

ロボットの順逆モデルの変換による他者行為予測と模倣

横矢 龍之介[†] 尾形 哲也[†] 西出 俊[†] 谷 淳* 駒谷 和範[†] 奥乃 博[†]

[†] 京都大学大学院情報学研究科知能情報学専攻

* 理化学研究所脳科学総合研究センター

1. はじめに

本稿の目的は、認知発達ロボティクス [1] の観点から、ロボットによる模倣能力の獲得プロセスをモデル化することである。模倣能力は他者の意図理解の基盤となっておりと言われており、人間の知能を探る上で、その仕組みの解明は極めて重要な課題である。

ロボット模倣の従来研究の多くは、ロボットと模倣対象間の身体構造の対応を設計者が与え、人間が提示した動作の軌道を正確に再現することを目的としている [2] [3]。また、ロボットは模倣対象である「他者」といった概念は有していない。しかし、我々人間が他者を模倣する際には、必ずしも他者の身体軌道を再現しているわけではなく、自身で模倣可能な他者/着目点を適応的に選択している。したがって、「他者」をどのように捉えるかは模倣における本質的な課題である。

本稿では、他者を自己の順逆モデル (自己モデル) を変換利用することで予測可能な主体であると捉え、他者を自律的に発見し模倣するまでの発達プロセスを提案する。以下の3つのアプローチをとる。(1) 自己モデルによる他者の動作予測。(2) 対象物による自己と他者の仲介。(3) 親 (人間) による幼児 (ロボット) の模倣。具体的には、卓上物体の移動をタスクとする。また、Recurrent Neural Net with Parametric Bias (RNNPB) をロボットの自己モデルとして利用し、RNNPB に変換モジュールとして階層型ニューラルネットワークを付加したモデルを他者モデルとして利用する。実験により、本モデルを利用してロボットが人間を模倣できることを確認する。

2. 学習モデル

我々は、谷ら [4] によって提唱された RNNPB をロボットの自己モデルとして学習に用いる。RNNPB は再帰結合を持つため非線形な時系列パターンを学習することができ、パラメータ値 (PB 値) を変更することで1つの RNNPB に複数のパターンを埋めこむことができる。各時系列について一意の PB 値を求めることで、学習パターン間の相関を反映した PB 空間を自己組織的に獲得する。

自己モデルで他者の動作を予測する際に、主観的情報 I_s と客観的情報 I_o のデータ変換が必要となる。そこで、RNNPB の入出力部分にデータ変換用の階層型ニューラルネットワーク (変換モジュール) を付加することで他者モデルを構築する。(図1参照)。

RNNPB のサイズは入出力層が 7、中間層が 35、コンテキスト層が 10、PB 層が 2 である。他者モデルは 8 組の変換モジュール群を有しており、各変換モジュールのサイズは入出力層が 4、中間層が 4 である。変換モジュールへの入力データは画像情報のみである。

3. 模倣システム

3.1 テストベッドと取得データ

本稿で用いるテストベッドは、ATR 製のヒューマノイドロボット、Robovie-1Is である。操作対象は、上面を赤青

Prediction of Others' Actions and Imitation by Robot Based on Conversion of Forward and Inverse Models: Ryunosuke Yokoya, Tetsuya Ogata, Shun Nishide, Jun Tani, Kazunori Komatani, and Hiroshi G. Okuno

