

ロボットにおける自己身体の順逆モデルを 再利用した他者行為の予測と模倣

○尾形哲也[†] 横矢龍之介[†] 谷淳[‡] 駒谷和範[†] 奥乃博[†]

([†]京都大学大学院情報学研究科 [‡]理化学研究所脳科学総合研究センター)

Prediction and Imitation of Other's Motions by Reusing Own Forward-Inverse model in Robots

Tetsuya Ogata[†], Ryunosuke Yokoya[†], Jun Tani[‡], Kazunori Komatani[†], and Hiroshi G. Okuno[†]

([†]Graduate School of Informatics, Kyoto University / [‡]Brain Science Institute, RIKEN)

Abstract —This paper proposes a novel model which enables robots to predict and imitate the other's motions by reuse its body forward-inverse model. Our model includes the following three approaches. (i) Projection of a self-forward model for predicting outer environment phenomena (other individual). (ii) Mediation by a physical object between self and other individual. (iii) Introduction of infant imitation by parent. The Recurrent Neural Network with Parametric Bias (RNNPB) model is used as the self forward-inverse model of a robot. A group of three layered neural networks are attached to the RNNPB model as “conversion modules”. Our target task is an “emulation” of moving an object. The experiments demonstrated that the robot with our model could imitate human's motions by translating the viewpoints. It also could discriminate known/unknown motions appropriately, and associate whole motion dynamics from only one camera image.

Key Words: Imitation, Forward model, and Recurrent Neural Network with Parametric Bias

1. はじめに

自律個体にとって外部環境に関するモデルを持つことは不可欠である。特に外部の多様な動的対象（養育者など）の挙動予測は、その行動決定に不可欠である。個体はこれらの動的対象それぞれに対応した「予測モデル」を持つ必要があり、これは極めて大きい学習負荷となる。しかし、もしこれらの多様なモデルがそれぞれ類似した動的特徴を持ち、それを観察個体が自動的に抽出できれば、その類似特徴を「再利用」することで、学習負荷を減少させることができると期待できる。

ここで、この部分的な類似動的特徴の抽出と再利用に、観察個体自身の内部モデルを利用する枠組みを考える。つまり外部の動的対象を観察個体の順逆モデルを変換・再利用することでモデル化する。ここでの“変換”は、観察視点変換や身体部位変換、さらに文脈・状況変換が含まれる。これが実現できれば、外部動的対象を、極めて少ない学習リソース、学習時間でモデル化できると期待される。

我々はこれまでに、この中で特に観察視点変換に着目し、幼児と親の間で行われる模倣インタラクションを例としてモデル化を提案してきた。これまでもDemiris et al. [1]やMakino et al. [2]が自己の内部順モデルによる他者行為予測を議論しているが、観察視点の変換に関する議論は十分にはされていない。

以下、まず提案手法における仮定を示し、これまでに提案しているモデルの詳細を示す。具体的には利用した人工神経回路モデル及び発達のプロセスを述べ、人型ロボットを用いた実験の概要を示す。さらに本稿では特に新しい知見として、提案モデルを用いた(1)既知・未知パターンの識別手法、(2)静止物

体画像からの挙動予測の手法を新たに述べる。最後に考察とまとめを行う。

2. 幼児と親のインタラクションにおける仮定

以下、我々の提案モデルにおいて前提となる幼児と親のインタラクションにおける仮定を2つ示す。

2.1 三項関係

Trevarthen et al. [3] は「自己-対象物-他者」の三項関係が他者の意図理解へとつながると指摘している。三項関係とは、対象物を媒介にした他者とのインタラクション形式であり、対象物への共同注意が典型例である。

2.2 親による幼児の模倣

幼児の認知発達において「親による幼児の模倣」の重要性は古くから指摘されている。実際に「幼児の挙動に対する親の反応は、模倣を多く含む」という仮定は妥当と思われる。Jones [4] は「親による幼児の模倣」を通じた模倣能力の発達プロセスを連合学習の枠組で説明している。

3. 提案モデルと実装システム

3.1 提案モデルと人工神経回路モデル

Fig.1に提案モデルの概略を示す。まず観察個体の順逆モデルとして、谷らによって提唱されたRNNPB (Recurrent Neural Network with Parametric Bias) [5]を用いた。これは便宜的なもので、観察個体の身体行為による外部変化の予測学習が可能なモデルであれば、提案モデルの一般性は失われない。

RNNPBは通常のJordan型RNNにその力学特性を調節するパラメータ (Parametric Bias, 以下PBと呼ぶ)

