

他者の感覚運動情報の推定のためのシンボルコミュニケーション

Symbol Communication for Estimation of Other's Sensorimotor Pattern

稲邑 哲也*1*2 奥野 敬丞*2
 Tetsunari Inamura Keisuke Okuno

*1 国立情報学研究所 *2 総合研究大学院大学
 National Institute of Informatics The Graduate University for Advanced Studies

We propose an adaptive acquisition method to infer model of others' sensorimotor patterns, using the mimesis model. The model abstracts others' motion patterns and links to a primitive symbol representation based on self body configuration. It, however, doesn't concern the structural difference between self and other. Furthermore, unobservable inner sensory information such as torque cannot be treated. We utilize symbol communication to solve these problems.

1. はじめに

稲邑らはヒューマノイドロボットにおける動作の抽象化表現として、脳科学の知見であるミラーニューロンシステムの機能に着目し、その機能を工学的に実現する、ミメシモデル [1] を提案している。このモデルでは原始シンボル空間と呼ばれる時系列パターン抽出の抽象化テクニック [2][3] を用いて、他者の動作を自己の動作と結び付け、動作模倣を実現していた。原始シンボル空間は、隠れマルコフモデル (以下 HMM) を用いて抽象化した動作パターン間の関連性を表現するための空間で、各動作パターンに対応する HMM パラメータ間の距離を Kullback-Leibler 情報量を用いて計量し、多次元尺度法で空間を構成していた。この空間では運動パターンが静止した状態点すなわち原始シンボルとして変換され、未知の動作パターンであってもある状態点に変換する事が可能であった。また、基本動作パターンの合成処理を、状態点同士の内分点や外分点に相当する原始シンボルから新規動作パターンを生成する処理に帰着させる事が可能であり、この認識・生成の二つの処理を結びつける事で未知動作の模倣行動を実現可能としていた。

この手法は単純な動作パターンへの応用だけでなく、例えばドライバーの運転履歴と環境の関係性 [4] や、道具の動きと身体動作の関係性 [5] の抽象化などに用いられている。

これらの先行研究では、ある特定の人間、またはヒューマノイドロボットの感覚運動情報について議論しているが、人間とヒューマノイドの関係に代表されるような、自己と他者の二者が存在し、特に他者と自己の身体構造が異なる場合に、他者の感覚運動情報モデルを管理する事が出来ないという問題が残されていた。ミラーニューロンシステムを工学的に実現する事が研究の大きな目標の一つであるため、この問題点の解決は重要な課題である。この問題を解決するためには、他者の感覚運動情報を推定するために他者の身体性に依存する原始シンボル空間を推定し、自己の原始シンボル空間との対応関係を獲得する手法が求められる。関連研究として、例えば Yokoya ら [6] は、疑似シンボルを表現可能な RNNPB において、他者と自己の関係を表現するモデルを構築しているが、他者の立場でなければ観測できない情報は用いられておらず、他者の視覚情報と運動情報が与えられた状態で学習が行われていた。しかしながら体勢感覚のような内部状態を推定する問題になった場合、

