

# 観測範囲に制限のあるセンサ情報の外延と統合によるロボットの行動生成法

Motion generation of robot with limited sensing range based on extrapolation and integration of sensor spaces



小林 祐一 (Yuichi KOBAYASHI Ph. D.)

静岡大学大学院 工学研究科 准教授

( Associate Professor, Shizuoka University Graduate School of Engineering )

日本ロボット学会 計測自動制御学会 日本機械学会 精密工学会 IEEE

受賞: 第 23 回日本ロボット学会研究奨励賞, 2008 計測自動制御学会 システムインテグレーション部門大会優秀講演賞, 2006 第 16 回インテリジェント・システム・シンポジウム (日本機械学会主催) ベストプレゼンテーション賞, 2006 日本ロボット学会賞, 2000

著書: Lecture Notes in Artificial Intelligence, Springer, vol.7906, pp.272-281, April 2013. M. Gouko, Y. Kobayashi and C.H. Kim, "Online exploratory behavior acquisition of mobile robot based on reinforcement learning" Lecture Notes in Computer Science, Springer, 2010, Volume 6414, Social Robotics, Pages 100-109, M. Gouko and Y. Kobayashi, "State Representation with Perceptual Constancy Based on Active Motion" V. Kordic (Eds.), Robotics 2010 Current and Future Challenges, In-tech, 85-108, 2010/2, Y. Kobayashi and S. Hosoe, "Reinforcement learning approach to object-contact motion with estimation of low-dimensional submanifold and mode-boundary"

研究専門分野: ロボット工学 知能情報処理

**あらまし** ロボットが多様な環境で仕事を達成するためには、世界座標系での 3 次元的な物体表現やロボット手先の位置・姿勢表現に頼らずに、ロボットのセンサ情報を状態表現に直接利用する方法が有効である。このようなセンサ情報を直接用いるアプローチでは、センサ観測が可能な範囲に制限があり、複数のセンサが搭載されていても、それらのセンサ観測範囲が重ならないために適切な動作生成ができない場合が考えられる。本研究では、観測範囲に制限のあるセンサ情報を用いた学習による行動の生成方法を提案する。具体的には、冗長自由度を有する運動学問題を解く方法のひとつである拡散学習を基礎とし、観測範囲外での運

動に関する整合性を評価することによって、仮想的に観測範囲外での Jacobi 行列を推定するアルゴリズムを開発し、動作生成方法を提案する。具体例として、アーム型ロボットによるリーチング動作および移動ロボットの壁沿い走行をあげ、複数のセンサ空間が重ならなくても適切な動作生成が可能であることを示す。

## 1. 研究の目的

ロボット制御における状態表現は、ロボットの関節角度、ロボット手先位置の 3 次元座標・姿勢、世界座標系における物体の形状・位置・姿勢を用いるのが一般的な方法である。しかし、対象とする環境やタスクが多様・複雑になるほど、世界の正確な 3 次元像を得ることは難しくなる。一方、正確な 3 次元像が得られなくても、ロボットに適切なセンサを取りつけていれば、そのセンサ情報を用いて直接的に行動を制御することが十分に可能な場合も考えられる。このようなアプローチは、Brooks による「サブサンプシオンアーキテクチャ<sup>\*1</sup>」などの形で知られ[1]、移動ロボットの反射的な(掃除ロボットへの適用で知られる)行動制御など移動ロボットのナビゲーションなどでは有効性が実証されている。しかし、アーム型ロボットやヒューマノイドロボットの行動生成などの、より幅広い対象への適用が成功しているとは言えない。

この原因の一つは、一つ一つのセンサ入力に対して行動を結びつける方法は、衝突回避など、突発的な外乱に迅速に対応できる反面、複数の反射行動を整合させる(競合する場合にどちらを優先させるか決める)難しさを伴うことである。このような困難に対処するためのアプローチとして、センサ情報を直接用いた状態空間<sup>\*2</sup>の構成が考えられる。このアプローチの利点は、3 次元的な世界像の構築にこだわらないことと、複数のセンサ情報からの行動設計を整合させることを両立可能なことである。このアプローチでのロボット行動生成に関する問題の一つは、複数種類のセンサが与えられている時にそれらの観測範囲が重ならないと、世界座標系にもとづくモデルの助けが無いために動作生成が困難になることである。そこで本研究では、観測範囲の異なる複数のセンサ情報を統合する方法を構築する。

