

# 段階的に構造化する神経回路モデルを用いた ロボットと人間の発達のインタラクション

望月 敬太<sup>†</sup> 信田 春満<sup>‡</sup> 西出 俊<sup>‡</sup> 奥乃 博<sup>‡</sup> 尾形 哲也<sup>‡</sup>  
<sup>†</sup> 京都大学 工学部情報学科 <sup>‡</sup> 京都大学大学院 情報学研究科 知能情報学専攻

## 1. はじめに

本研究の目的は、教示者と学習者のダイナミックな相互作用を通じた学習環境を構築し、ロボットの模倣能力の向上を図ることである。乳幼児の学習において、養育者が相手に合わせてタスクの難易度を調節してやる学習の“足場づくり”が効果的であることはよく知られている。長井らは、養育者と幼児の発達のインタラクションにおけるモーショニーズ（単純かつ誇張された行為）に注目し、成人がロボットに動作を教示する際の行為を解析した。その結果、モーショニーズは学習者の未熟さによって誘発されるものであり、同時にモーショニーズによって効果的な学習が促されると主張している [1]。このような知見がありながら、実際にロボットの模倣学習に教示者と学習者を一体化させた学習環境を取り入れた研究はされていない。

ここでモーショニーズはプリミティブ（動作の基本単位）の区切りを明確化させる働きを持っていると捉えることもできる。模倣においてプリミティブが重要であることは池内らも指摘しており、彼らは動作をプリミティブに分割することで舞踊の模倣に成功している [2]。さらに Park らは初めにプリミティブを学習させ、それらを組み合わせることで幼児の動作を認識している [3]。

本研究では、まず教示者は簡単な動作であるプリミティブを教え、次にプリミティブを組み合わせた複雑動作を教えるように設計した。次に、学習者には神経力学モデルである MTRNN (Multiple Timescale Recurrent Neural Network) [4] を導入し、それを段階的に構造化させることで学習者の発達を実現した。このように構築した発達の学習環境における学習と、通常の学習環境における学習を、人間とロボットの模倣インタラクションの中で比較した。

## 2. 発達の学習環境の構築

本研究では、学習環境として図 1 のようなロボットと人間が相互作用を受けながらお互いに発達していくインタラクションを考える。ロボットと人間それぞれのデザイン方法を 2.1 節と 2.2 節に記述する。

### 2.1 ロボットの自己モデル：MTRNN

ロボットには神経力学モデルである MTRNN を用いる。MTRNN は、現在の状態を入力として次状態を出力する予測器であり、複数の非線形時系列パターンを学習・汎化することができる。また、MTRNN は階層構造を持ち、通常は入出力層である IO ノード、コンテキスト層である Cf ノード、Cs ノードの 3 層から成る。各層は時定数と呼ばれる値を持ち、IO、Cf、Cs の順に大きくなる。これにより各層がレベルの異なる機能を獲得することができる。また、Cf の初期値ベクトル ( $Cf_0$ ) と Cs の初期値ベクトル ( $Cs_0$ ) から特定のパターンを決定論的に