を付加した予測器として構成される．複数の時系列入力を力学構造（固定点や周期アトラクタ等）としてコード化する（分散表現）．この各アトラクタの構造はPBの値に自己組織化される．さらに未使用PBを利用することで、既学習アトラクタを汎化した新規パターンを生成することができる．また外部の動的対象は、観察個体モデルの入出力に変換モジュールを加えることでモデル化する．この変換モジュールには複数の三層のニューラルネットを用い、Mixture of Expert法[6]で学習する構造とした（局所表現）．この変換モジュールには、原理上RNNPBのような分散表現を利用することも可能であるが、ここでは便宜上このような構造とした．

実験で用いたRNNPBのサイズは入出力層7、中間層35、コンテキスト層10、PB層2である．変換モジュールは入出力層4、中間層4であり、入出力それぞれに8個用意する．

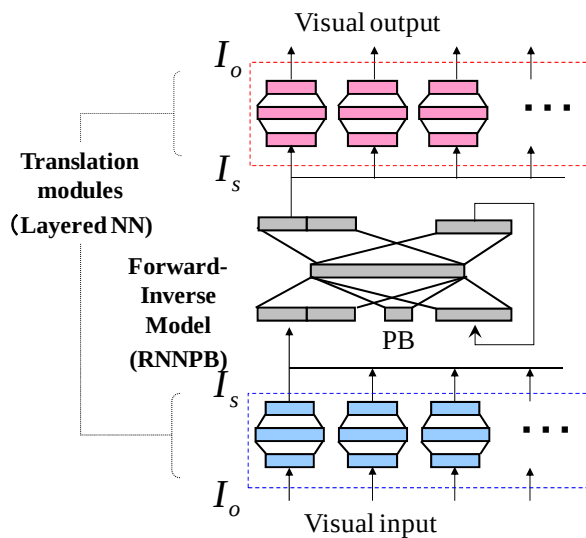


Figure 1 Proposed Model for Translating Viewpoints

3.2 ロボットシステムと実験環境

実装ロボットとして ATR 製のヒューマノイドロボット Robovie-IIs [7]を用いた．上面を赤青の2色に色分けした箱型の物体を対象として、ロボット（幼児）－実験者（親）との三項関係を構築し、模倣インタラクションを行った．

ロボットの入力データは、カメラ画像（物体各色のカメラ内での重心座標）4次元とモータ関節角度3次元である．これらを正規化しサンプリングレート800 [ms/step]で入力した．

4. 模倣発達モデル

提案する模倣発達モデルは、4つのフェーズから構成される（Fig. 2 参照）．

フェーズ1：観察個体の順逆モデル学習

事前に与えた複数物体操作動作をロボットに生成させ、その際の視覚、関節角データを収集する（バブリング）．周修データによりRNNPBを学習する．

フェーズ2：変換モジュール群の学習

フェーズ1終了後、ロボットに適当な動作を生成させる．人間がロボットからみて 0° 、 90° 、 180° 、 270° の4方向に立ち、生成されたロボット動作を模倣する（親による幼児の模倣）．この模倣情報を用いて8組の変換モジュールをMixture of Experts法で学習する．この際のPB値はロボットが生成した際のPB値と同一とする（つまり幼児は親の行為が“模倣”であると意識している）．

フェーズ3：変換モジュールの同定

フェーズ2と同様に、4種類の位置で人間が模倣する動作をロボットが観察しデータを取得する．このデータについて、予測誤差が最小となる変換モジュールを選択する（人間の視点位置の同定）．

フェーズ4：模倣動作の生成

フェーズ3で選択された変換モジュールを使用し、人間から提示された動作に対応するPB値を計算する．得られたPB値を順モデルRNNPBに入力することで、模倣動作を生成する（幼児による親の模倣）．

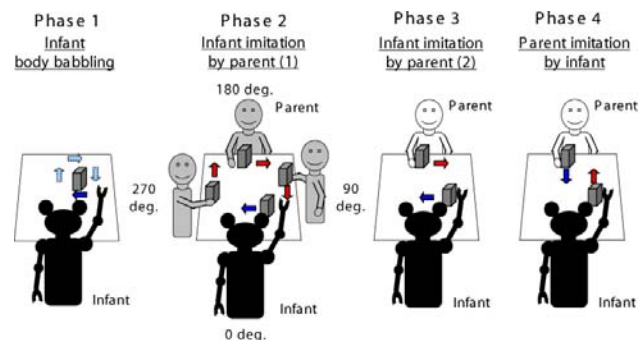


Figure 2 Proposed Process of Imitation Development

これらのフェーズは便宜的に分けているものであり、本来その境界線は明確ではない．バブリングによる自己身体の前逆モデル学習、変換モジュールの学習、模倣学習は並列に実行することも可能である．このモデルのポイントは、幼児と親が互いに“真似の仕合”を行うだけで、幼児が他者視点の獲得（自身の前逆モデルの再利用）を実現できるというプロセスにある．