# 観測範囲に制限のあるセンサ情報の外延と統合によるロボットの行動生成法

Motion generation of robot with limited sensing range based on extrapolation and integration of sensor spaces

## 2. 研究の背景 (関連研究)

これまでのロボットの観測・状態推定能力を向上させるための手法としては、カルマンフィルタ[2]をはじめとする観測モデル（観測変数と世界座標系での状態変数の間の確率関係）を用いたもの（センサーフュージョン）が主であった[3]。それに対して、本研究で提案する情報統合方法は、外から与えた座標系での情報を一切用いず、センサ変数とアクチュエータ変数のみに立脚している。これにより、設計者の視点でのモデル作成や解析を経なくても、ロボット自身が動き回ることにのみにより、行動生成できるロボットシステムが実現可能になる。

移動ロボットの自己位置推定の分野では、非線形で誤差を含むセンサ情報から自己位置を推定する方法として、カルマンフィルタやパーティクルフィルタ（多くの点により確率分布を表現するフィルタ手法）を基礎にした方法が活発に研究され、SLAM：Simultaneous Localization and Mapping（地図生成と自己位置同定を同時に行う方法）などの研究に生かされている[4]。これらの方法は、移動ロボットの車輪モデルやセンサ観測モデルなどの実世界座標系での表現をベースにしており、それぞれの問題設定に特化したキャリブレーションを必要とするため汎用性が低い。

一方、行動学習の分野では、ロボットの観測に不完全性があり、現在時刻の観測からは状態が一意に決められない問題は、部分観測マルコフ決定過程

(POMDP: Partially Observable Markov Decision Process) として知られている[5][6]。これに対するアプローチとしては、行動の履歴を用いた状態推定法や九州大学の木村元らによる確率的な方策学習のアプローチ[7]などが知られている。これらのアプローチは、特定の条件を前提としない一般的な枠組みであるため、広い適用対象を持つという利点がある反面、行動の履歴を含めた状態空間を構成するために、非常に多くの試行錯誤を必要とするという問題がある。

本研究の提案する状態推定・行動生成法は、ロボット自身のセンサ・アクチュエータ情報のみに立脚するという意味で、第一のアプローチよりも汎用性があり設計負荷が小さく、センサ・アクチュエータ情報の連続性を利用することで、一般性を損なわずに第二のア

プローチよりも効率的な状態推定・行動生成を可能にしている。

## 3. 研究の方法と結果

本研究で対象とする問題を図 1 に模式的に示す。2種類のセンサは、それぞれ異なる観測範囲を持ち、その範囲は重ならない。最終的に、あるセンサの観測範囲中の状態を初期状態とし、別のセンサの観測範囲中の目標状態に到達するような行動を実現する。図 1 は 2次元平面で表されるが、図 2 に示すように、より高次元のベクトルにより構成されるセンサ情報であっても良いものとする。

