさの表現法の変化→パフォーマンスの向上

不確かさの表現として、不確かさの範囲を記述する場合と、その範囲の中での確率分布を記述する場合とがある。前者はモデリング対象に対する事前知識をあまり必要としない[25]。後者は、対象の確率的振舞いを知る必要があるが、確率分布を考えることにより(期待値の意味で)より効率的に行動できる場合がある。例えば図7でロボットの目的地が図の上方にある場合、範囲を考えるだけでは必要以上に大回りをする可能性がある。

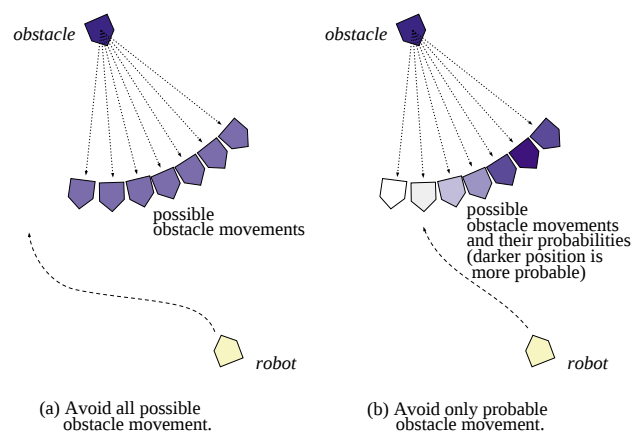


図7 不確かさの範囲でなく確率分布を考えることが望ましい状況[26]

4. タスクを考慮した環境モデリングの一般化に関する従来の研究

本章では、タスクを考慮して適切な環境モデリングを行う手法を一般化しようとする試みを紹介する。

Ikeuchiら[2]はロボット用視覚システム設計のアプローチ

として、タスク指向視覚(task-oriented vision)を提案した。これは従来の一般3次元ビジョンを目指すアプローチ[27]でなく、ロボットのタスクごとに適切な表現、処理方法を考えるものである。ロボットのタスクの分析から始まり、タスクの対象物の表現が持つべき機能の分析と、それに基づく表現の選択、そのような表現を抽出できる視覚特徴の選択、さらには、そのような表現と特徴を得るための視覚処理の設計、といったように後ろ向きに必要な表現・処理を決定していくことを提案している。ロボットのタスクから対象物の表現が持つべき機能がほぼ一意に定まる場合に特に有効な考え方である。

Horswill[28]はspecializationと呼ばれる視覚システム設計手法を提案した。そこでは、環境の構造を拘束条件として使い、タスクに必要な情報を得る手続きをその拘束条件のもとで可能な限り単純化する。その結果、特定の環境に特化してはいるが非常に高速でロバストな視覚システムが設計できる。例えば、床にテクスチャがほとんどない、という知識を用いると、回りの物体までの距離を求める手続きは、テクスチャのない画像上の点のうち、各 x 座標(横軸)でもっとも上方にある点の位置を求めることに帰着される。これは環境に関する知識を最大限活用し、最小の I_M を実現する試みであると言える。

5. 望ましい環境モデリングについての考察

本章ではこれまでの議論をまとめ、望ましい環境モデリングとはどのようなものであるかについて考察する。

5.1 $I_M \approx I_A$

環境モデリングはタスクの実行に必要な十分な情報を規定すればよいので、対象とするタスクの範囲をできるだけ正確に定めて解析し、必要な情報 I_A を決定することが重要である。 I_M は実際のセンサ入力処理方式に依存するので、どのような方式が実現可能か、あるいはどの方式が効率的か、といったことを考慮しながら、 I_M を決定することが必要である。

5.2 非均質な表現

環境内の興味ある場所はタスクによって異なる。すべての場所を一律に必要な詳細度でモデリングすることはコストがかかるので、環境モデリングの非均質性(場所によってモデリングすべき情報が異なる)を表現できることが重要である。また、重要な場所が事前にわからない場合や時間的に変化する場合もあるので、タスクを実行しながら適応的に情報の内容・詳細度を制御することが必要である。

5.3 不確かさの表現

環境に関する知識やセンサ入力には不確かさが含まれるので、それらを表現することが必要である。必要十分な情報をモデリングするという基本的立場から、行動・計画

系がどのような不確かさ情報を利用するかを考慮した上で、環境モデリングにおける不確かさの表現法を検討する必要がある。

5.4 複数表現の利用

タスクがさまざまな種類の作業を含んでいる場合、ある作業に有効なモデリングが他の作業に有効であるとは限らない。すべての作業に有効な一般的な表現を選択すると、モデリングコストが増大するか、あるいは十分にモデリングできなくなってしまう可能性がある。現実的な解は、複数の表現を同時に保持し作業によって使い分けることであろう。例えば、障害物の局所的な回避には対象物体の大きな形状と位置が必要だが、大域的な経路選択には特徴的な場所の接続関係を表すグラフ表現が適している。しかし、複数の表現それぞれについて観測を行うのは非効率なので、複数の表現間の情報の引き渡しが効率よくできることが重要である。