5. ロボットによる評価実験

5.1 模倣実験

5.1.1 実験条件

用いる操作は、以下の4種類である．操作1：左から右への平行移動、操作2：右端を押す左回転、操作3：手前から奥への平行移動、操作4：右回転．

フェーズ1でロボットは操作1～4を学習する．フェーズ2の変換モジュール学習には操作1～3のみを使用した．フェーズ3でロボットは人間の操作1～4を観察し、変換モジュールを同定し、フェーズ4で各動作を模倣させた．

5.1.2 実験結果

フェーズ4の模倣時、全ての模倣動作実験において、(1)人間の視点（変換モジュール）の同定、(2)動作のRNNPBによる同定、(3)ロボット自身の視点に変換した動作の再生、が可能なことを確認した。

フェーズ2の変換モジュール群の学習では未使用の「右回転」についても模倣可能であった。つまり各変換モジュールに人間の視点に対応する視野変換が構成されているといえる。さらに人間が学習時に使用した4種類の立ち位置以外から、動作を提示した場合も、各変換モジュールの予測誤差を重みとした線形重ね合わせにより、全く支障なく動作予測が可能であることも確認した。これらの結果をFig. 3に示す。また実験風景をFig. 4に示す。

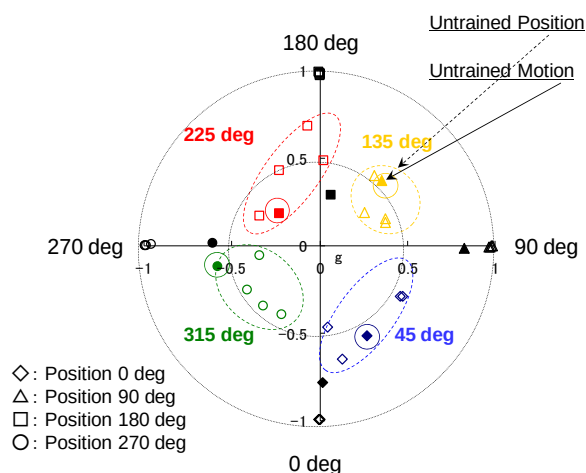


Figure 3 Position Identification by Linear Combining of Translation Modules

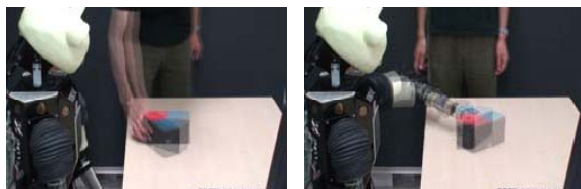


Figure 4 Photo Image of Imitation Experiment

5.2 RNN反復連想による既知動作・未知動作判別

提案モデルでは、観察動対象を自己の順逆モデルを転用してモデル化する。この際、この手法が適用できるかどうかを判定する基準、つまり対象現象が自己の経験上、既知か未知かを判別する必要がある。人工神経回路モデルは強力な汎化特性をもつため、あるレベルの未知現象であれば表現可能である。そのため、一般性のある未知／既知の判定は難しい。

そこで我々は、観察現象について、RNNPB内部で認識と再生のプロセスを反復する方法を検討した。

5.2.1 実験条件

5.1節の実験で使用した4種類の動作に、「動作5：左端を引くことによる左回転」を未知動作として加える。動作2と動作5は同じ左回転であるが、画像上で全く異なる物体軌道となることに注意されたい。

フェーズ1の自己の順逆モデル学習、及びフェーズ

2の変換モジュール学習は、5.1節の実験と同様に4種類の動作のみを用いて行う。フェーズ3でロボットは人間による動作1～5全てを観察し、それぞれの動作について変換モジュールを選択する。この際、動作5は未知動作であるが、予測誤差を用いて変換モジュールは“暫定的”に一意に決定される。

フェーズ4で、RNNPBの内部連想を用いる。(a)観察動作をRNNPBで認識させ、それを表現するPBを決定する。(b)求めたPBを利用して動作を連想する。ここで“連想”とはPB値を固定し、RNNPBの入出力を接続（閉ループ）した順方向計算反復で得られる。

