

# 停止動作を活用した描画運動におけるロボットの発達の模倣学習

○望月敬太<sup>†</sup> 西出俊<sup>†</sup> 奥乃博<sup>†</sup> 尾形哲也<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> 京都大学大学院情報学研究科 <sup>‡</sup> 早稲田大学基幹理工学部

## 1. はじめに

人間の認知機構をモデル化・実装し、その振る舞いを調べることで人間の認知に関する知見を得る”構成論的手法”が近年その重要性を増している [1]. 特にその中でも、周囲の環境に適応して持続的に発達できるロボットの需要が高まってきており、ロボットにおける発達の学習が注目されている. そこで、本研究ではタスクの一例として描画運動を取り上げ、神経回路モデルを有した実ロボットを用いて描画運動における発達の学習を実現する.

人間の描画発達は、Louquet[2] によって次の5段階で定義されている.

- (1) なぐり描き
- (2) 偶然の写実性
- (3) 出来損ないの写実性
- (4) 知的写実性
- (5) 視覚的写実性

(1) は適当に腕を動かし意味のない図形を描く段階. 幼児は、ここで身体感覚と描かれる図形をある程度学習する. (2) は自分が描いた図形と現実に存在するものの類似点を発見し、模倣することへの意欲が高まる段階. (3) は見たものを模写しようとするが身体的能力の不足により完璧には模写できない段階. (4) は想像した物体を図で表現する段階. (5) は見たものを完璧に模写する段階である.

我々は以前にこの (1) と (3) の発達に注目し、(1) を身体バブリング、(3) を模倣学習として実ロボットを用いた実験を行った [3]. 身体バブリングから学習を始めることで、事前設計のコストが模倣学習における他研究よりも低くなっているのが最大の特徴であるが、三角形や四角形の図形が円の学習に引きずられ丸みを帯びてしまうといった課題があった.

そこで、本研究ではさらに模倣学習の社会的側面にも注目した. 発達の心理学の分野においても、山形らは Louquet のように子どもの個としての側面からだけでなく、親子のインタラクションとして描画発達を議論する重要性について述べている [4]. 特に親子の模倣学習のようなインタラクションにおいて、モーショニーズという現象が確認されている [5]. モーショニーズとは成人が幼児に動作を教えるときのより特徴的な動作のことであり、例えば見せ方を大げさにしたり、停止動作などで重要な点を明示したりするなどの行為があげられる. ロボティクス分野でも長井らがこのモーショニーズに注目しており、人間-ロボット間の模倣学習におけるモーショニーズの効果について議論している [6].

本研究の目的は、描画運動の発達の学習にモーショニーズとして停止動作を導入し、この効果を検証する

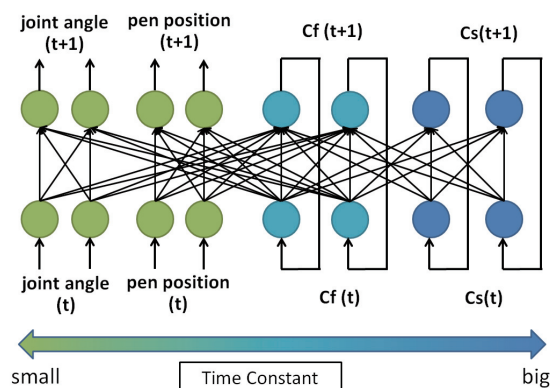


図 1 MTRNN の構成

ことである. 身体バブリングと模倣学習の両フェーズにおいて描画の方向が変わるタイミングに停止動作を導入し、図形の“角”の形成が助長されることを目指す.

ロボットを用いた工学的なアプローチの描画研究もいくつかされている. 工藤らは、実世界の対象からステレオカメラで3次元モデルを取得し、描くべき特徴を抽出し、それを筆を持たせたロボットアームに逆運動学を用いて描くことに成功している [7]. また、横山らも動作のセンシング技術に注目しながら職人の絵付け動作をロボットアームで再現することに成功している [8]. しかし、これらは対象をいかにうまく描くかに焦点を当てているため、システムの中で人工的に設計された部分が多く、またプラットフォームにも強く依存する. これらに対して、我々は事前設計のコストやプラットフォームの制約を少なくし、より自律的なシステムの構築を目指している. 人間の発達をベースにしながら、描画運動をロボットに実装している研究はほとんどされていない.