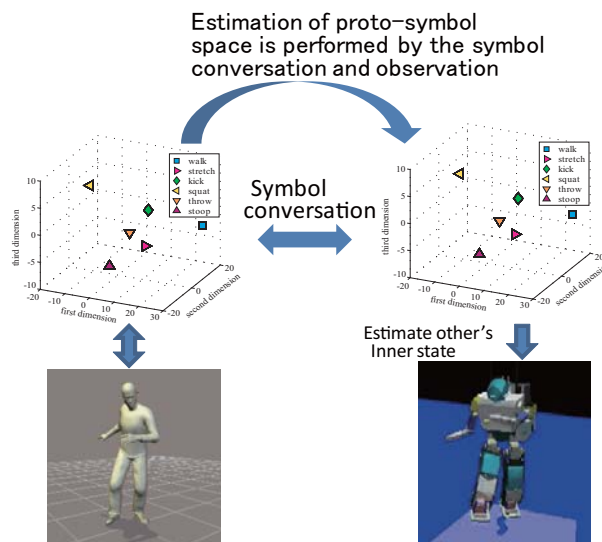


図 1: Proposed mimesis model that consists of two proto-symbol spaces

提案されている手法では限界があった。

このような背景を踏まえ、本稿では、他者と自己の身体性の違いを考慮しつつ、他者の感覚運動パターンを推定する事ができるミメシモデルへの拡張を目指す。特に、直接観測することのできない他者の内部状態・感覚パターンを扱うために、2者間の対話を通じて内部状態を推測し、他者のミメシモデルを段階的に獲得する戦略を提案する。図 1 に本稿で目標とする、自己と他者の双方のミメシモデル、すなわち原始シンボル空間が存在する場合の模倣の流れを示す。従来までは他者と自己を単一の原始シンボル空間で結んでいたが、本稿では、他者と自己が異なる身体性を持つ事を想定しているため、双方が異なる原始シンボル空間を持ち、その間でシンボルコミュニケーションを行うという点が拡張点となっている。

第 2 章では他者のミメシモデルを推定するための基本戦略について述べ、第 3 章で二体のヒューマノイドロボット間での対話に基づくミメシモデルの実験を行う。第 4 章でその結果を分析・考察し、本手法の適用可能な範囲の議論と今後の課題について述べる。

連絡先: 稲邑 哲也, 国立情報学研究所, 千代田区一ツ橋 2-1-2, TEL:03-4212-2518, inamura_at_nii.ac.jp

2. 他者の感覚運動情報の推定モデルの適応的獲得手法

図1に示したように、2者間で感覚運動パターンを推測・模倣する際には、他者と自己で異なるミメシスモデルが使用されるべきである事は明確である。しかし、従来研究で実現されていたような行動模倣を図1で実現する場合、直接他者の運動情報を自己のミメシスモデルに入力する事ができないという問題がある。また、他者の感覚パターンは観測不可能であるため、なんらかの方法で観測可能な運動パターンから感覚パターンを推定する必要もある。

そこで、図2のように、自己のミメシスモデルと他者のミメシスモデルの推定モデルを同時に自己の立場で保持する戦略を考える。また、ミメシスモデルは基本となる感覚運動パターンのデータベースと、そのデータベースから構成される原始シンボル空間の事を意味するので、今後ミメシスモデルの獲得を原始シンボル空間の獲得として表現することとする。

ここで簡単のため、自己が保持する自己の原始シンボル空間を PSS_{self} 、他者が保持する他者の原始シンボル空間を PSS_{other} 、自己が保持する他者の原始シンボル空間の推定モデルを \hat{PSS}_{other} と表記する。他者の身体における感覚運動パターンは観測不可能であるため、 \hat{PSS}_{other} を構成するための感覚運動パターンのデータベース D_{other} は PSS_{self} を構成するためのデータベース D_{self} のコピーを用いる事で学習を開始する。学習ループでは、以下のようなプロセスが実行される。

1. 他者と自己が共有することのできる客観的な運動パターンを対象として、他者がその運動を実行する事で観測するであろう感覚パターンを \hat{PSS}_{other} を用いて推定する
2. 推定した感覚パターンと実際に他者が感じた感覚パターンの差分を、会話によって検出する
3. 会話の結果に基づいて、推定した他者の感覚を修正し、 \hat{PSS}_{other} を構成するための D_{other} を更新する

以上のプロセスを繰り返すことで、徐々に他者の原始シンボル空間の推定モデル \hat{PSS}_{other} を、他者が保持している真の他者の原始シンボル空間 PSS_{other} に近づけて行く。

3. 対話に基づく原始シンボル空間の獲得

3.1 獲得の基本戦略

具体的に、ロボット R_1 が身体構造の異なるロボット R_2 の感覚運動情報を推定する事を考える。お互いが情報を共有することができる運動パターンとして関節角度を対象とし、直接観測する事が不可能である感覚パターンとして、アクチュエータに加えるべきトルクを対象とする。原始シンボル空間を構成するための、基本となる感覚運動パターンのデータベース D は、各関節の角度からなる m 個の運動パターン $\mathbf{M} = (M_1, M_2, \dots, M_m)$ と、各関節にかかるトルクからなる m 個の感覚パターン $\mathbf{S} = (S_1, S_2, \dots, S_m)$ の集合からなる。この D に基づいて、他者の感覚パターンを推定するための原始シンボル空間 \hat{PSS}_{R_2} を獲得する問題を考える。

