

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

望月 敬太[†]西出 俊[†]奥乃 博[†]尾形 哲也[‡][†] 京都大学大学院 情報学研究科 知能情報学専攻[‡] 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。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、本稿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。

2. 描画行為の認知科学における知見

Louquet[2]によれば、描画運動の発達には

- (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

の5段階があるとされている。(1)はランダムに腕を動かしている段階。(2)は(1)で描いていたものと見たものが似ていることを発見し模写への意欲が高まる段階。(3)はシンボルを模写しようとするが、身体が追いつかない段階。(4)はシンボルのイメージができあがってきてこれを自発的に描画する段階。(5)は見たものを完璧に模写する段階である。

本稿では、この発達の(1)から(3)までを再現する。ただし、(2)に関しては(3)を誘発するための段階と捉え省略することにする。つまり、本稿では実質的に(1)のなぐり描きの段階と(3)の出来損ないの写実性の段階を扱う。

3. ロボットの身体モデル：MTRNN

ロボットには神経力学モデルであるMTRNN(Multiple Timescale Recurrent Neural Network)[3]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。

MTRNNは、学習・認識・生成の3つの機能を実現する。

学習 IOノードに教師時系列データを入力し、Back Propagation Through Time(BPTT)によって、結合重みとパラメータ空間を更新する。

認識 学習済みモデルのIOノードに認識したい時系列データを入力し、BPTTによってCfノードとCs

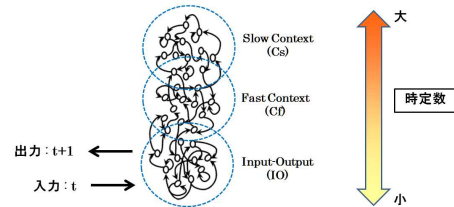


図1: MTRNN

ノードの初期値のみを更新する。これにより、対象データを表現するパラメータが得られる。

生成 パラメータノードに値をセットし、RNNの前向き計算を行うことで、IOノードの発火状態の時系列データを得る。これが、与えたパラメータが表現する時系列パターンになっている。

4. 描画行為の発達の学習の手順

本稿の発達の学習は以下の2フェーズから成る。

フェーズ1 身体バプリング ((1)に対応)

フェーズ2 基本図形の追加模倣学習 ((3)に対応)

フェーズ1は、第2章で述べた“なぐり描き”の段階にあたる。自発的なランダムな動きを学習させることにより、関節角度のダイナミクスとペン先位置のダイナミクスを結びつけることが目的である。

フェーズ2は、第2章で述べた“出来損ないの写実性”の段階にあたる。フェーズ1で学習した身体モデルを用いて、人間が教示した図形の軌跡を模倣することで基本図形の追加学習を行っていく。具体的には、次のアルゴリズムを反復させて学習を進める。

Step 1 人間が複数の図形を教示。

Step 2 Step 1で取得したペン先位置の時系列データをMTRNNで認識し、初期値パラメータを推定。

Step 3 Step 2で推定された初期値パラメータを用いて、MTRNNで関節角度の時系列データを生成。

Step 4 Step 3で生成された関節角度の時系列データによって、実ロボットで動作を生成。

Step 5 Step 4で取得したデータのうち、予測誤差が中間のもののみでMTRNNを学習。

Step 6 Step 2へ。

本フェーズでは、人間が示した図形の軌道を直接学習データにはできないことに注意してもらいたい。学習データは人間が示したデータを認識・生成して得られた自己の経験によるものであり、Step 5における“予測誤差の中間のデータのみを選択的に追加学習する”という手法が一

Developmental Imitation Learning of Robot on Drawing with Neuro Dynamical Model: Keita Mochizuki (Kyoto Univ.), Shun Niside (Kyoto Univ.), Hiroshi G. Okuno (Kyoto Univ.), and Tetsuya Ogata (Kyoto Univ.)