もし認識動作が既知であれば、連想された動作は、観察動作に近いものになるが、未知であればその誤差は大きくなる。さらに、(c)連想動作を再度RNNPBに認識させてPBを求め、(b)の動作連想を反復することで、既知動作と道動作の誤差はより増大する。

5.2.2 実験結果

各動作について、連想動作と観測動作の誤差をFig. 5に示す。フェーズ1、2に使用した動作1～3は、誤差が図からは確認できない程の微小値となった。動作4はフェーズ1で学習しているが、フェーズ2で利用していないため、ある程度の誤差が生じる。未知動作である動作5では大きな誤差が生じた。よって既知動作、未知動作の判別が十分可能であるといえる。

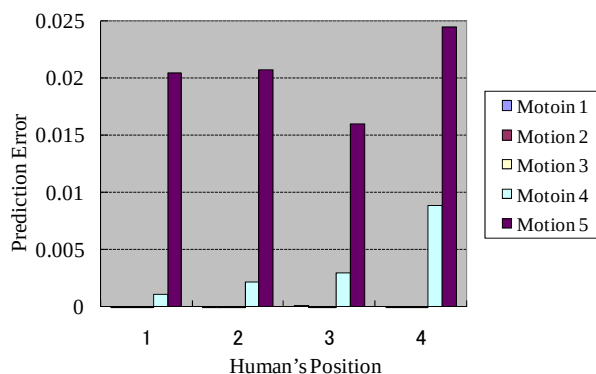


Figure 5 Differences between Observed and Associated Motions

5.3 静止画像からの全体動作連想

5.3.1 動作連想手法と特徴

提案モデルは、その連想機能を用いることで動作中の1枚の静止画像から、全体の動作系列を連想できる。フェーズ1と2を5.1節の実験と同様に行う。静止画像は、人間が0[deg]の位置で行った動作1～4の途中のキャプチャ画像4枚（以下、静止画像1～4と呼ぶ）さらに物体操作前の初期画像の計5枚である。ここで初期画像は複数動作に含まれる画像データであり、動作の同定に曖昧性が残ることに注意されたい。

学習後のRNNPBにおいて、2次元PB空間を100×100に格子分割し、各PBから変換モジュールを介して全体の動作を連想する。この際、従来の探索問題のように“ロボットが生成可能な全ての動作”を検証するのではなく、PB空間のみの探索（RNNPBの既学習動作とその周辺の汎化動作）になるため探索作

業を大幅に効率化できる．連想された予測画像系列と各静止画像を比較する．

5.3.2 実験結果

上記手法により計算した誤差をPB空間に対応させた結果をグレースケールで示した (Fig. 6)．予測誤差が最小となったPB値には×印を付した．

静止画像1～4については動作系列が適切に認識されていることが確認できる．また動作初期画像については, PB空間全体において予測誤差が一様となり, 動作が一意に同定できないことも確認できる．

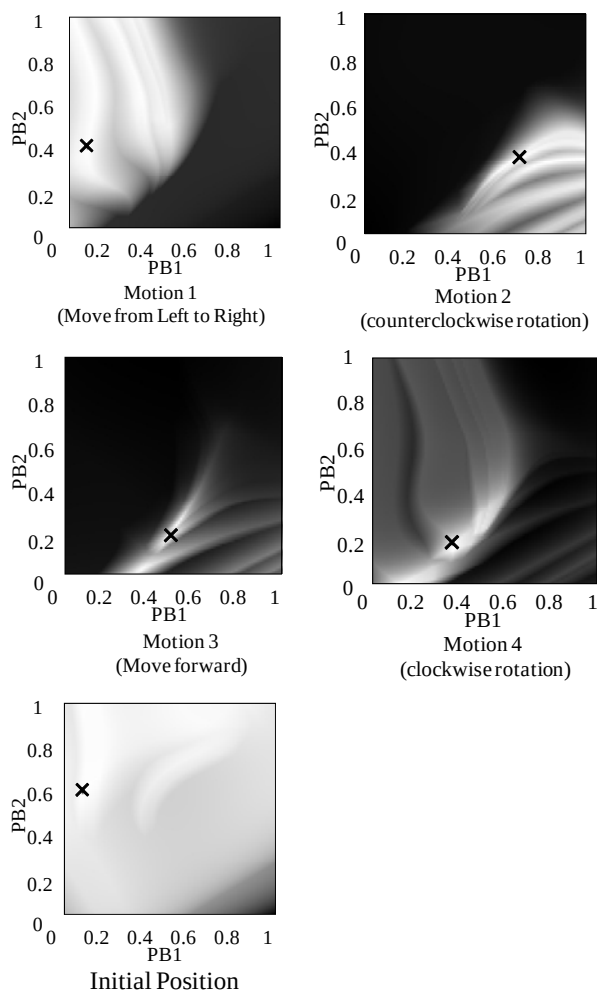


Figure 6 Difference Maps between Observed and Associated Motions from Static Camera Images