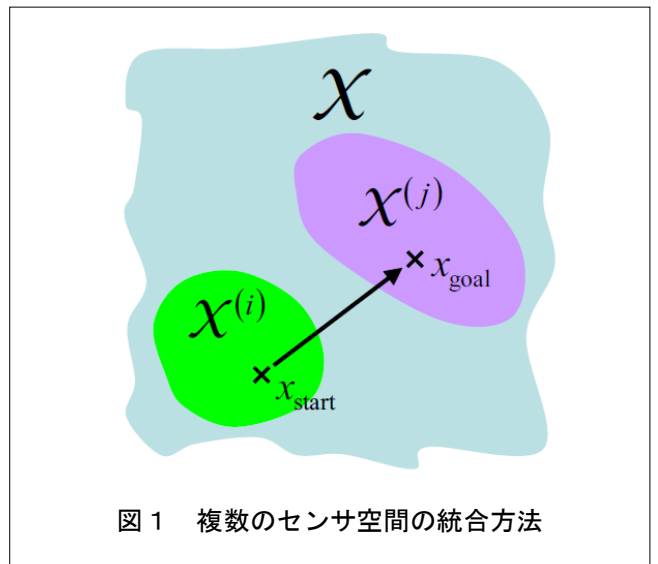


図 1 複数のセンサ空間の統合方法

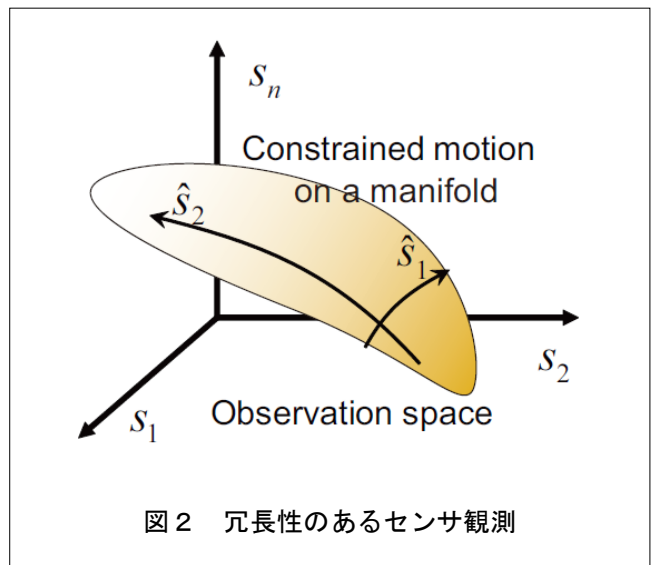


図 2 冗長性のあるセンサ観測

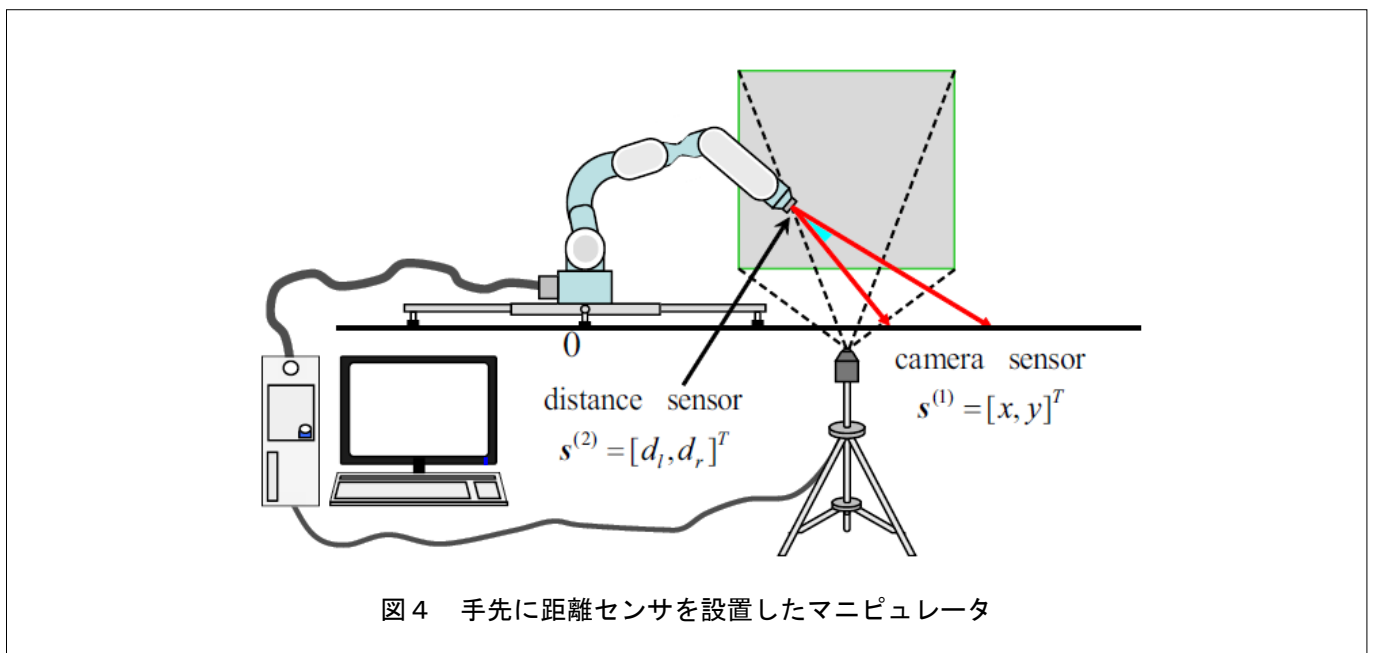
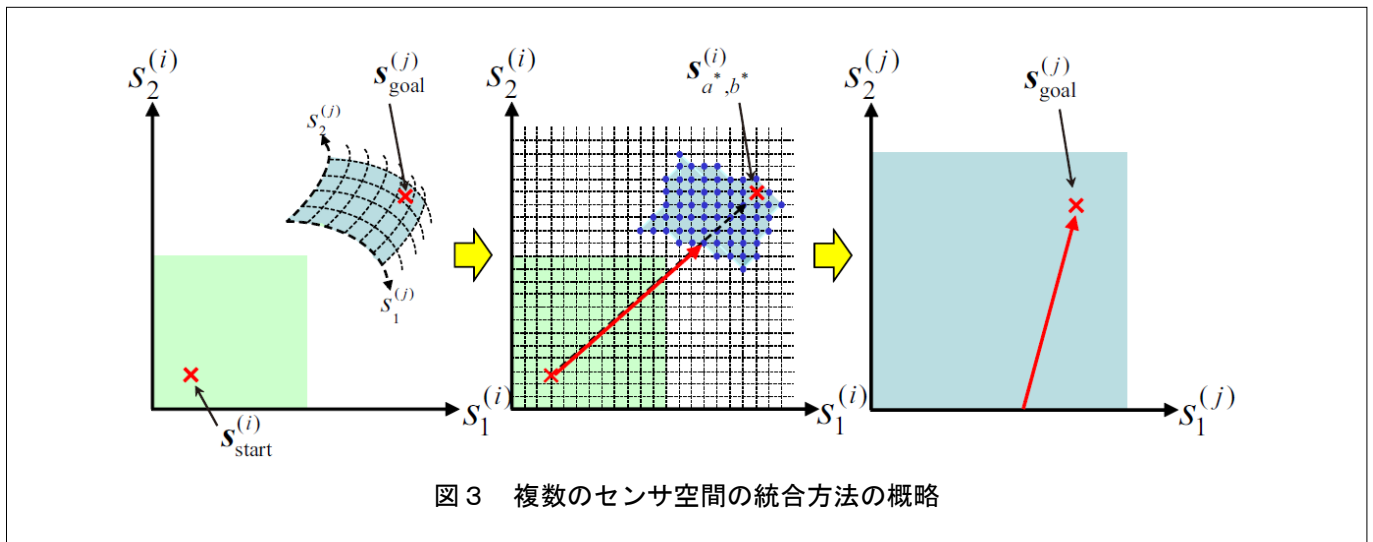
# 観測範囲に制限のあるセンサ情報の外延と統合によるロボットの行動生成法

Motion generation of robot with limited sensing range based on extrapolation and integration of sensor spaces

提案する方法の基本的な考え方は、制御入力とセンサ情報変化を関係づける Jacobi 行列を推定し、その Jacobi 行列の情報を観測範囲外に外延することで、観測情報の得られない状態で仮想的なセンサ変数を推定することである (図 3 参照)。この外延には、羅らの提案した拡散学習 (Diffusion-based learning) [8] に運動整合性に関する評価関数を加えた Jacobi 行列学習法を考案した。推定されたセンサ変数と別のセンサ変数との対応をとることで、(外延を含む) もとのセンサ変数で目標状態付近まで制御し、別のセンサが観測