ここで、以下のような手順で \hat{PSS}_{R_2} を獲得する。

1. R_1 が推定する R_2 の原始シンボル空間 \hat{PSS}_{R_2} を構成するデータベース D_{R_2} の初期値として、 R_1 における \mathbf{M} と \mathbf{S} の集合からなる D_{R_1} のコピーを代入する。すなわち \hat{PSS}_{R_2} の初期状態は PSS_{R_1} となる。

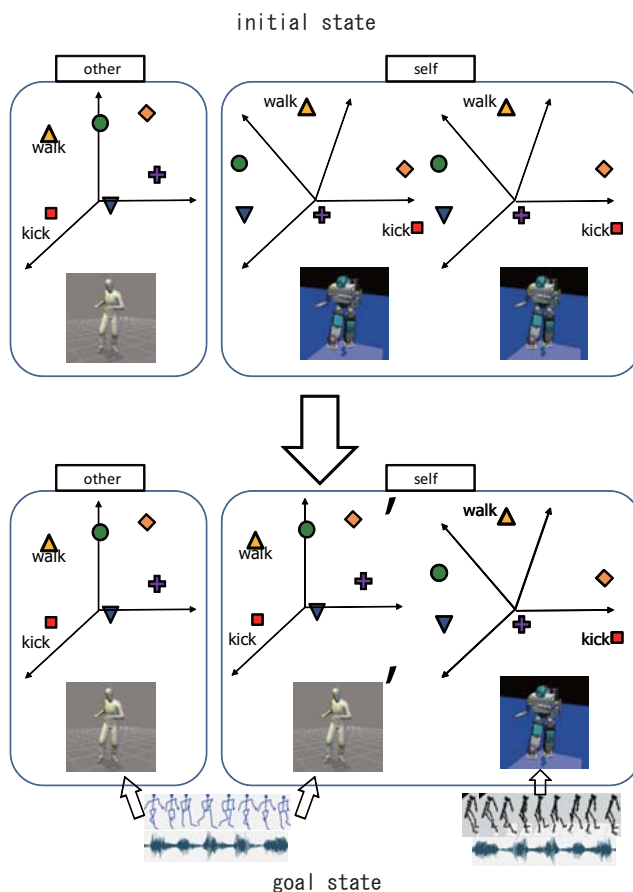


図2: Concept of the acquisition of other's proto-symbol space

2. データベース D_{R_2} に含まれる動作パターン M_i を \hat{PSS}_{R_2} に入力し、感覚運動パターン \hat{S}_i を求める。これは R_1 が R_2 における感覚運動パターンを推定する処理に相当する。
3. R_2 は対象となっている運動パターン M_i を R_2 の身体上で実行し、その際に得られた感覚パターン S をシンボル化してシンボルインデックス k_{R_2} を計算する。
4. 推定した感覚パターン \hat{S}_i と実際の S の差、すなわち推定誤差を求めるため、 R_1 は推定した感覚パターンをシンボルインデックス k_{R_1} に変換し、 R_2 が出力する k_{R_2} に対して相違が無いかどうかを確認する会話を行う。
5. k_{R_1} と k_{R_2} の関係に応じて、推定した感覚パターン \hat{S} を修正し、データベース D_{R_2} 中の該当する感覚パターンに置き換えた後、 \hat{PSS}_{R_2} を再構築する。
6. 手順2から5を繰り返す、 \hat{PSS}_{R_2} を獲得する。

この一連の処理の流れの概略を図3に示す。

3.2 実験の条件と評価基準

実験には、シミュレータ環境において、富士通ヒューマノイドロボット HOAP-2 と同等の機構を持つ、質量 2.4[kg] と質量 4.8[kg] のヒューマノイドロボット R_1 と R_2 を用いる。このロボットにおいて、右手を振り上げる4種類の基本動作 \mathbf{M} を対象とし、右手にかかるトルクについて前節までに説明し