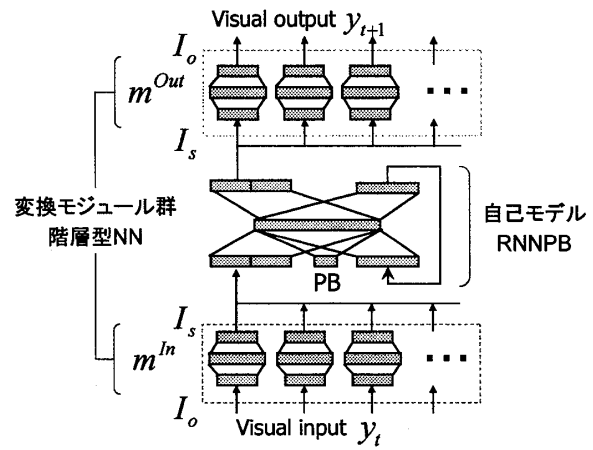


図1: 他者モデル

の2色に色分けした箱型の物体である。

取得データは画像データとモータデータである。画像データとして、物体の青色・赤色部のカメラ内での重心座標 $(x, y, 2 \text{次元} \times 2)$ を推定する。物体の重心位置は、カメラ画像での座標系を用いる。上記の画像データ 4 次元及びモータデータ 3 次元を正規化し、10 ステップ (800ms/step) の 7 次元ベクトルを得る。

3.2 模倣手法

本手法は、4 フェーズから構成される (図2参照)。

フェーズ 1: 自己モデルの学習 (幼児の身体パプリング) 意図する物体操作となるようプログラムした複数のモーションをロボットが生成し、データを取得する。取得されたデータから RNNPB を 20 万回学習させる。

フェーズ 2: 変換モジュール群の学習 (親による幼児の模倣 (1)) 人間がロボットの位置から反時計回りに 0° , 90° , 180° , 270° の、4 種類の位置において、ロボットの動作を模倣する。人間による模倣動作をロボットが観察し、他者モデルを学習する。具体的には、RNNPB の重みを固定した状態で 8 組の変換モジュールを延べ 120 万回学習させる。ただし、ここで他者モデルに入力される PB 値は、フェーズ 1 で得られた同一動作に対応する PB 値である。

フェーズ 3: 変換モジュールの同定 (親による幼児の模倣 (2)) 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。得られた各データを他者モデルに入力することで物体の挙動を予測し、変換モジュールのうち画像情報の予測誤差が最小となるものを選択する。

フェーズ 4: 模倣動作の生成 (幼児による親の模倣) フェーズ 3 で選択された他者モデルを使用し、人間に提示された動作についてそれぞれ PB 値を計算する。得られた PB 値を自己モデル RNNPB に入力することで、模倣動作を生成する。ここでは、既に我々が開発している模倣手法を利用する [5]。

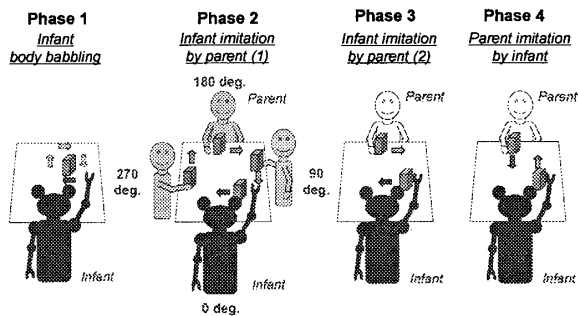


図2: 模倣プロセス

4. 模倣実験

4.1 実験1: 既知動作の模倣実験

4.1.1 実験条件

用いる操作は、{ 操作1: 左から右への平行移動, 操作2: 右端を押すことによる左回転, 操作3: 手前から奥への平行移動, 操作4: 右回転 } の4種類である。

フェーズ1でロボットは操作1~操作4を学習する。続いて、フェーズ2では操作1~操作3を使用する。フェーズ3でロボットは人間のよる操作1~操作4を観察し、フェーズ4で各動作を模倣する。

4.1.2 実験結果

フェーズ4において、観察した人間の全ての動作について、ロボットが人間の視野に立った適切な模倣動作を生成することができた。変換モジュール群の学習に使用していない「右回転」も模倣できていることから、各変換モジュールに人間の各位置に対応する視野変換が構成されていると考えられる。模倣動作に伴う物体の各色領域のカメラ内重心座標の軌跡と、フェーズ1における学習動作に伴う軌跡の一例を図3に示す。また、実験風景を図4に示す。

4.2 実験2: 既知動作と未知動作の判別実験

4.2.1 実験条件

実験1で使用した4種類の操作と、さらに「操作5: 左端を引くことによる左回転」を用いる。操作2と操作5は、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及びフェーズ2は実験1と同様に行う。フェーズ3でロボットは人間による操作1~操作5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。フェーズ4では実験1と異なり、実ロボットによる動作生成は行わず、オフラインでのRNNPBの自己連想によって各動作の予測誤差を計算し、それらの比較を行う。