以下、本稿の構成は次のようになっている. 2章で本研究で使用する学習モデル、MTRNNについて述べる. 3章では、ロボットが描画運動を発達的に学習する本システムの概要について述べる. 4章では実験設定と実験結果について述べ、5章でその結果の考察について記述する. 最後、6章で結論と今後の展望について述べる.

## 2. ロボットの自己モデル：MTRNN

ロボットの自己モデルとして、谷らによって提唱された神経力学モデルである MTRNN (Multiple Timescales Recurrent Neural Network) [9] 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. 学習は BPTT (Back Propa-

gation Through Time) [10] によって行われる。また、MTRNN は階層構造を持ち、通常は入出力層である IO ニューロン群、コンテキスト層である  $Cf$  ニューロン群、 $Cs$  ニューロン群の 3 層から成る。本研究における IO ニューロン群は、ロボットの腕関節角とペン先位置という 2 つのユニットで構成されている (図 1 参照)。

MTRNN は、学習・認識・生成という 3 つの基本機能を持つ。

**学習** 教師信号を IO に入力することで、結合重みと  $Cf$  および  $Cs$  の初期値 ( $Cf_0$ ,  $Cs_0$ ) を BPTT で更新する。

**認識** 観測データを IO に入力することで、そのデータを表現する  $Cf_0$  と  $Cs_0$  を BPTT を用いて計算する。

**生成**  $Cf_0$  と  $Cs_0$  を用いて RNN の前向き計算をすることで、時系列データが得られる。

認識と生成を用いることで、MTRNN は一つの IO ユニットから他の IO ユニットの連想することができる。例えば、本研究ではペン先位置の時系列データを認識し、得られた  $Cf_0$  と  $Cs_0$  を用いることで関節角の時系列データを生成することができる。このプロセスを本研究では“連想 (association)”と呼ぶ。

### 3. システム概要

#### 3.1 発達の学習

本研究では、ロボットの描画運動における発達の学習は大きく 2 つのフェーズから構成される。

##### フェーズ 1 身体バブリング

##### フェーズ 2 基本図形の選択的追加模倣学習

##### 3.1.1 フェーズ 1: 身体バブリング

フェーズ 1 は 1. 章で記述した“なぐり描き”の段階に相当する。本フェーズの目的は、ロボットの腕関節角とペン先位置のダイナミクス関係を獲得することである。

本フェーズでは、ロボットはランダムに腕を動かす。このランダム動作により、ロボットの腕関節角とペン先位置の時系列データが得られる。これらの時系列データは、2 つの時系列データを結びつけるように MTRNN を学習するために使用される。このような自律的な学習を導入することで、人手によるシステムの事前設計のコストを減らすことができる。

##### 3.1.2 フェーズ 2: 基本図形の選択的追加模倣学習

フェーズ 2 は、1. 章で記述した“出来損ないの写実性”の段階に相当する。本フェーズでは、ロボットはフェーズ 1 で学習した自己モデルを用いて、人間が示した図形の軌跡を模写することで基本図形を追加的に学習していく。具体的には、次のアルゴリズムを繰り返し実行する。また、このアルゴリズムの概要を図 2 に示す。