可能となった時点でそのセンサ情報を用いた制御に切り替える。

図 4 は、カメラと距離センサという 2 種類のセンサによるアームロボット手先位置制御の例を示す。カメラによる手先位置計測により、一定範囲内の手先 2 次元座標が計測できる。また、手先に 2 つの距離センサが搭載されており、手先と床面との位置関係を計測することができる。空中の一定範囲内では視覚センサ(カメラ)が、床面付近では距離センサがそれぞれ有効であるが、両者の観測可能範囲は重ならない。

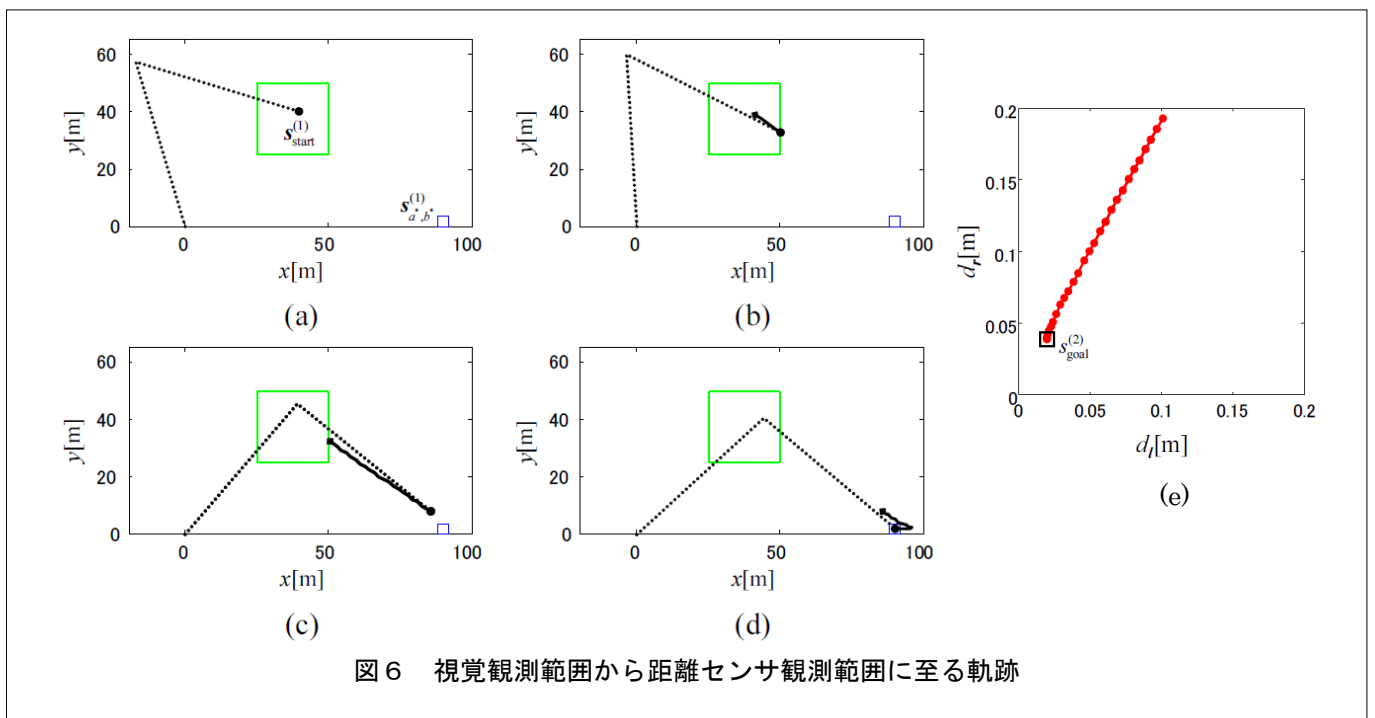
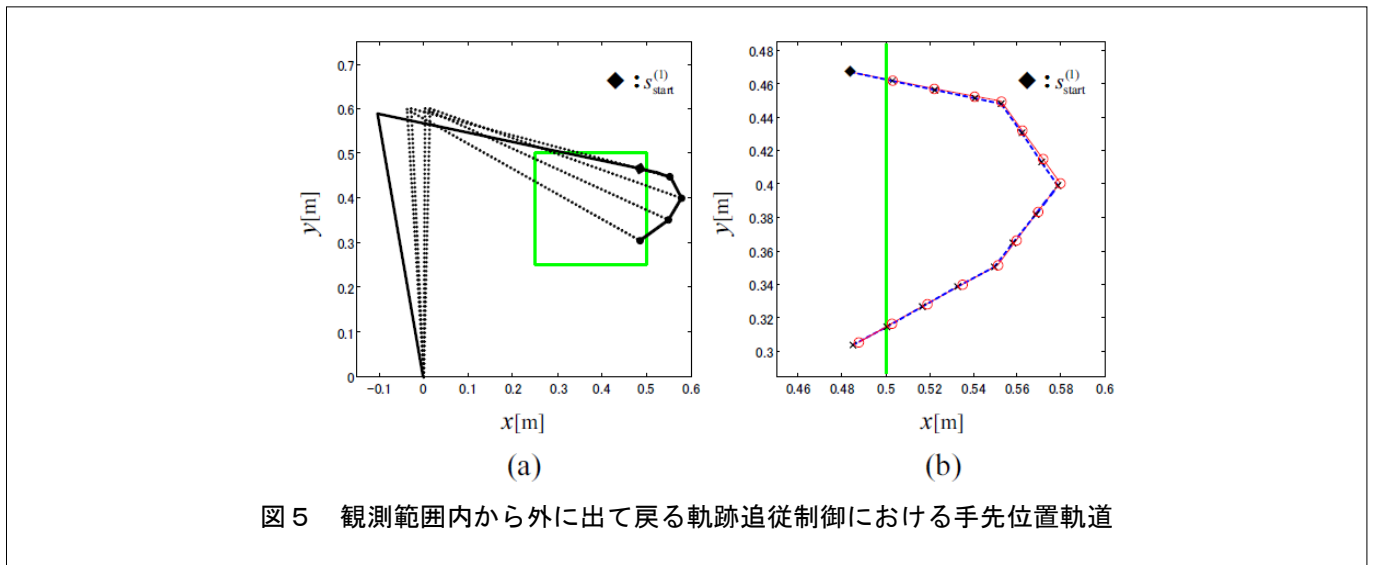