図 2: 実験風景

種の教師信号となっている。Step 5 における予測誤差とは、Step 1 で取得したペン先位置の時系列データと Step 4 で取得したペン先位置の時系列データの各時刻における二乗誤差の平均である。

5. 実験：描画運動の発達の学習

5.1 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 2 に示す。MTRNN の入力には NAO の腕関節が 2 次元、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。

発達の学習の各フェーズにおける学習データの詳細を次に述べる。

【フェーズ 1：自己モデルの獲得（身体バプリング）】

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プ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 6 種類である。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。

5.2 実験結果

フェーズ 2 において、基本図形を模倣学習させた時の模倣結果の推移を図 3 に示す。なお、学習は模倣学習アルゴリズムを 3 ループさせた時点で収束しており、さらに模倣学習を続けても結果はほぼ変化しなかった。

図 3 からわかるように、左回りの四角形に関しては模倣学習が成功している。三角形や右回りの円などもバプリング直後の時点で描けているが、最終的に一部の基本図形の学習は失敗した。また、NAO から見て奥から手前方向への描画はきれいにできるのに対し、手前から奥方向への描画はぶれが大きいという特徴も見られた。

6. 考察

基本図形の描画が一部の図形で成功しなかったことに関して、我々は 2 つの理由を考えている。

一つ目は、円と四角形が図形として類似しているということである。実験結果では、円や四角形よりも三角形のほうが図形の特徴である鋭角部分を表現できている。しかし、四角形の特徴である直角部分は鋭角部分よりも

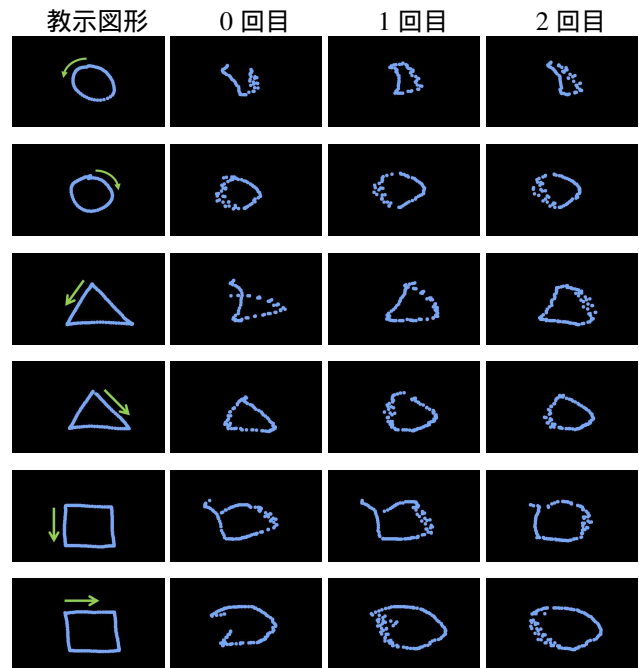


図 3: 追加模倣学習結果

円に類似しているため、円と四角形の分離がうまくいかずどちらも中途半端に学習してしまった可能性がある。特に、結果を見ると左回りは四角形、右回りは円で学習していると考えられる。

二つ目は、バプリングの性能である。バプリングは完全にランダムな動作で学習を行なっているため、バプリングでよく現れた動作に近い図形ほど学習できているという可能性は十分にある。また、身体の特性上バプリングでは円弧運動の割合が非常に多くなる。基本図形の模倣結果が全体的に丸みを帯びているのはそのためと考えられる。

7. おわりに

本稿では描画運動において Louquet の 5 段階の発達を取り上げ、なぐり描きから出来損ないの写実性までの発達を神経回路モデルを用いた実ロボットにより再現した。実験の結果では学習により模写が可能となる図形もあったが、模写できない図形もあり、これは類似した図形を分離できていないことやバプリングの性能によるものであると考察した。

今後の展開としては、5 段階の発達の残りの段階を再現することで、完璧な写実が可能となることを目指す。また、その過程において形における構造（四角形ならば直角部分）を獲得することで汎化性能が高まることを期待している。

謝辞 本稿は、さがけ領域研究「情報環境と人」及び科 研費新学術領域研究「構成論的発達科学」(24119003)、科 研費若手研究活動スタート支援(23800033)、栢森情 報科学振興財団の助成を受けた。

参考文献

- [1] M. Lungarella, G. Metta, R. Pfeifer, and G. Sandini: "Developmental robotics: a survey", Connection Science, Vol.15, No.4, pp.151-190, 2003.
- [2] G. H. Louquet: "Le Dessin Enfantin", 1927.
- [3] 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.