

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

大阪大学 三浦 純

Toward Intelligent Behavior of Robot by Integration of Perception and Action

Jun Miura: Osaka University
URL: <http://www-cv.mech.eng.osaka-u.ac.jp/~jun/>

Abstract – This paper discusses the integration of perception and action to realize intelligent behaviors of robot. The problems in the real world to cope with, the approaches to solving them, and the future directions are described.

Key Words: Intelligent robot, real world, integration of perception and action

1 実世界における知能ロボット

与えられたタスクを達成するために、自立的に、あるいは人間と協調として行動する知能ロボットの実現が期待されている。近年の計算機技術、特に高速・高性能ハードウェアの開発により、より多くの情報を高速に処理することが可能となった。そこで、ロボットの、実世界を含んだ感覚 - 思考 - 行動フィードバックを強化することにより、広範囲のタスクを、効率的かつロバストに実行できるロボットの実現を目指して研究が行われている [1]。

シミュレーション世界、あるいは非常に限定された環境ではうまくいった手法が、実世界では破綻する原因として、以下のことが考えられる：

1. 実環境は動的である：

- ロボット自身の働きかけがなくても、他の要因によって環境は変化し続ける。状況変化に対して高速に反応しなければならない。また、人間と協調するためには実時間の応答が重要である。

2. 実環境は不確かである：

- 感覚の不確かさ：感覚からの入力情報は不十分、あるいは不確かである。完全な情報が得られることはほとんどない。
- 行動の不確かさ：指示した行動が予測通り実行され、予測通りの環境変化をもたらすとは限らない。

3. 実環境はオープンである：

- 複雑性：実環境は複雑で事前にすべてをモデル化することが計算量的に困難。
- 予測不可能性：生じ得る状況のすべてを事前に行うことができず、予測不可能な状況が生じる。あるいは、決定的に予測はできない。

4. 計算機の能力は有限である：

- 感覚情報解釈、行動プランニング、行動制御のすべては、有限の計算資源のもとで行われる。理論的には（アルゴリズム的には）処理可能でも現実的には困難であることが多い。

図 1 に知能ロボットの情報処理のモデルを示す。知能ロボットの初期の研究では、すべての部分（例えば、環境記述生成部）に完全な（一般的な）処理を実現し、それらを結合することにより、できるだけ広範囲のタスクに対処できるシステムを構築しようとしていた。しかし、実際には完全な処理は実現困難であり、また、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、実時間性の低いものになっていた。

しかし、上述したような実世界における問題点が認識されるにつれ、それらを解決するための研究が行われるようになってきた。そこでは、感覚の行動の統合 [2] によっ

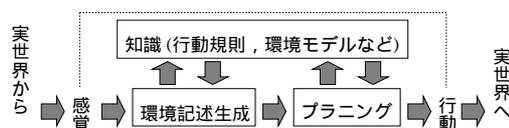


図 1: 知能ロボットの情報処理のモデル

て、すなわち図 1 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、ロボットの知的なふるまいを実現する。

本論文では、視覚センサのような非接触のセンサにより環境を認識し行動するロボットを想定し、知的なふるまいを実現するためのアプローチを議論する。

2 感覚と行動の統合へのアプローチ

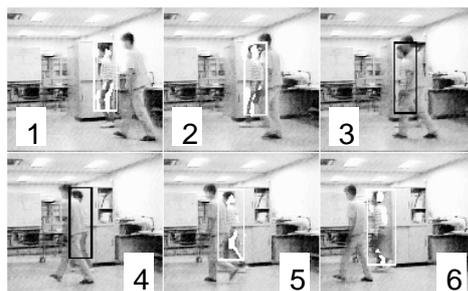
本章では、感覚と行動の統合へのアプローチを分類し、関連する研究例を紹介する。

2.1 ループの高速化

2.1.1 処理速度の向上

計算機の高速化により、単位時間当たりに扱う情報量を増加させる。感覚処理の高速化では、重点領域「知能ロボット」で開発された多数の DSP を用いた高速視覚処理システム [3] や、1ms 感覚行動統合システム [4] がある。DSP 視覚システムでは、オプティカルフローによる複数物体追跡 [5] やフローと視差を用いた実時間追跡 [6]、あるいは動物体の実時間輪郭抽出 [7] など、従来のシステムでは時間的に実時間処理が困難であったものが実現されている。