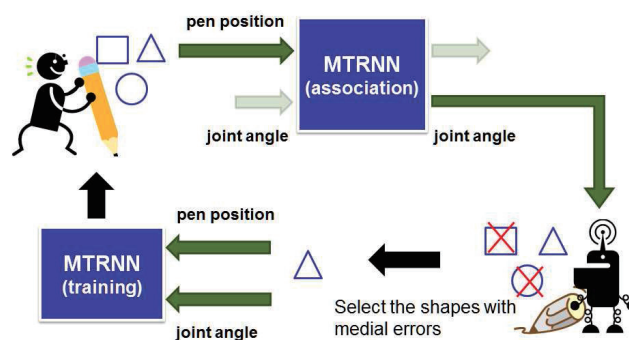


図 2 選択的追加模倣学習

**Step1** 人間が複数の図形をロボットに示す。

**Step2** ロボットは Step1 で得られたペン先位置の時系列データから腕関節角の時系列データを連想する。

**Step3** Step2 で得られた腕関節角の時系列データを用いて実際にロボットを動かし図形を描く。

**Step4** ロボットが描いた図形の軌跡と人間が描いた図形の軌跡の二乗誤差を計算する。

**Step5** 描いた図形の中からエラーが中間のものを選択して、これらを用いて MTRNN を再学習する。

**Step6** Step2 に戻る。

Step1 で得られる時系列データには腕関節角の情報が含まれていないため、これを直接用いて MTRNN を再学習させることはできないことに注意されたい。そのため、再学習の教師信号として Step4 で得られる自己の経験に基づくデータを使用している。また、模倣結果のエラーが中間のデータのみを選択的に用いて MTRNN を再学習する目的は、小さいエラーのデータを省くことで過学習を防ぐとともに、現状で大きいエラーのデータを省くことで学習をスムーズに行うためである。

#### 3.2 停止動作の導入

1 章で述べたように、本研究ではモーションズの一例として停止動作を導入する。身体バブリングのフェーズでは、ランダムに描画していく中で描画方向が切り替わるタイミングで動作を一時停止するように設計する。模倣学習のフェーズでは、図形の開始点と角で動作を一時停止させながら教示する。

### 4. 実験

停止動作の有無による比較実験を行った。

#### 4.1 実験設定

ヒューマノイドロボット NAO を用いて、提案した描画運動の発達の学習を行った。キャンバスにはペンタブレットを用いている。本実験風景を図 3 に示す。MTRNN の入力には NAO の腕関節が 2 次元 (肩: Roll, 肘: Roll), ペンタブレットのペン先位置が 2 次元の計 4 次元である。



図 3 実験風景



図 4 身体バブリング

4.1.1 停止動作なしの学習データ

停止動作なしの条件における各フェーズの学習データの詳細を述べる。

【フェーズ 1：自己モデルの獲得（身体バブリング）】

まず NAO に関節角をランダムで指定し、現在の関節角との補間により一定の速度で腕を動かす。次に指定した関節角までたどり着いたら次の関節角を指定するという手順を繰り返させる。この間、30fps で NAO の関節角とペンタブレットのペン先位置を取得し、一連の動きを分割することでバブリングの学習データとした。データ数は 80、各データのステップ数は 100 である。

【フェーズ 2：基本図形の追加模倣学習】

基本図形として円、三角形、四角形を選んだ。ただし、各図形に関してある一点から始まる左回りと右回りの軌跡を用意したので、本フェーズの学習対象となる図形は計 22 種類である（図 5 左列参照）。模倣学習アルゴリズムの Step5 における学習データの選択の部分では、各世代に置いて予測誤差が中間となる 2 データを学習データとした。

4.1.2 停止動作ありの学習データ

停止動作ありの条件の場合、停止動作なしの条件における学習データに次の修正が加わる。

【フェーズ 1：自己モデルの獲得（身体バブリング）】

新しい関節角を指定するタイミング、つまり動作方向が切り替わるタイミングで 10 ステップの止め動作が加える。

【フェーズ 2：基本図形の追加模倣学習】

教示する各図形において、開始点、および四角形・三角形の頂点で 10 ステップの止め動作が加える。

4.2 実験結果

まず、身体バブリングによって描かれた図を図 4 に示す。図 4 は止め動作なしの場合であるが、止め動作ありの場合も全く同じ図形が描かれる。身体バブリングの動作はペン先位置ではなく関節角をランダムに指定して生成しているため、描かれる図形の多くが円弧状になっていることがわかる。

次に、停止動作あり・なし、それぞれの条件の下で行った模倣学習の結果を図 5 に示す。左列が手本となる図形、中央列が停止動作なしの条件下で描かれた図形、右列が停止動作ありの条件下で描かれた図形である。各条件とも模倣学習アルゴリズムのループを 10 回実行した最終的な模倣結果であり、この時点で学習は収束していた。図 5 より、全体的に停止動作ありの場合の方がうまく模倣できていることがわかる。特に、四