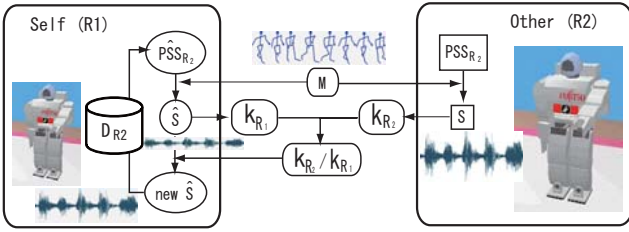
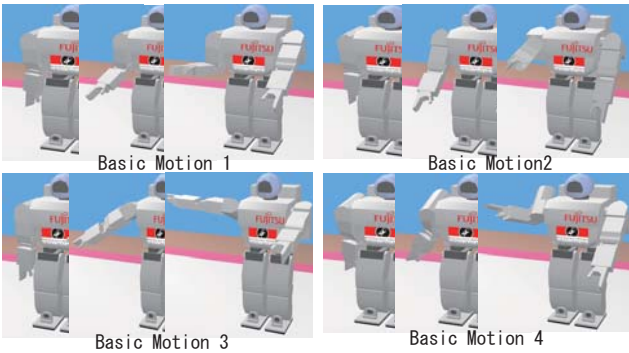
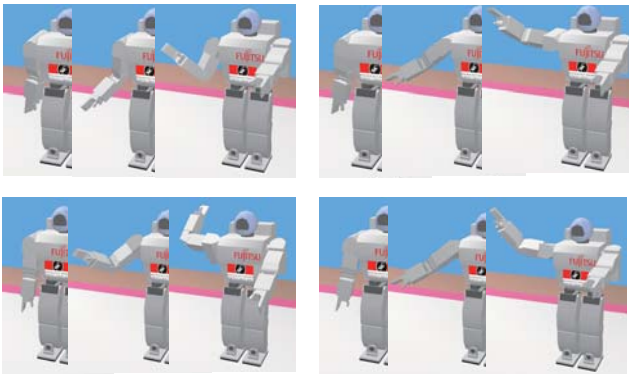


図 3: Block diagram of the revision of estimated proto-symbol space

た手法で実験を進める。まず図 4 に示すような 4 つの基本動作を準備し、原始シンボル空間 PSS_{R_i} ($i = 1, 2$) を構築する。なお、 S として、右肘、右肩 pitch 軸、右肩 roll 軸の関節トルク $[\tau_1 \ \tau_2 \ \tau_3]$ を、 M として関節角度 $[\theta_1 \ \theta_2 \ \theta_3]$ を用いる。ただし、 θ_i, τ_i は時系列パターンを表す。


 図 4: Four basic motion patterns : M

 図 5: Part of unknown motion patterns : M' (typical four motions)

感覚パターン S に対する会話を行う際には、以下の手順でシンボルインデックスを求める

- R_2 によって観測される最大のトルクを τ_{MAX} とし、

$$g = \frac{1}{T} \int_0^T \frac{|\tau_1(t)| + |\tau_2(t)| + |\tau_3(t)|}{\tau_{MAX}} dt \quad (1)$$

によって定義される正規化されたトルクの値を定義する。ただし、 T は $\tau_i(t)$ の時間長である。なお、本稿では τ_{MAX} を $0.4[\text{Nm}]$ とした。

- R_1, R_2 間の会話のシンボルインデックス k を定義するために、 g の取り得る区間を、表現の種類数を表すパラメータ d で等分し、Table.1 で定義されたそれぞれの区間に対する k を定める。

表 1: Relation between expression and density of the expression

k	d=2	d=4	d=6	d=8
1	軽い	軽い	凄く軽い	凄く軽い
2	重い	少し軽い	軽い	かなり軽い
3	-	少し重い	少し軽い	軽い
4	-	重い	少し重い	少し軽い
5	-	-	重い	少し重い
6	-	-	凄く重い	重い
7	-	-	-	かなり重い
8	-	-	-	凄く重い

会話に基づくデータベースの更新、および原始シンボル空間の更新については、動作パターン M_i に対する k_{R_1} と k_{R_2} の比の値に沿って、データベース中の感覚パターン S_i を k_{R_2}/k_{R_1} 倍し、データベースを更新する。データベース中に存在する 4 個の動作パターンに対してこの操作を行い、少なくとも一つの動作パターンの更新がある場合には、データベースから原始シンボル空間を再構築する。