図 2 に、オプティカルフローと距離を用いた動物体のロバストな実時間追跡を、12 個の DSP の並列処理により実現した例 [6] を示す。距離を利用して物体間の隠蔽関係の判断も行える（図中の黒いウィンドウは追跡対象の物体が隠されていることを示す）。



このアプローチでは、処理サイクルを速くすることにより、環境が動的な場合でも、前回入力された感覚情報からの変化が小さくなり、簡単な情報処理で済む可能性がある。例えば、図2では、フレーム間で物体はほぼ等速直線運動をするとして追跡している。また、高速局所相関に基づいたトラッキング [8] もその好例である。

2.1.2 処理内容の選別

処理する情報を必要最小限にして、限られたバンド幅を有効に使う。これは、タスクを分析して必要な情報だけを効率よく抽出・利用しようとするアプローチである。

移動ロボットの視覚誘導タスクを分析し、サインパターンと呼ばれる定型認識 - 行動を抽出し、それらに特化した感覚 / 行動処理を行うことにより実時間での移動を実現したもの [9] や、タスクと行動環境を分析し、非常に簡単な画像処理と行動の組合せで、ロボットのふるまう移動ロボットシステムを開発した例 [10] などがある。後者の例では、例えば、障害物は画像を下端から上方へ走査し、床のカーペットと異なる色を持つ領域を抽出することにより検出する。

また、タスクに関する高度な知識ベースを利用して、オンラインに必要な処理を選択することにより高速化をはかることができる。タスク実行中の可能な状態遷移をコンテキストとして感覚情報を解釈するもの [11] や、タスク記述と環境モデルから、タスク実行に必要な視覚情報を効率よく獲得する戦略を生成するもの [12] などがある。いずれも知識を用いた注視点制御の例である。

2.2 不確かさの明示的なモデル化と利用

不確かさを陽に考慮することによりロボットの効率のよいふるまいが可能となる。不確かさを考慮するにあたっては、

- 不確かさのモデル化手法
- 不確かな情報の評価法

が重要なポイントとなる。

2.2.1 不確かさのモデル化

動作や感覚情報の誤差を確率分布 (正規分布がよく用いられる) で表現・利用するものとして、移動ロボットの誤差予測とランドマーク観測による誤差軽減 [13] や感覚情報の不確かさの確率的モデル化とそれに基づいたセンシング戦略生成 [14] などがある。

データの解釈のあいまいさを扱ったものとしては、物体認識において、認識仮説集合を Dempster-Shafer 理論を用いて表現し、さらに仮説検証のためのセンシング戦略を生成するもの [15]、ベイズ推定を用いて交差点シーンの解釈を行い、さらに解釈のあいまいさを減らすための観測行動を計画するもの [16]、ステレオ視における左右特徴の対応づけのあいまいさをモデル化し、さらにあいまいさ解消のための視点選択を行うもの [17] などがある。

また、確率的な不確かさではなく、データの不十分さを扱ったものとして、ステレオデータから障害物領域を検出する際に、障害物かどうか判定ができない領域を抽出し、ズームアップして再観測することにより判定を行う手法 [18] や、距離センサによる観測結果中の隠れ領域を解析し、次の視点を決めてゆく手法 [19] などがある。

情報の不確かさや情報間の因果関係が確率的にモデル化されているときには、ベイズネット (Bayesian Network) (あるいは、influence diagram) [20] が便利である。移動ロボットの行動制御 [21] やアクティブビジョンを用いた物体認識プランニング [22] などに用いられている。

感覚情報に不確かさがある場合には、タスク遂行に必要な程度にその確からしさを増すことが必要になり、必然的に感覚と行動のループを何回も実行することになる。そのために、複数の感覚情報を統合するためのセンサフュージョン技術 [23] が利用される。複数感覚情報を統合しつつ行動する例として、超音波センサと赤外線センサを用いた移動ロボットの制御 [24] がある。