表 1 模倣結果評価：

評価基準として、円には円形度、四角形には正方形度、三角形には正三角形度を用了。各値が 1.0 に近いほどその図形らしいということになる。また、表中の L は左回り、R は右回りを示している。

停止動作	円		四角形		三角形	
	L	R	L	R	L	R
なし	0.31	0.38	0.51	0.45	0.67	0.36
あり	0.54	0.64	0.60	0.87	0.76	0.78

角形や三角形において角の形成ができるようになっていことに注目していただきたい。

また、上記の結果に関して定量的評価も行った。本研究では、図形の特徴を捉えた評価基準として、円らしさ（円形度）、正方形らしさ（正方形度）、正三角形らしさ（正三角形度）を式 (1) から (3) で定義した。円形度は文献 [11] を参考にし、正方形度と正三角形度は円形度を基に我々が定義した。これらは各図形における面積と周長の関係を表す評価値であり、それぞれ 1.0 に近いほど高い精度で模写できていることを示す。

$$\text{円形度} = 4\pi S/L^2. \tag{1}$$

$$\text{正方形度} = 16S/L^2. \tag{2}$$

$$\text{正三角形度} = 12\sqrt{3}S/L^2. \tag{3}$$

S：面積  
L：周長

この評価基準を用いて計算された各図形の左回りおよび右回りにおける精度の平均を表 1 に示す。表 1 より、全てのパターンにおいて停止動作ありの場合の方が高いパフォーマンスを示していることがわかる。

5. 考察

5 章の実験結果から、身体バブリングと模倣学習で停止動作を導入することにより、模倣のパフォーマンスが向上することが確かめられた。これは、停止動作によって教示された図形の認識時に開始点や角などの図形のポイントとなる部分に重点がおかれ、そこを必ず通過するように動作が生成されるためだと考えられる。人間の成人でも速度を一旦落とさずに角を描くのは難しいはずであり、ポイントを押さえるという意味で停止動作は重要な役割を果たしている。

また、停止動作で角というポイントを押さえるということは、別の見方をすれば停止動作によって角を二つの直線の組み合わせとして表現しているとも捉えられる。MTRNN はプリミティブを組み合わせで複雑なものを表現することが得意な学習器である。MTRNN が直線をプリミティブとして獲得しており、停止動作が角部分のセグメンテーションを助長している可能性がある。