6. お わ り に

本稿では、環境モデリングを、タスク達成のためにロボットが環境から抽出すべき必要十分な情報を規定するもの、ととらえ、どのようなモデリングが望ましいかを、主に例を挙げる形で論じた。モデリングはタスクごとに独立した作業と考えがちであるが、タスクをよく解析し可能なモデリングの空間を把握した上で、今までに実現したタスク（およびそれに伴うモデリング）との関係も考慮しながら行えば、ある程度見通しのよいものになるのではないかと考えている。本稿がそのための一助となれば幸いである。

参 考 文 献

- [1] 三浦 純: “感覚と行動の統合による知的なふるまいの実現に向けて”, 第15回ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 547-550, 1997.
- [2] K. Ikeuchi and M. Hebert: “Task Oriented Vision”, *Proc. of Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2187-2194, 1992.
- [3] 森英雄: “動物行動学から何を学ぶか”, 日本ロボット学会誌, Vol. 14, No. 4, pp. 490-495, 1996.
- [4] K. Weber, S. Venkatesh, and M.V. Srinivasan: “Insect Inspired Behaviours for the Autonomous Control of Mobile Robots” in *From Living Eyes to Seeing Machines*, M.V. Srinivasan and S. Venkatesh (eds.), Oxford University Press, pp. 226-248, 1997.
- [5] 松本, 稲葉, 井上: “視野画像列を利用した経路表現に基づくナビゲーション”, 日本ロボット学会誌, Vol. 15, No. 2, pp. 236-248, 1997.
- [6] 前田, 久野, 白井: “固有空間解析に基づく移動ロボットの位置認識”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J80-D-II, No. 6, pp. 1530-1538, 1997.
- [7] D. Koller, Q.-T. Luong, and J. Malik: “Using Binocular Stereopsis for Lane Following and Lane Changing”, *Proc. IEEE Symp. on Intelligent Vehicles*, 1994.
- [8] K. Onoguchi, N. Takeda, and M. Watanabe: “Planar Projection Stereopsis Method for Road Extraction”, *Proc. 1995 Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, Vol. 1, pp. 249-256, 1995.
- [9] B.J. Kuipers et al.: “A Robust Qualitative Method for Robot Spatial Learning”, *Proc. AAAI-88*, pp. 774-779, 1988.

- [10] 宮下, 石黒, 辻: “T-Net: 実環境における正確なロボットの誘導と環境構造の獲得”, 日本ロボット学会誌, Vol. 14, No. 7, pp. 986-993, 1996.
- [11] L. Robert, M. Buffa, and M. Hebert: “Weakly-Calibrated Stereo Perception for Rover Navigation”, *Proc. 1994 DARPA Image Understanding Workshop*, pp. 1317-1324, 1994.
- [12] Z. Zhang et al.: “A Robust Technique for Matching Two Uncalibrated Images through the Recovery of the Unknown Epipolar Geometry”, *Artificial Intelligence*, Vol. 78, pp. 87-119, 1995.
- [13] J. Miura and Y. Shirai: “Modeling Obstacles and Free Spaces for a Mobile Robot using Stereo Vision with Uncertainty”, *Proc. 1994 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 3368-3373, 1994.
- [14] 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, 1994.
- [15] O.D. Faugeras, E. Le Bras-Mehlman, J.D. Boissonnat: “Representing Stereo Data with the Delaunay Triangulation”, *Artificial Intelligence*, Vol. 44, pp. 41-87, 1990.
- [16] 登尾, 浪花, 有本: “クワッドツリーを利用した移動ロボットの高速経路生成アルゴリズム”, 日本ロボット学会誌, Vol. 7, No. 5, pp. 403-412, 1989.
- [17] J.S. Zelik: “Performing Concurrent Robot Path Execution and Computation in Real-Time”, *Proc. 1996 AAAI Fall Symp. on Flexible Computation in Intelligent Systems*, pp. 160-167, 1996.
- [18] 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.
- [19] 浅田, 野田, 細田: “ロボットの行動獲得のための状態空間の自律的構成”, 日本ロボット学会誌, Vol. 15, No. 6, pp. 886-892, 1997.
- [20] H. Ishiguro, R. Sato, and T. Ishida: “Robot Oriented State Space Construction”, *Proc. 1996 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1496-1501, 1996.
- [21] A. Elfes: “Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation”, *IEEE J. of Robotics and Automation*, Vol. 3, No. 3, pp. 249-265, 1987.
- [22] N. Ayache and O.D. Faugeras: “Maintaining Representations of the Environment of a Mobile Robot”, *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 5, No. 6, pp. 804-819, 1989.
- [23] 三浦, 白井: “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.
- [24] S. Thrun et al.: “MINERVA: A Second Generation Mobile Tour-Guide Robot”, *Proc. 1999 Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1999-2005, 1999.
- [25] S. Atiya and G. Hager: “Real-Time Vision-Based Robot Localization”, *Proc. 1991 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 639-643, 1991.
- [26] J. Miura and Y. Shirai: “Modeling Motion Uncertainty of Moving Obstacles for Robot Motion Planning”, *Proc. 2000 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, 2000 (to appear).
- [27] D. Marr: *Vision*, Freeman, San Francisco, 1982.
- [28] I. D. Horswill: “Polly: A Vision-Based Artificial Agent”, *Proc. AAAI-93*, pp. 824-829, 1993.

三浦 純 (Jun Miura)

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