2.2.2 不確かさの評価

物体認識において、感覚情報の不確かさ (例えば、物体の種類 [15][16] や物体の位置 [14]) を確率分布で表現する場合、確率分布がどの程度偏っているかが評価の基準となるので、例えば、確率分布のエントロピーが評価に使われる。次の観測行動を選択する際には、もっともエントロピーの期待値が小さくなると予測される観測を選択する。

しかし、不確かな情報に基づいて行動し何らかのタスクを達成する (例えば、目的地へ到達する) ことが目的の場合、ただ不確かさを減らすのではなく、不確かさをどの程度減らせば、タスクの達成度 (時間や精度など) がどの程度向上するか、を評価しなければならない。すなわち、タスクを考慮した評価が必要になる。以下に、不確かさを考慮したロボット制御とそこでの不確かさの評価の例をいくつか紹介する。

(a) 不確かさを考慮した移動ロボットの視覚 - 行動プランニング [25] 図3に示す問題を考える。移動ロボットがステレオ視覚によって環境を認識し、障害物を避けながら指示された目標位置へ向かう。前方の狭い空間を通る経路があるが、視覚情報の不確かさのため、通れるかどうかは現在の位置からはわからない。右側を迂回する経路は通れることはあらかじめわかっているが、目的地までの距離は長い。近づいても一度観測すれば、通れるかどうかの方がより正確に判断できる。しかし、観測にはコスト (時間) が必要であり、さらに、観測しても通れないことがわかる可能性もあり、その場合には、近づくための移動コストが無駄になる。場合によっては、これ以上観測するのはやめて既知の迂回路を進んだ方がよい場合もある。このような状況で、目標位置到達までの時間の期待値を最小にする、という意味で最適な観測と移動の系列を求めることが問題である。

この問題の場合、不確かさを含む視覚情報の価値は、その結果得られる行動の結果から間接的にしか評価できない。すなわち、ある観測による不確かさの減少量の予測は得られるが、その減少がタスクの達成度 (この場合は到達時間の期待値の減少) にどの程度寄与するかは明らか

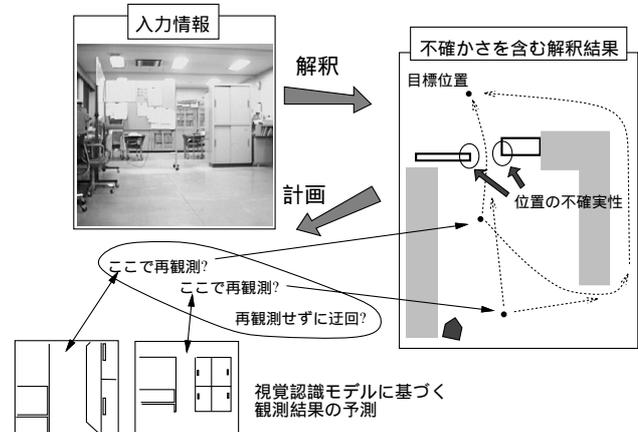


図3: 視覚の不確かさとコストを考慮したプランニング

ではない。そこで、可能な観測 - 行動プランの空間を探索することになる。プランが得られた後で、そのプラン中で行われる観測が、このタスクの場合に有用であったことがわかる。しかし、十分経験を積んだ後では、現在の状況からのみで適切な観測を決定する知識を得ることができる可能性はある。

(b) 視覚と移動の不確かさを考慮した移動ロボットの効率的な視覚フィードバック走行 [26] われわれが車を運転するとき、広い道路では速く進めるが、狭い道路でのすれ違いでは、衝突しそうな場所をよく観測しながらゆっくり進む。いつでも一定速度で動くのではなく、状況（この場合は空間の狭さ）に応じて適応的に速度制御することにより、安全かつ効率的な走行が実現できる（図 4 参照）。視覚データとデッドレコニングデータから次の観測時点でのロボットの位置誤差を推定し、もっとも誤差が大きい場合でも計画軌道へ安全に復帰できるという条件を満たす限り、できるだけ長い距離を進む、という規範で軌道上の観測位置を選んでゆくことにより、このようなふるまいが実現できる。