# 観測範囲に制限のあるセンサ情報の外延と統合によるロボットの行動生成法

Motion generation of robot with limited sensing range based on extrapolation and integration of sensor spaces

図5は視覚による手先位置計測におけるJacobi行列の外延を評価した結果である。緑色の視覚系領域（観測可能範囲）から外に出て、後に再び観測可能範囲に戻る一連の手先運動において、外延により推定された手先位置と実際の手先位置を比較している。概ね推定と実際の位置は一致しているが、本研究の目的は、観測可能範囲に戻った際に実際の観測値と整合することと観測範囲外で連続的な位置変化をすることであり、

観測範囲外で正確な位置推定をすることではない点に注意を要する。図6は、視覚センサ観測範囲内から出発して、距離センサ観測範囲内に到達する手先位置動作を実現した軌跡である。(a)は初期位置、(b)は観測範囲、(c)は観測範囲外（視覚センサ空間の外延）、(d)、(e)は距離センサ観測範囲内（(d)は視覚センサ空間での軌跡、(e)は距離センサ空間での軌跡）を表す。目標位置に向かう軌跡が得られていることが確認できる。



# 観測範囲に制限のあるセンサ情報の外延と統合によるロボットの行動生成法

Motion generation of robot with limited sensing range based on extrapolation and integration of sensor spaces

図7に移動ロボットによるナビゲーションの例を示す。この例では、5つの距離センサを移動ロボット周辺に取り付け、各センサが(直線状の)壁までの距離を与える。ロボットが壁に正対する状況では正面の3つのセンサが、壁に平行して接近している状況では側面の2つのセンサが、壁との位置関係に関する情報を与える。正面のセンサ情報は、3次元であるが、実質の運動は2自由度である。この冗長性を解決する写像を観測されたセンサ信号のサンプルを元に構成したものが図8である。正面のセンサにより構成されるセンサ空間での軌跡を図9に、側面のセンサにより構成されるセンサ空間での軌跡を図10に示す。これらに対応する2次元平面上で見た移動ロボットの軌跡を図11に示す。ロボットが壁に正対した状態から移動を開始