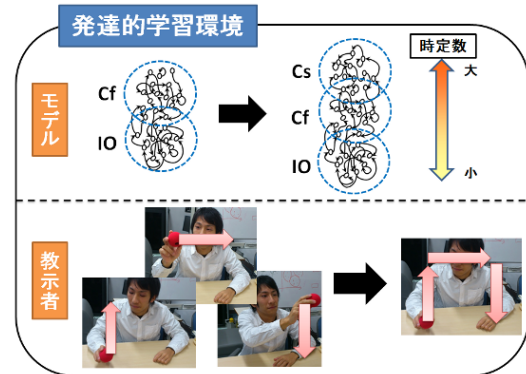


図 1: 発達の学習環境

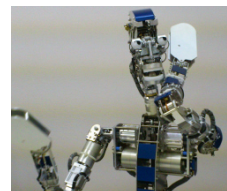


図 2: Actroid

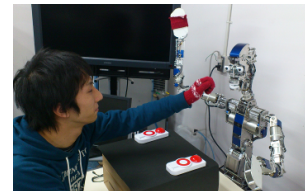


図 3: 模倣実験風景

生成することができ、この  $Cf_0$  および  $Cs_0$  のパラメータ空間はデータ間の相関から学習時において自己組織的に獲得される。

通常は IO-Cf-Cs の 3 層構造で一度に学習させてしまうが、本研究では図 1 の上段に示すようにまず IO-Cf の 2 層構造から学習を始め、ある段階で IO-Cf-Cs の 3 層構造に発達させるという段階的構造化を行う。

### 2.2 人間の教示デザイン

人間はモーショニーズの例に習い、図 1 の下段に示すようにまずは単純な動作から教え、段階的に複雑な動作を教えるよう設計する。本研究では、簡単な動作を連続動作の基本単位であるプリミティブ、複雑な動作を複数のプリミティブから構成される動作として捉える。

## 3. 模倣学習プロセス

模倣学習は以下の 3 フェーズから成る。

1. 自己モデルの獲得（パプリング）
2. プリミティブの学習
3. 複雑動作の学習

フェーズ 2 とフェーズ 3 が段階的な教示に相当する。

これに対し、ロボットにはモデルの段階的構造化に関する次の 2 パターンを用意する。

【発達学習モデル】フェーズ 2 の後で「IO-Cf モデル」から「IO-Cf-Cs モデル」への段階的構造化を行う

【一括学習モデル】初めから「IO-Cf-Cs モデル」で段階的構造化を行わない

本研究では、この 2 つのモデルの比較を行っていく。

Developmental Interaction of Robot and Human with Phased Structuring in Neuro Dynamical Model: Keita Mochizuki (Kyoto Univ.), Harumitsu Nobuta (Kyoto Univ.), Shun Niside (Kyoto Univ.), Hiroshi G. Okuno (Kyoto Univ.), and Tetsuya Ogata (Kyoto Univ.)



図4: プリミティブの一例 (右上 左上)

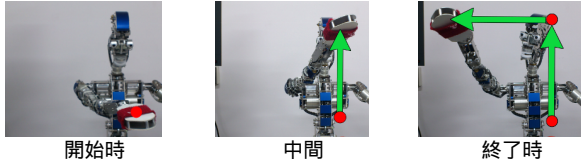


図5: 複雑動作の一例 (右下 右上 左上)

## 4. 実験：模倣インタラクション

### 4.1 実験設定

人間とロボットの模倣インタラクションを扱う。MTRNNの入力は腕の関節角が2次元、首の関節角が2次元、視野内の手先座標が2次元である。ロボットには空気圧制御式ヒューマノイドロボット Actroid (図2)を用いた。実験の様子を図3に示す。

この条件の下、模倣学習を発達学習モデルと一括学習モデルの場合それぞれについて行った。

#### 【フェーズ1：自己モデルの獲得 (パブリング)】

腕の可動範囲を  $5 \times 5$  の25マスに区切り、あるマスからあるマスへ腕を移動させる直線動作を130パターン用意し、ロボットに学習させる。

#### 【フェーズ2：プリミティブの学習】

このフェーズから模倣学習が始まる。人間は図4に示すような腕の可動範囲の四端における5つの直線動作をロボットに提示し模倣させる。以後、これらの直線動作のことをプリミティブと呼ぶ。模倣インタラクションを繰り返していき、ロボットにプリミティブを学習させる。

#### 【フェーズ3：複雑動作の学習】

図5に示すような2つのプリミティブから構成される複雑動作を模倣させロボットに学習させていく。2つのプリミティブの組み合わせ方は6通り存在するが、このうち4つの組み合わせの複雑動作を学習に用いた。

### 4.2 模倣能力の評価

学習済みMTRNNを用いて3つのプリミティブを組み合わせた7つの複雑動作をロボットに模倣させ、そのパフォーマンス結果を発達学習モデルと一括学習モデルの場合で比較した。ただし、この7つの複雑動作のうち4つは未学習の組み合わせ方を含む。