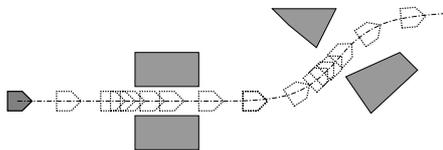


図 4: 状況に応じた適応的な速度制御

(c) タスクの予測成功確率に基づく視覚情報の不確かさの評価 [12] 視覚フィードバックによって物体の組立作業を行う際に、視覚センサを最適な場所へ配置する問題を考える。視覚情報が多次元ベクトルで表現され、ある観測を行ったときの予測される情報の不確かさが誤差ベクトルの共分散行列の形で与えられるとする。視覚情報だけに注目すると、例えば共分散行列の行列式を小さくするという評価基準が考えられる。しかし、ある特定の作業において、視覚情報のある部分が他の部分に対して重要である場合がある（例えば、組み付け作業で、ある方向のはめ合いが他の方向よりきつく、より正確な位置決めを必要とする場合）。誤差ベクトルの要素間の相対的な影響度は、例えば共分散行列の各成分の重みつき和を用いて評価することも考えられるが、その重みも動作によって変化し、複雑な形状の物体に対しては適切な重みを計算することは容易ではない。そこで、そのような調整がいらず、しかもタスクの達成度を直接的に評価できる評価法として、予測成功確率にもとづく評価を用いる。これは、タスク達成のために物体位置が満たすべきパラメータ空間の領域に入る確率を用いるものである（図 5 参照）。

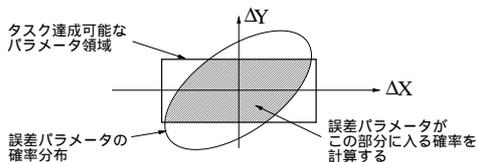


図 5: 予測成功確率の計算 (2次元の場合)

2.3 ループの設計と適応

2.3.1 ループの設計

感覚と行動を密に統合したロボットを構築するための設計原理として、Brooks [27] による、行動ベースのアプローチがある。これは、ロボットのタスクを、感覚行動

ループ (ビヘービア) を基本単位として、それによって実現できるサブタスクに分割し、それらを組み合わせることにより全体のシステムを構築する。各ビヘービアは対象とするサブタスクが元のタスクより小規模なのでロバストかつ実時間性を保証するための設計が楽になる。実世界で動作するロボットの、少なくとも下位レベル処理 (速いフィードバックサイクルが要求されるレベル) の実現方法として非常に有望である。このようなアプローチに基づいたシステムを容易に実現するためのプラットフォームとして、ビヘービネット [28] が提案されている。

2.3.2 ループの適応と学習

オープンな環境では、システム設計時に可能な状況の枠を設定することができない。タスクを限定し、そのタスクの遂行に必要なレベル / 範囲の情報に限れば、数え上げることが可能な場合もあるが、一般には難しい。そこで、感覚行動ループを適応的に構成する能力が求められる。例えば、強化学習による視覚情報からの行動選択規則の学習 [29]、移動ロボットを多視点からの画像を用いて誘導する分散視覚システムにおける複数視覚エージェントの自己組織化 [30]、センサ情報と人間からのアドバイスを確率モデル上に統合し、徐々に環境の状況を学習してゆくロボット [31] などがある。

2.2.2 節で、不確かさを評価するには、ロボットのタスクを考慮することが重要であることを述べた。学習においても同様に、学習結果のタスクに基づく評価が重要である。強化学習はそのための 1 つの枠組である。

2.4 情報処理の価値とコストの考慮

より広範囲の、より複雑なタスクを扱うためには、より多種・多量の情報を処理する必要がある。しかし、実世界では情報処理のコストは無視できないので、情報処理によって得られるメリットと、それを行うためのコストとのトレードオフを常に考えなければならぬ [32]。例えば、図 3 の問題では、視覚情報の価値とそれを得るためのトレードオフを考慮していた。従来から実時間システムを設計する際には、少なくとも暗にはこの問題を扱ってきたはずであるが、このトレードオフを明示的に扱う枠組を研究することで、効率的なシステムの設計指針を与えることができると思われる。