し、途中で正面・側面センサ両方の情報が得られない状態を経由して、壁に平行な向きに到達できていることがわかる。

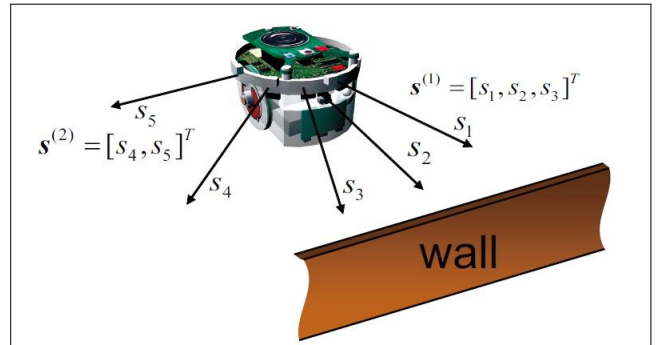


図7 前面と側面に複数距離センサを搭載した移動ロボットによる壁面接近行動

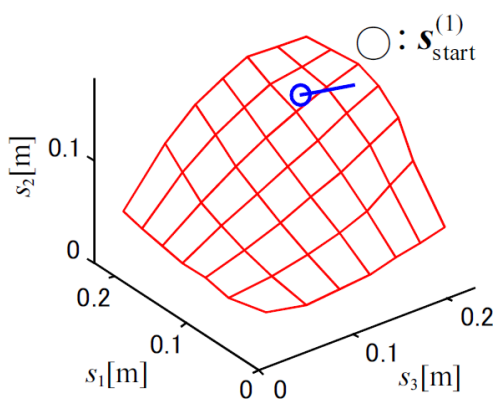


図8 冗長な観測空間の低次元化

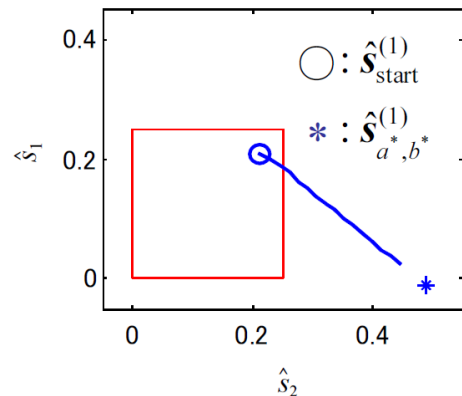


図9 前面センサ観測空間における軌跡

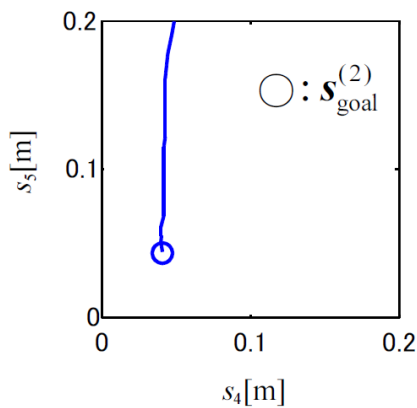


図10 側面センサ観測空間における軌跡

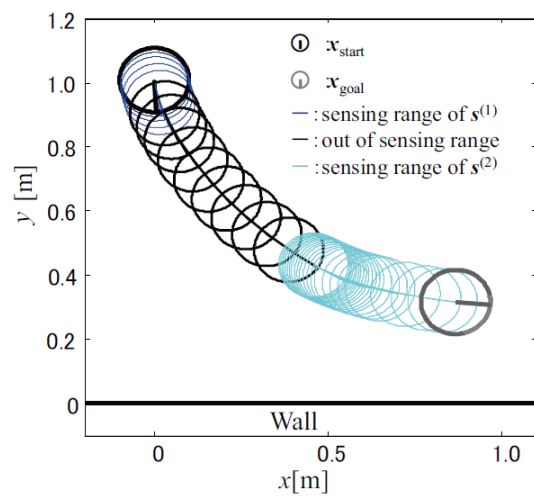


図11 移動ロボットの軌跡



# 観測範囲に制限のあるセンサ情報の外延と統合によるロボットの行動生成法

Motion generation of robot with limited sensing range based on extrapolation and integration of sensor spaces