6. おわりに

本研究では、描画運動において人間の 5 段階の発達プロセスとモーショニーズを取り上げ、実ロボットに適応した。まず、ロボットには自己モデルとして神経



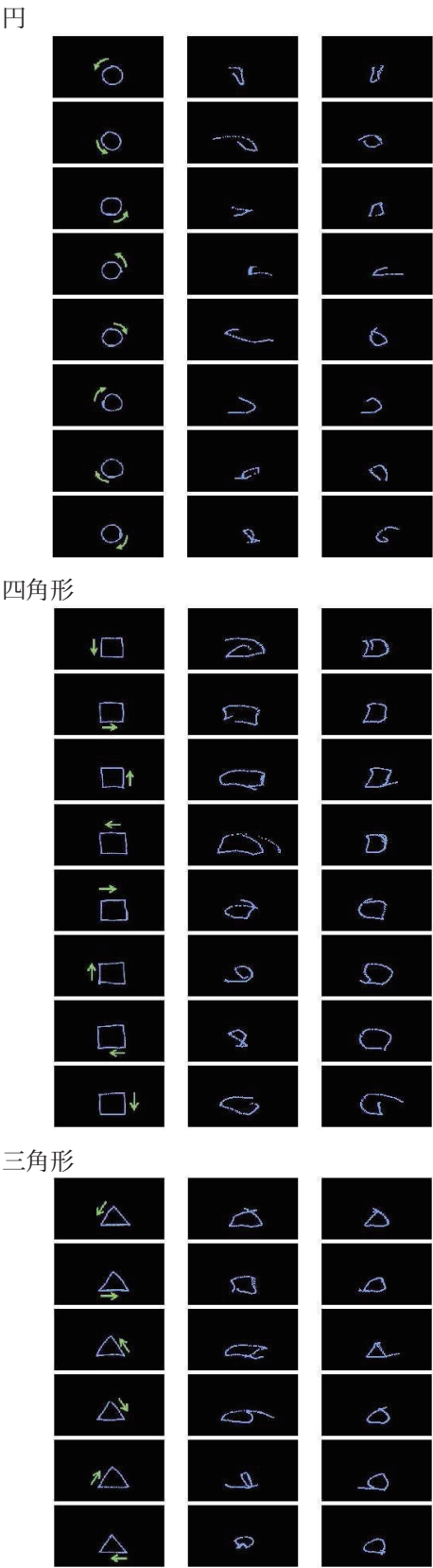


図 5 模倣結果：

発達的学習の最終結果である。左列が教示図形、中央列が停止動作がない場合の結果（従来）、右列が停止動作を導入した場合の結果（新規）の結果を示している。三角形や四角形に注目すると、停止動作の導入により“角”の形成がよりよくなっていることが読み取れる。

力学モデル MTRNN を導入し、なぐり描きに対応する身体バブリングと出来損ないの写実性に対応する追加模倣学習の 2 フェーズで MTRNN を発達的に学習させた。さらに、両フェーズにおいて図形の“角”となる部分で動作を一時停止させる設計を加えた。実験の結果、停止動作を導入することで図形の角をよりはっきりと形成することができ、パフォーマンスが向上することが示された。これは、停止動作に図形をプリミティブに切り分ける役割があるからとも考えられる。

今後の課題として、本手法を用いることで複雑な図形をプリミティブの組み合わせで表現できることを明確に示す必要がある。これは MTRNN の内部構造解析や、基本コンポーネントを組み合わせた未知の複雑な図形を模倣させることで確かめられると考えている。また、停止動作以外にもモーショニーズらしい動作を導入していき、パフォーマンスを向上させていきたい。

**謝辞** 本研究は JST さきがけ領域「情報環境と人」及び文科省科研費新学術領域研究「構成論的発達科学」(No. 24119003), 科研費若手研究 B (No. 25730159), 栢森情報科学振興財団, 立石科学技術振興財団の助成を受けた。

参考文献

- [1] M. Asada, K. MacDorman, H. Ishiguro, and Y. Kuniyoshi: “Cognitive developmental robotics as a new paradigm for the design of humanoid robots,” Robotics and Autonomous Systems, vol. 37, pp. 185-193, 2001.
- [2] G. H. Louquet: “Le Dessin Enfantin,” 1927.
- [3] 望月敬太, 西出俊, 奥乃博, 尾形哲也: “神経回路モデルを用いたロボットの描画運動における発達の模倣学習,” 情報処理学会第 75 回全国大会, 2013.
- [4] 山形恭子, “初期描画発達における表象活動の研究”, 風間書房, 2000.
- [5] R. J. Brand, D. A. Baldwin, and L. A. Ashburn: Evidence for motionese: modifications in mothers infant-directed action; Developmental Science, vol. 5, pp. 72-83, Mar. 2002.
- [6] 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.
- [7] S. Kudoh, K. Ogawara, M. Ruchanurucks, and K. Ikeuchi: “Painting robot with multi-fingered hands and stereo vision,” Robotics and Autonomous Systems, Vol. 57, No. 3, pp. 279-288, 2009.
- [8] 横山貴広, 久富 茂樹, 光井 輝彰, “ロボット教示高度化のためのセンシング手法に関する研究の実用化 - 「筆を用いた匠の絵付け再現ロボット」 -, ” 岐阜県生産情報技術研究所研究報告, vol 5, pp.47-50, 2003.
- [9] 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, e1000220, 2008.
- [10] P. Werbos: “Backpropagation through time: What it does and how to do it,” Proceedings of the IEEE, Vol.78, No.10, pp.1550-1560, 2002.
- [11] “Sphericity”, Wikipedia, <http://en.wikipedia.org/wiki/Sphericity>