情報処理の価値とコストとのトレードオフは、図 6 のように直観的に説明できる。図中、一番上の曲線は性能曲線 (performance profile) [34] と呼ばれ、情報処理量とそれによって得られる性能の関係を表す。一般に、この曲線はある上限値に漸近する曲線になることが多い。また、一番下の曲線は、情報処理量とそれに必要なコストとの関係を表している。実際に必要な計算時間などのコストに加え、動的環境では処理結果が得られるまでに状況が変化するために処理結果の有用性が低下することも含めて考える。以上 2 つの曲線が与えられたとき、その差の曲線 ($p - c$) から最適な情報処理量が決定できる。実際には、このような単純な形でモデル化できる場合は少ないが、情報処理の価値とコストを同一の単位で表現し、それらのトレードオフを評価することが重要である。

例として、図 3 のプランニング問題を再び考える。ここでは、視覚認識のコストと得られる視覚情報の価値とのトレードオフを考慮してプランニングを行った。しかし、感覚情報が不確かさを含む場合に、最適解を求めようとして先読みを深くしたり、あるいは不確かな情報を表現する連続確率分布の (数値計算のための) 離散化の粒度を細かくすると計算量が爆発し、かえって効率を落す。そこで、プランニング時間とプランの実行時間の和の期待値を

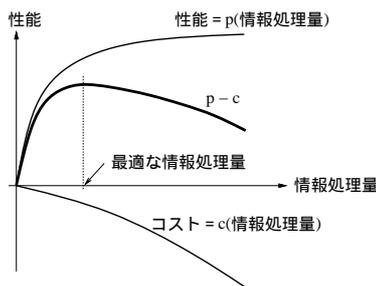


図 6: 情報処理の価値とコストのトレードオフ. この図は [33] に基づいている

最小化する¹という基準で適切なプランニング時間を決定する手法が研究されている [35]. 固定探索深さ + 固定粒度の手法に比べ, 適応的にそれらを変えることにより, より効率の良いプランニングが可能である.

3 まとめと今後の課題

本稿では, 実世界で考慮すべき問題点として, 実世界の (1) 動的性, (2) 不確実性, (3) オープン性, (4) 限定資源性, をあげ, それらを解決するためのアプローチとして, (1) 処理の高速化, (2) 不確かさの明示的な扱い, (3) 適応 / 学習, (4) 処理時間の考慮, をあげた. これ以外にも, 並列処理技術など, 効率的なシステム構築のための手法の発展が望まれる.

ロボットはシステムであり, 各機能要素とその組合せを (ハードウェア, ソフトウェアを含めて) バランス良く設計する必要がある. 一部分だけを高度化しても, 他の部分はその結果を生かせなければ無駄である. あるいは, 他の部分はその結果を利用しようとして処理を増加させた結果, かえって効率を落したり, ロバスト性を失ったりすることがある.

環境中には (ある意味で) 無限の情報が含まれているが, 実際にロボットがタスク達成のために必要とする情報はそのごく一部である. 現時点でどの程度の情報が必要かを常に考慮しつつ, オンラインで感覚 / 思考 / 行動をバランス良く制御する (資源割り当てを行う) ための, スケジューリング処理も重要である.

謝辞: 日頃御指導頂く大阪大学白井良明教授に感謝致します. また, 本稿をまとめる上で, 重点領域「知能ロボット」関連会議での議論が参考になりました.

参考文献

[1] 井上博允. 知能ロボットに関する最近の研究動向: 重点領域研究「知能ロボット」とその周辺. 計測と制御, 35-4, pp. 237-242, 1996.
 [2] 白井良明. 感覚と行動の統合による実環境の理解. 計測と制御, 35-4, pp. 256-261, 1996.
 [3] 白井他. 実時間画像処理のための共通プラットフォーム. 文部省科学研究費重点領域「知能ロボット」平成7年度報告書, 1996.
 [4] 石川他. 1ms 感覚運動統合システム. 第13回ロボット学会学術講演会, pp. 483-484, 1995.
 [5] S. Yamamoto et al. Realtime Multiple Object Tracking Based on Optical Flows. In *Proc. ICRA-95*, pp. 2328-2333, 1995.
 [6] R. Okada et al. Object Tracking Based on Optical Flow and Disparity. In *Proc. MFI-96*, pp. 565-571, 1996.
 [7] S. Araki et al. Split-and-Merge Contour Models Based on Crossing Detection for Tracking Multiple Moving Objects. In *Proc. RWC-97*, pp. 424-431, 1997.

