

# 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。また、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 HMM に学習させ、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。また、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. 学習環境

本研究では、学習環境として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

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 の順に時定数は大きくなる。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生成することができ、この  $Cf_0$  および  $Cs_0$  のパラ

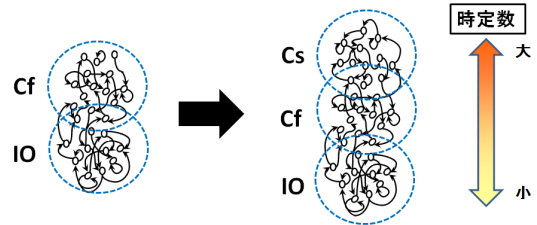


図 1: MTRNN の段階的構造化

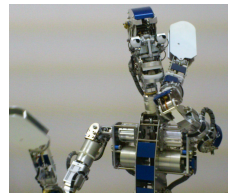


図 2: Actroid



図 3: 実験風景

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 に示すようにまず IO-Cf の 2 層構造から学習を初め、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。このように始めにモデルに制約を与える学習方法は Elman も行っており、言語学習においてモデルの記憶容量が少ない状態から学習を始めた方が効率的な学習ができると指摘している [5]。

### 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、まずは単純な動作から教え、段階的に複雑な動作を教えていくようにする。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. 学習プロセス

学習は以下の 3 フェーズから成る。

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

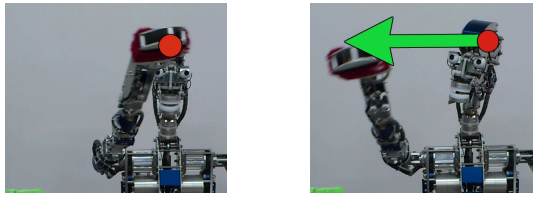
フェーズ 2 とフェーズ 3 が段階的な教示に相当する。

これに対し、ロボット側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。

(w/ development) 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

(w/o development) 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 つの比較実験を行っていく。



開始時 終了時  
図 4: プリミティブ (例: 左上 右上)

## 4. 実験

### 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。ロボットは常に手先が視野の中心にくるように首を動かすよう設計した。また、MTRNN のサイズは IO が 6 ノード、Cf が 40 ノード、Cs が 2 ノードである。ロボットには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、次の 3 フェーズを (w/ development), (w/o development) 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 (バブリング)】

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 4 端を動く 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】

2 つのプリミティブから構成される複雑動作を模倣インタラクションを通じてロボットに教えていく。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 つの複雑動作を学習に用いた。

### 4.2 評価

学習済み MTRNN を用いてパフォーマンス評価を行った。評価には 3 つのプリミティブを組み合わせた 7 つの複雑動作を用いて、その模倣結果を (w/ development) と (w/o development) で比較する。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。

評価結果を図 5 に示す。横軸が動作の種類、縦軸が提示動作と模倣結果のエラー値 (cm) を示している。図 5 において、既学習のデータでは (w/o development) の方が勝っているが良い結果を示しているが、未学習の動作に関しては (w/ development) の方がかなり高いパフォーマンスを得ていることがわかる。

## 5. 解析

(w/ development) と (w/o development) 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 にプリミティブ (P1~P5) を認識させ、それぞれの動作に対応する  $Cf_0$  の第一、第二主成分をプロットしたものを図 6 に示す。図の各点の色は手先の初期位置を、矢印は対応するプリミティブの移動方向を表している。図 6 より、(w/ development) の場合には Cf 空間が動作の方向できれいに自己組織化されていることが

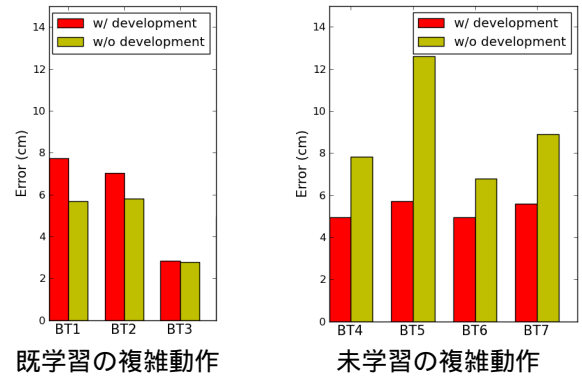


図 5: パフォーマンス結果

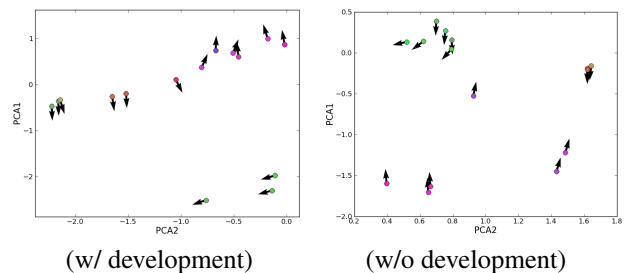


図 6: Cf 空間

わかる。それに対し、(w/o development) の場合は Cf 空間が手先の初期位置により自己組織化されており、プリミティブを理解している様子は見られない。

以上の解析結果より、通常の学習をさせた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、モデルを段階的に構造化させた場合に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、ある程度短い既学習の複雑動作に関しては (w/o development) の方がパフォーマンスが高くなるが、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 (w/ development) 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を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、実験設定を改めるとともに、プリミティブを直列に組み合わせるのではなく、複数のプリミティブを変形させながら並列に組み合わせることができるか検証していく予定である。また、よりモーションズを意識した教示方法に関する議論も行って行きたい。

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 Motionese 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.
- [5] J. L. Elman: "Learning and development in neural networks: the importance of starting small," Cognition,48, 71-99, 1993