提示された動作と模倣結果のエラー値の平均は、発達学習モデルが5.5(cm)、一括学習モデルが7.2(cm)であった。特に未学習のデータにのみ注目すると、その平均は発達学習モデルが5.2(cm)、一括学習モデルが9.0(cm)とパフォーマンス結果に大幅な差が見られた。

## 5. $Cf_0$ 空間の解析

発達学習モデルと一括学習モデルそれぞれの場合について、学習済みMTRNNのパラメータ空間の解析を行った。MTRNNに各プリミティブを認識させ、それぞれについて得られた $Cf_0$ の第一、第二主成分を図6と図7に示す。図の各点の色は手先の初期位置を、矢印は移動方向を表している。一括学習モデル(図6)では、 $Cf_0$ 空間が手先位置(色)で組織化が行われているのに対して、提

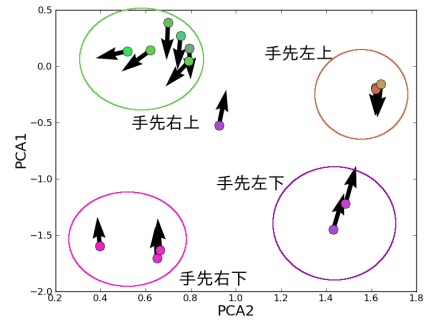


図6: 一括学習モデルの $Cf_0$ 空間：手先位置(色)でクラスタリングされている

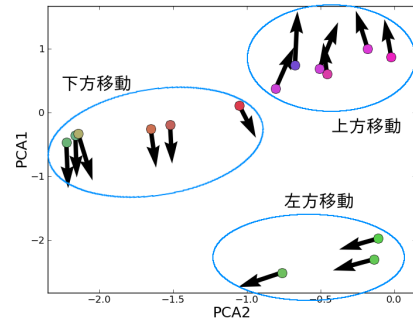


図7: 発達学習モデルの $Cf_0$ 空間：動作方向(矢印)でクラスタリングされている

案する発達学習モデル(図7)では、動作方向(矢印)で自己組織化されており、動作プリミティブが獲得されていることが確認できる。

以上の解析結果より、一括学習モデルでは複雑動作を一つの軌道として捉えているのに対し、発達学習モデルでは複雑動作をプリミティブの組み合わせとして捉えていることがわかる。そのため、未学習の複雑動作に関しては”組み合わせ”という汎化能力を獲得した発達学習モデルの方が高いパフォーマンスを得るようになったと考えられる。

## 6. おわりに

本稿では、ロボットに簡単な動作から段階的に複雑な動作を教示し、それと同時にモデルも段階的に構造化させることで、通常よりも未知動作に対する高い汎化能力を獲得できることが確かめられた。

今後は、プリミティブを変形させながら並列に組み合わせる動作の評価を行いつつ、モーションズを意識した教示者と学習者のよりダイナミックな相互作用についても議論していきたい。

謝辞 本研究の一部はJST さきがけ、科研費基盤(B)、科研費学術創成の支援を受けた。

## 参考文献

- [1] Y. Nagai and K. J. Rohlfing: "Computational Analysis of Motionesees Toward Scaffolding Robot Action Learning," IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, vol. 1, no. 1, pp. 44-54, 2009.
- [2] S. Nakaoka, A. Nakazawa, K. Yokoi, H. Hirukawa, and K. Ikeuchi: "Generating Whole Body Motions for a Biped Humanoid Robot from Captured Human Dances," Proc. of 2003 IEEE International Conference On Robotics and Automation, 2003.
- [3] H. won. Park, A. M. Howard: "Understandeing a Child's play for Robot Interaction by Sequencing Play Primitives using Hidden Markov Models," IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2010.
- [4] Y. Yamashita and J. Tani: "Emergence of Functional Hierarchy in a Multiple Timescale Neural Network Model: a Humanoid Robot Experiment," PLoS Comput. Biol., vol.4, no.11, 2008.