[8] 井上他. 局所相関演算に基づく実時間ビジョンシステムの開発. 日本ロボット学会誌, 13-1, pp. 134-140, 1995.
 [9] 森他. 構内道路を走行する自律移動ロボット. 日本ロボット学会誌, 5-5, pp. 361-374, 1987.
 [10] I. Horswill. Polly: A Vision-Based Artificial Agent. In *Proc. AAAI-93*, pp. 824-829, 1993.
 [11] 國吉他. 人間が実演して見せる作業の実時間視覚認識とそのロボット教示への応用. 日本ロボット学会誌, 9-3, pp. 295-303, 1991.
 [12] 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, 14-4, pp. 574-585, 1996.
 [13] N. Ayache and O.D. Faugeras. Maintaining Representations of the Environment of a Mobile Robot. *IEEE Trans. on Robotics and Automat.*, 5-6, pp. 804-819, 1989.
 [14] A. Cameron and H. Durrant-Whyte. A Bayesian Approach to Optimal Sensor Placement. *Int. J. of Robotics Res.*, 9, pp. 70-88, 1990.
 [15] 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.*, 5-6, pp. 765-783, 1989.
 [16] H. Takizawa et al. Recognition of Intersection Scene by Attentive Observation for a Mobile Robot. In *Proc. IROS-96*, pp. 1648-1654, 1996.
 [17] 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, 12-8, pp. 1222-1230, 1994.
 [18] 滝沢他. 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緻化. 日本ロボット学会誌, 13-7, pp. 963-970, 1995.
 [19] J. Maver and R. Bajcsy. Occlusions as a Guide for Planning the Next View. *IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell.*, 15-5, pp. 417-433, 1993.
 [20] J. Pearl. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Network of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann, 1988.
 [21] T. Dean et al. Coping with Uncertainty in a Control System for Navigation and Exploration. *Proc. AAAI-90*, pp. 1010-1015, 1990.
 [22] R.D. Rimey. *Control of Selective Perception Using Bayes Nets and Decision Theory*. PhD Thesis, Computer Science Department, The University of Rochester, 1993.
 [23] 「センサフュージョン」特集号. 日本ロボット学会誌, 12-5, 1994.
 [24] A. Elfes. Dynamic Control of Robot Perception using Multi-Property Inference Grids. In *Proc. ICRA-92*, pp. 2561-2567, 1992.
 [25] 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, 7-5, pp. 850-861, 1992.
 [26] I.H. Moon et al. Planning of Vision-Based Navigation for a Mobile Robot under Uncertainty. In *Proc. IROS-97*, 1997.
 [27] R.A. Brooks. A Robust Layered Control System for a Mobile Robot. *IEEE J. on Robotics and Automat.*, 2-1, pp. 14-23, 1986.
 [28] 稲葉他. ビヘービオネットを基礎におく感覚と行動の密な結合へのアプローチ 第13回ロボット学会学術講演会, pp. 485-486, 1995.
 [29] 浅田他. 視覚に基づく強化学習によるロボットの行動獲得. 日本ロボット学会誌, 13-1, pp. 68-74, 1995.
 [30] 田中他. 分散視覚エージェントによる移動ロボットの誘導. 第14回日本ロボット学会学術講演会, pp. 739-740, 1996.
 [31] H. Asoh et al. Combining Probabilistic Map and Dialog for Robust Life-long Office Navigation. In *Proc. IROS-96*, pp. 807-812, 1996.
 [32] S. Russell. Rationality and Intelligence. *Proc. IJCAI-95*, pp. 950-957, 1995.
 [33] E.J. Horvitz. *Computation and Action Under Bounded Resources*. PhD thesis, Stanford University, 1990.
 [34] T. Dean and M. Boddy. An analysis of time-dependent planning. In *Proc. of AAAI-88*, pp. 49-54, 1988.
 [35] J. Miura and Y. Shirai. Vision-Motion Planning for a Mobile Robot considering Vision Uncertainty and Planning Cost. In *Proc. IJCAI-97*, 1997.

¹ 指示を受けてからタスク達成までの時間の最小化である.