推定された原始シンボル空間 PSS_{R_2} が、他者が持つ真の原始シンボル空間 PSS_{R_2} に対してどの程度精度良く近似されたのかを評価するために、 N 個の評価用の未知運動パターン M_i ($i = 1, \dots, N$) を対象として、以下の評価基準を考える。

シンボルインデックスの差分 単に k_{iR_1} と k_{iR_2} が一致するか否かだけでなく、どの程度表現が掛け離れていたのか、を評価するための基準で、次式で定義される。

$$k_{diff} = \frac{1}{N} \sum_i \frac{|k_{iR_1} - k_{iR_2}|}{d} \quad (2)$$

なお、この定義より k_{diff} の範囲は $0 \leq k_{diff} \leq 1$ である。

推定トルク値のエラー R_1 が推定したトルク値と、実際に R_2 において観測されたトルク値の差。運動パターン M_i に対して、式 (1) を用いて R_1 によって推定されたトルクの正規化された値を \hat{g}_i 、実際に R_2 において観測されたトルク値の正規化された値を g_i として、次式で定義される。

$$e = \frac{1}{N} \sum_i |\hat{g}_i - g_i| \quad (3)$$

3.3 実験結果

適切に原始シンボル空間 PSS_{R_2} が獲得されている事を確認するために、式 (2) で定義された、シンボルインデックスの差分を用いて評価を行う。図 6 は、この差分が会話回数をおうごとに変動して行く様子を $d = 2, 4, 6, 8$ に対してプロットしたものである。 $d = 4$ の時にはやや変動幅が大きいが、 $d = 6, 8$ の場合には、差分がかなり低く抑えられている事が分かる。この図からは表現の種類が細かいほど、お互いの表現の「程度の差」が少ない事を示している。

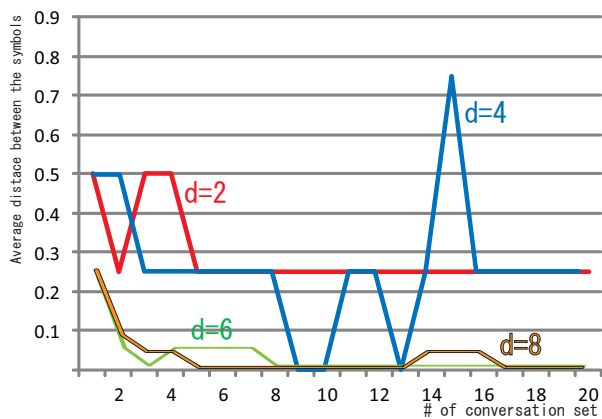


図 6: Difference of the symbol index for basic motion patterns

次に、会話を重ねるごとに、実際に推定したトルクの値がどのように変動するかを確認する。図 7, 図 8 は式 (3) で計算された推定トルクの推定誤差 e の推移を示している。図 7 ではデータベース D_{R_2} に含まれている運動パターン M に対するトルク, 図 8 では評価用の未知の運動パターン M' の双方に対する結果が描かれている。

実際のトルクの値はおおよそ $0.2 \sim 0.25$ [Nm] であり, 図から分かるように表現の数が 2 種類の場合 ($d = 2$), 推定トルクのエラーは全体の約 35% という大きな値となっているが, 表現の数が $d = 4, 6, 8$ の場合, 推定トルクのエラーはデータベース D_{R_2} に含まれている運動パターン M であれば約 10% の誤差で (図 7), 未知の運動パターン M' であっても 20%~25% の誤差で (図 8) トルク推定する事が実現できている事が分かる。

これらの結果は上記の図 6 の結果とも連動しており, お互いの結果を裏付け合っていると云える。また, 今回行った実験では表現の種類は 2 種類では不十分であるが, 4 種類あれば比較的安定した結果が得られることも分かった。

4. まとめと今後の課題

本研究では従来のミメシスモデルの課題であった, 自己と他者の感覚運動情報の対応問題に取り組み, 他者の感覚運動情報を抽象化する原始シンボル空間を, 対話によって推定する手法を提案した。具体的には観測不可能な感覚パターンを表現するためのシンボルインデックスを導入することで対話のプロトコルを定義し, 他者のトルクセンサ情報を推定する手法について定量的評価を行い, その性能について議論を行った。