予測誤差が最小となったPBにより連想した物体軌道 (物体色領域のカメラ内重心座標) をFig. 7に示す．各静止画像を通過する動作が連想できていることが確認できる．

6. まとめ

本稿では, 外部の動的対象の適応 (予測・模倣) のために, 自己の順逆モデルを転用するという概念を示した．具体的には, “物体操作を介した模倣 (三項関係)” さらに “親による幼児の模倣” を仮定し, 模倣能力の発達プロセスをモデル化した．これを人工神経回路モデルと実ロボットにより実装した．

実験の結果, ロボットは提案モデルにより人間からの任意方向からの提示動作を認識, 視点変換を施して模倣を行うことが可能であることを確認した．

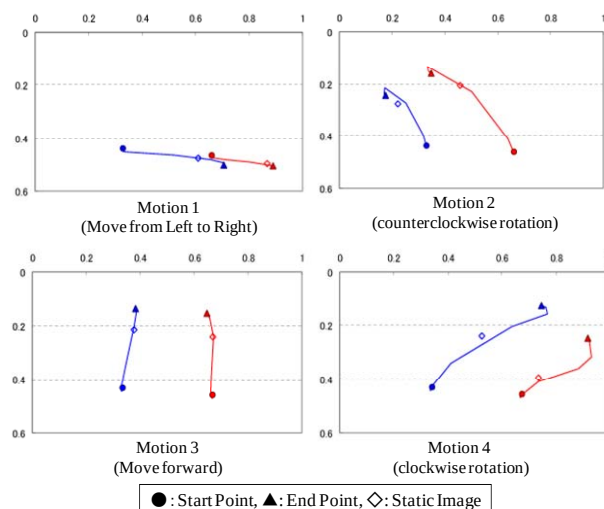


Figure 7 Associated Motion Trajectories from a Static Camera Image

さらに人工神経回路モデルの連想機能 (予測誤差) を活用することで, 本手法が適用可能な動作の判定 (既知動作と未知動作の識別) が可能であること, さらに動作中の静止画像から, 全体の動作を効率よく連想可能であることを確認した．

今後は, 視点変換による物体操作の模倣 (三項関係) だけでなく, 身体情報変換を利用したより高度な模倣 (mimic) を実現していく．さらに文脈情報変換についても検討し, コミュニケーション研究を展開していく予定である．

謝辞 本研究は, 科研費若手 A, 科研費基盤 S, 栢森財団 10 周年記念特別研究助費の支援を受けた．

参考文献

- [1] Y. Demiris and G. Hayes: Imitation as a dual-route process featuring predictive and learning components: a biologically-plausible computational model, Dautenhahn and Nehaniv (Eds.), "Imitation in Animals and Artifacts", MIT Press, chapter 13, pp. 327-361, 2002.
- [2] T. Makino and K. Aihara: Self-observation Principle for Estimating the Other's Internal State, Mathematical Engineering Technical Reports METR 2003-36, the University of Tokyo, 2003.
- [3] C. Trevarthen and P. Hubley: Secondary intersubjectivity: Confidence, confiding and acts of meaning in the first year, Lock, A.(Eds.), Action, gesture, and symbol: The emergence of language, New York: Academic Press, pp. 183-229, 1978.
- [4] S. Jones: Infants Learn to Imitate by Being Imitated, Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Development and Learning (ICDL-2006), 2006.
- [5] J. Tani and M. Ito, "Self-Organization of Behavioural Primitives as Multiple Attractor Dynamics: A Robot Experiment," *IEEE Transactions on SMC Part A*, Vol. 33, No. 4, pp. 481-488, 2003.
- [6] J. Tani and S. Nolfi: Learning to perceive the world as articulated: an approach for hierarchical learning in sensory-motor systems, *Neural Networks*, Vol. 12, No. 7, pp.1131-1141, 1998.
- [7] T. Miyashita, T. Tajika, K. Shinozawa, H. Ishiguro, K. Kogure and N. Hagita, "Human Position and Posture Detection based on Tactile Information of the Whole Body," *IEEE/RSJ IROS 2004 Work Shop*, 2004.