

## 人間型ロボットによる変分ベイズ学習を用いた稼動範囲の獲得

原田 篤<sup>†</sup> 鈴木 健嗣<sup>†</sup><sup>†</sup>筑波大学大学院システム情報工学研究科

## 1 はじめに

近年、人間型ロボットなどの多自由度マニピュレータを持つロボットの作業空間の多様化が進み、ロボットが未知環境で適切に動作することが求められている。特に、人間型ロボットのように冗長自由度が多い場合には、自己衝突や外部環境との衝突を引き起こす可能性が多々あり、それらを回避するもしくは自身の構造を保護するように動作する必要がある。筆者らは、人間の自己保存の機能である痛みから着想を得て、駆動時に流れるモータへの電流を観測し、予め定めた判別式を用いることでモータへの過負荷を検出することで、異常な自己衝突や外部環境との接触を検出出来ることを示した [1]。また、この異常な接触の検出を用いることで、ロボット自身の能動的な動作に基づき作業空間の構築を行うことを実現してきた [2]。しかし、これは異常な接触発生時の関節角度に基づき Cartesian 空間上で特定の点・領域を避けるように稼動範囲を求めていたため、稼動可能な閉じた領域（可動領域）を構築したことにはならない。そこで本研究では、この可動領域の構築を目的とする。

一般に、ある観測データ集合が与えられた場合、統計的学習を用いることでモデルのパラメータ推定が可能である。統計的学習の有力なアプローチであるベイズ学習は、すべての未知量を確率変数として扱い、未知パラメータも確率として推定することができる [3]。しかし、ベイズ学習には困難な期待値計算を伴うため、解析的に求めることは困難ため、何らかの近似を行う必要がある。そこで、本研究ではベイズ学習に変分近似を援用した変分ベイズ (VB: Variational Bayes) 法を用いることとする [4]。

本稿では、先行研究によって得られた異常な接触による過負荷発生時の関節角度を学習データとするとともに、その確率モデルを混合正規分布と仮定して変分ベイズ学習によって可動領域を構築する手法について述べる。

## 2 学習アルゴリズム

## 2.1 確率モデル

本稿では変分ベイズ学習を適用する確率モデルを混合正規分布とする。混合比  $m$  の混合正規分布の確率密

Active acquisition of operating ranges using Variational Bayesian learning for a humanoid robot

Atsushi Harada<sup>†</sup> and Kenji Suzuki<sup>†</sup>

<sup>†</sup>Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

度関数は以下の式で表される。

$$p(\mathbf{x}; \theta) = \sum_{i=1}^m \alpha_i \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mu_i, \mathbf{S}_i^{-1}) \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{x}$  は入力、 $\theta$  は未知パラメータを表す。ただし、 $\mathbf{x} \in \mathcal{R}^d$ ,  $0 < \alpha_i < 1$ ,  $\sum_{i=1}^m \alpha_i = 1$  とする。また、

$$\begin{aligned} & \mathcal{N}(\mathbf{x}; \mu_i, \mathbf{S}_i^{-1}) \\ &= (2\pi)^{-\frac{d}{2}} |\mathbf{S}_i|^{\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mu_i)^T \mathbf{S}_i (\mathbf{x} - \mu_i) \right\} \end{aligned} \quad (2)$$

は、平均ベクトル  $\mu_i$ 、共分散行列の逆行列（精度行列）で  $\mathbf{S}_i$  でパラメータ化された多次元正規分布を表す。

## 2.2 変分ベイズ学習

変分ベイズ学習は  $q(Z | m)$  と  $q(\theta_i | m)$  を反復アルゴリズムにより逐次推定することにより解を得る。ここで、 $Z$  は潜在変数（非観測データ）、 $m$  はモデル指標（混合分布モデルの場合、 $m$  は混合要素数に相当）、 $\theta$  は未知パラメータである。また、 $D$  を学習データ、 $t$  を反復ステップ数とすると、変分ベイズ学習の逐次推定アルゴリズムは以下のようになる。

Step 1. 初期分布  $q(\theta | m)^{(0)} = \prod_{i=1}^I p(\theta_i | m)^{(0)}$  を設定し、 $t \leftarrow 0$  とする。

Step 2. 以下を収束するまで繰り返す。

VB-E step

$$q(Z | m)^{t+1} \propto \exp \langle \log p(D, Z | \theta, m) \rangle_{q(\theta | m)^{(t)}} \quad (3)$$

VB-M step

$i = 1, \dots, I$  について

$$q(\theta_i | m)^{t+1} \propto \exp \langle \log p(D, Z | \theta, m) \rangle_{q(Z | m)^{t+1}, q(\theta_j | m)^{(t)}} \quad (4)$$

$t \leftarrow t + 1$  として再び VB-E step, VB-M step を繰り返す。

変分ベイズ学習は、逐次最大化を行うアルゴリズムであるため、推定結果が試験事後分布の初期値に依存し、低品質な局所解に収束する可能性がある。これより本研究では、初期値にある程度大きな値を取り、複数回試行した後の最も良いものを選択することとした。