今後の課題としては, 推定した感覚運動情報をどのように会話のためのシンボルに変換するかの手法についての検討がある。本稿では単純に式 (1) のようにトルクの時間平均をシンボルインデックスに変換したが, 行動の前半と後半で感覚が違っている事を表現するような場合にどのように対応するのか, という問題が残されている。また, 会話のためのシンボルインデックスは原始シンボル空間とは直接的な関係を持たないシンボル化処理によって求められている。理想的には, 会話のためのシンボルは, 原始シンボル空間を用いてシンボル化された表現が用いられるべきである。実際に観測したトルクや推定されたトルクをどのようにシンボル化するのか, など, 会話のためのシンボルを生成する規則と原始シンボル空間の持つ性質の関連性について議論を進めて行く予定である。

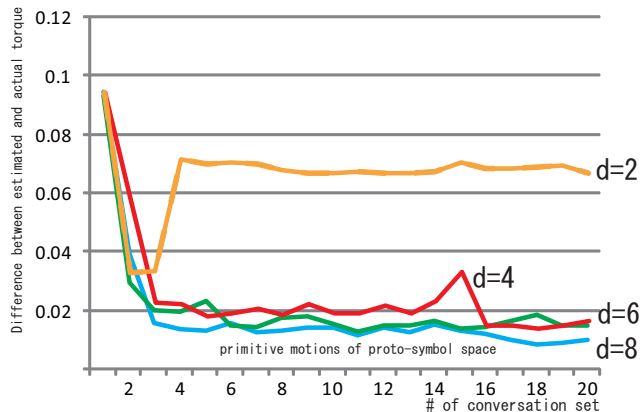


図 7: Error of estimated torque for basic motions

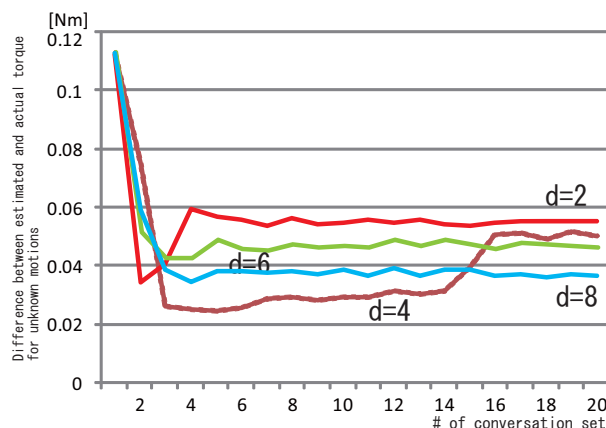


図 8: Error of estimated torque for unknown motions

参考文献

- [1] Tetsunari Inamura, Yoshihiko Nakamura, Iwaki Toshima, and Hiroaki Tanie. Embodied symbol emergence based on mimesis theory. *International Journal of Robotics Research*, Vol. 23, No. 4, pp. 363-378, 2004.
- [2] 稲邑哲也, 谷江博昭, 中村仁彦. 幾何学的シンボル操作による多様な動作パターンの認識・生成を実現する原始シンボル空間の構成法. 日本ロボット学会誌, Vol. 27, No. 5, 2009. (採録済, 印刷中)
- [3] 稲邑哲也, 柴田智広. 幾何学的な原始シンボル操作に基づく全身動作の生成 - 一時間長の異なる動作の合成 -. 第 13 回ロボティクスシンポジウム, pp. 457-462, 2008.
- [4] 高野渉, 中村仁彦, 松下晃洋, 巖桂二郎. 運転行動の統計的記号化・認識・生成に基づく自動車の知能化. 第 26 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp. 1B2-06, 2008.
- [5] Dongheui Lee, Hirotohi Kunori, and Yoshihiko Nakamura. Association of whole body motion from tool knowledge for humanoid robots. In *Proc. 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'08)*, pp. 2867-2874, 2008.
- [6] Ryunosuke Yokoya, Tetsuya Ogata, Jun Tani, Kazunori Komatani, and Hiroshi G. Okuno. Discovery of other individuals by projecting a self-model through imitation. In *Proc. 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'07)*, pp. 1009-1014, 2007.