4.2.2 実験結果

フェーズ4で各動作について求められた予測誤差を図5に示す。予測誤差に基づいて、既知動作(操作1~操作4)と未知動作(操作5)の判別が可能である。

5. おわりに

本稿では、模倣能力獲得プロセスのモデル化を行い、人型ロボットRobovie-IIをテストベッドとしてその妥当性を検証した。実験の結果、ロボットが他者モデルを用いて人間の動作を認識し、人間の立場に立った模倣が可能であることを確認した。また、ロボットが予測誤差に基づいて既知動作と未知動作が判別できることを確認した。以上より、ロボットによる模倣可能な他者が認識されたこ

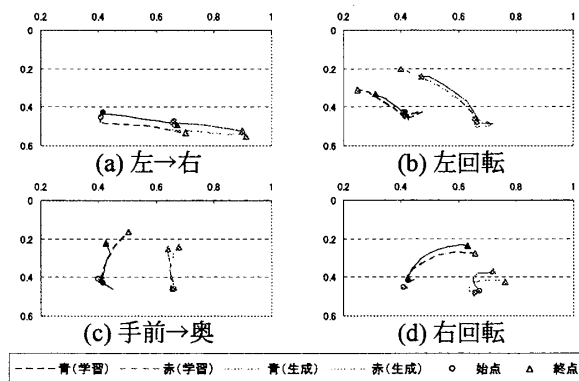


図3: 物体軌道

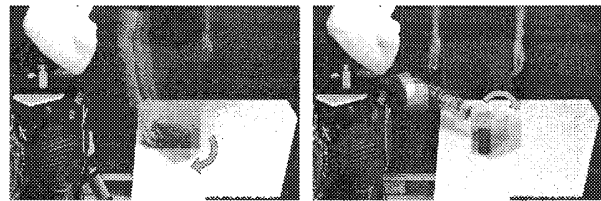


図4: 幼児による親の模倣(右回転)

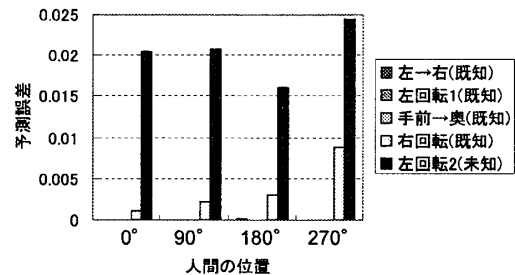


図5: 既知動作と未知動作の予測誤差

とが示された。今後は、他者の身体情報を考慮した模倣手法を開発する予定である。

謝辞

本研究はグローバルCOE、科研費基盤S、科研費若手A、栢森情報科学振興財団設立10周年記念特別研究助成、理研の支援を受けた。

参考文献

- [1] M. Asada, K. F. MacDorman, H. Ishiguro, and Y. Kuniyoshi. Cognitive developmental robotics as a new paradigm for the design of humanoid robots. In *Robotics and Autonomous Systems*, pp. 185–193, 2001.
- [2] H. Miyamoto, S. Schaal, F. Gandolfo, H. Gomi, Y. Koike, R. Osu, E. Nakano, Y. Wada, and M. Kawato. A kendama learning robot based on bi-directional theory. In *Neural Networks*, Vol.9, No.8, pp. 1281–1302, 1996.
- [3] A. Nakazawa, S. Nakaoka, K. Ikeuchi, and K. Yokoi. Imitating human dance motions through motion structure analysis. In *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems*, pp. 2539–2544, 2002.
- [4] J. Tani and M. Ito. Self-organization of behavioral primitives as multiple attractor dynamics: A robot experiment. In *IEEE Trans. on SMC Part A*, Vol.33, No.4, pp. 481–488, 2003.
- [5] R. Yokoya, T. Ogata, J. Tani, K. Komatani, and H. G. Okuno. Experience based imitation using rnnpb. In *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems*, pp. 3669–3674, 2006.