## 4. 将来展望

学習により自律的に状態空間を生成していくロボット認識・行動システム的设计論として、本研究は、多様体のように状態空間を構成していく新しいロボットの状態表現法への一つの部品となっている。多数のセンサから構成される多様体を接続しあうことで、それぞれのセンサの有効な観測範囲では、そのセンサの情報を用いて状態を判断し、全体としては、広範囲な状態表現とそれにもとづいた多様な行動生成が可能になる。

本研究の枠組みをより広い範囲に適用するためには、以下の課題を挙げることができる。

- (1) 連続的に変化するセンサ信号だけでなく、触覚情報などの離散的なセンサ信号を統合的に表現する方法。位置・速度・力など、異なる物理量に対応するセンサ空間構成法を構築し、より多様なロボットの作業状態を表現し、行動生成可能にする。
- (2) より高次元のセンサ信号から実質的なロボットの運動の変化を表す自由度を表現する空間を構成する方法。視覚情報から得られる多様な特徴量を直接状態空間構成に利用できれば、先験的な知識を用いずに行動生成を行う能力を大きく向上させることができる。

## 用語解説

- \*1. サブサンプリングアーキテクチャ (包摂アーキテクチャ): 記号処理・記号推論を行う部分を持たず、センサ情報から行動出力を与える処理を階層的に結びつけるロボットの認識・行動生成機構。
- \*2. 状態空間: ロボットが行動を決定するために利用する、システム全体の状態を表す変数 (状態変数) により構成される空間。

## 参考文献

[1] R. Brooks. (1986) A robust layered control system for a mobile robot. IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. 1, pp. 14-23, 1986.

[2] C. Johan Masreliez, R D Martin (1977) Robust Bayesian estimation for the linear model and robustifying the Kalman filter, IEEE Transactions on Automatic Control, 1977.

[3] R. C. Luo, C. C. Yih, and K. L. Su, "Multisensor fusion and integration: approaches, applications, and future research directions," IEEE Sensors Journal, Vol. 2, No. 2, pp. 107-119, 2002.

[4] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox, Probabilistic robotics, 2005.

[5] L. P. Kaelbling, M. L. Littman, and A. R. Cassandra, "Planning and acting in partially observable stochastic domains," Artificial Intelligence, 101:99-134, 1998.

[6] R. Andrew McCallum, "Instance-based utile distinctions for reinforcement learning with hidden state," In Proceedings of the 12th International Machine Learning Conference, 1995.

[7] H. Kimura, T. Yamashita and S. Kobayashi, Reinforcement Learning of Walking Behavior for a Four-Legged Robot, Proc. of IEEE Conf. on Decision and Control, 411/416 (2001)

[8] Z. W. Luo and M. Ito, Diffusion-based learning theory for organizing visuo-motor coordination, Biological Cybernetics, Vol. 79, 279/289 (1998)

## 関連文献

1. Y. Kobayashi, E. Kurita and M. Gouko, Integration of Multiple Sensor Spaces with Limited Sensing Range and Redundancy, International Journal of Robotics and Automation, Vol. 28, No. 1, pp. 31-41, 2013.
2. 栗田英介, 小林祐一, 郷古学, 不完全な知覚のセンサ同士の統合によるロボットの行動生成, 計測自動制御学会論文集, 第 47 巻 4 号, 191-199, 2011(4月).
3. E. Kurita, Y. Kobayashi, Manabu Gouko, Motion Generation by Integration of Multiple Observation Spaces for Robots with Limited Range of Observation, Proc. of 2011 International Conference on Control, Robotics and Cybernetics, Vol.1, 86-90, 2011.

この研究は、平成 21 年度 S C A T 研究助成の対象として採用され、平成 22 ~ 24 年度に実施されたものです。