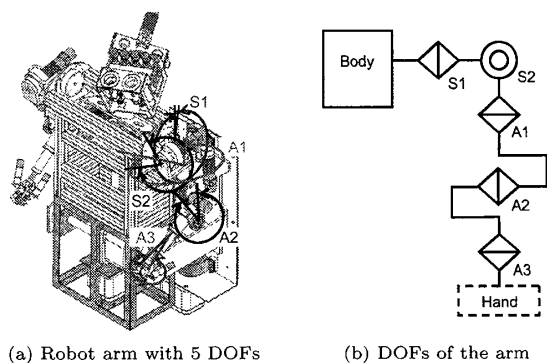


図 1: The humanoid robot and the robot arm

### 3 変分ベイズ学習による可動空間の構築

#### 3.1 学習データ

図 1 は制御対象とした人間型ロボットの左腕部とその稼働方向を示している。左腕部は 5 自由度である。また、変分ベイズ学習の学習データである異常な接触による過負荷が発生した時の関節角度とは、この左腕 5 自由度の関節角度に相当する。各駆動部に流れる電流を電流センサにて計測し、異常な接触による過負荷が発生したかを検出している [1]。

学習データ  $D$  には人間型ロボットの左腕を用い、自身の前方に腕を持っていき、また初期の姿勢に戻るタスクを実行後に得られた異常な接触による過負荷発生時の関節角度座標を用いた。モデルの混合比  $m$  を 15、学習データの次元は 5、そのデータ長は 72 である。

#### 3.2 変分ベイズ学習

仮定した確率モデル (式 1) の未知パラメータ  $\alpha, \mu, \mathbf{S}$  を変分ベイズ学習によって学習し、稼働範囲マップを獲得させた。これを視覚化するため、得られた確率モデルに手先姿勢がロボット左前方部にくるような関節パターンを入力し、その関節角度座標において異常な接触が起こると予想される確率を 3 次元空間上にプロットしたものを図 2 に示す。

図中の赤いプロット点が異常な接触が発生すると予想される確率が 80% 以上、青いプロット点が 60% 以上を示す。ただし、この点は実際には関節角度空間上の点として表現されており、変分ベイズ学習により、関節角度空間上に識別面が作成される。図 2 はこれを順モデルを用いて表現したものである。赤い点が多数出現している場所は、図中左上の上面図にも記してあるとおり、自己衝突が起きやすい姿勢であり、実際に用いた学習データでも赤い円の枠内で示した所で自己衝突が多数発生していた。なお図中では、60% 未満の点は煩雑になるため、表記しなかった。これは、関節角度空間上に異常な接触による過負荷が発生すると予想される混合正規分布モデルを作成したため、得られたモデルに関節角度情報を入力することで、腕部の姿勢がどのような時に、駆動部に過負荷が発生するかを予測することが可能となった。このように、異常な接

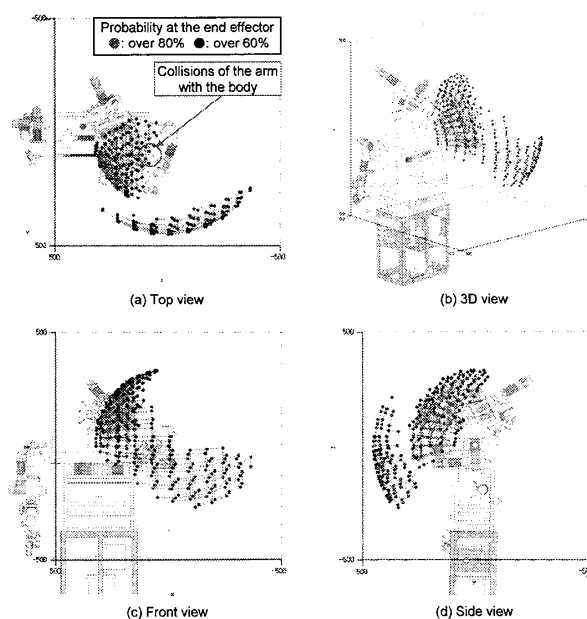


図 2: An experimental result of Variational Bayesian learning

触が発生した時の関節角度の情報のみから、自身の可動領域を学習することは十分可能であることを示している。

### 4 おわりに

本稿では、自身の能動的な動作に基づき得られた特定の状況における関節角度情報を学習データとし、変分ベイズ学習によって自身の可動領域を構築する手法について述べた。変分ベイズ学習は少ないデータ数でも汎化能力の高い学習が行えるが、より正確な可動領域を構築するためには、オンライン学習を行いながらモデルの精度を向上する仕組みが必要である。

今後は、得られた可動領域を用いて行動計画を実現し、オンラインによる変分ベイズ学習を用いるとともに、視覚系のセンサと組み合わせることで積極的な接触による自身と環境の理解を目指す。

### 参考文献

- [1] A. Harada and K. Suzuki, "Active acquisition of operating ranges and path planning for a humanoid robot," Proc. of IEEE Intl. Conf. on Robotics and Biomimetics (ROBIO 07), pp. 739-744, 2007.
- [2] A. Harada and K. Suzuki, "Action oriented self-modeling and motion planning for a humanoid robot," Proc. of 2008 IEEE/RAS Intl. Conf. on Humanoid Robots (Humanoids 08), pp. 367-372, 2008.
- [3] 上田, "ベイズ学習 [I]—統計的学習の基礎—," 電子情報通信学会誌, Vol. 85, No. 4, pp. 265-271, 2002.
- [4] M. J. Beal and Z. Ghahramani, "The Variational Bayesian EM Algorithm for Incomplete Data: with Application to Scoring Graphical Model Structures," Bayesian Statistics 7, Oxford University Press, 2003.