

人間の描画発達に基づくロボットの描画模倣学習モデルの構築

西出 俊 (京都大学) 望月 敬太 (ソニー) 奥乃 博 (早稲田大学) 尾形 哲也 (早稲田大学)

1. はじめに

近年、人間の認知過程や発達過程をもとに持続的に発達するロボットを構築する認知発達ロボティクスの研究が盛んに行われている [1]。本研究では描画タスクを例にとり、限りなく事前設計が少ない状態から人間の描画模倣を通じて発達の的に学習するシステムの構築を目指す。アプローチとして、認知科学分野における人間の描画発達に関する知見をもとにロボットの学習機構を構築し、実ロボットを用いた実験を通じてその有効性を確認する。

2. 人間の描画発達

本研究では人間の描画行為を発達の側面、認知的側面、社会的側面の三つの側面でモデル化し、ロボットの描画模倣モデルを構築する。

2.1 描画行為の発達の側面

人間の描画発達は下記の 5 つの段階を経て獲得されると発達心理学者である Luquet の研究でまとめられている [2]。

1. なぐり描き (1-3 歳)
2. 偶然の写実性 (2-4 歳)
3. 出来損ないの写実性 (3-7 歳)
4. 知的写実性 (4-8 歳)
5. 視覚的写実性 (8 歳以上)

1. なぐり描きの段階では、幼児は腕をランダムに動かし、意味を持たない絵を描く。この過程で幼児は自己の身体感覚と描画結果の関係を学習し、どのように腕を動かせば何が描けるかを学習する。2. 偶然の写実性の段階では、幼児は自身が描いた図形と現実世界にある物体との類似性を発見する。この発見を通して、幼児は見たものを模写しようとする意欲が芽生えたとされている。3. 出来損ないの写実性の段階では、幼児は自身が見たものを模写しようとするが身体の発達が未熟なため運動能力が追いつかず、うまく模写ができない。描かれたものは他者から見れば意味のない図形に見えるが、自己の中では明確なラベル付けがされている。4. 知的写実性の段階では、幼児がイメージした仮想的な物体や空間を描画で表現することが可能になる。5. 視覚的写実性の段階では、幼児は見たものをそのまま描くことができ、3次元で見たものを2次元に変換するなどの高度な認知的能力も獲得される。

本研究ではこれまで Luquet の 5 段階の発達のうち、1. から 3. を対象とした。

2.2 描画行為の認知的側面

Grossberg らは、人間の描画行為における認知機構をニューラルネットワークを用い、AVITEWRITE モデルによって説明している [3]。AVITEWRITE モデルでは、人間の描画行為は記憶ベースな運動と反動的な

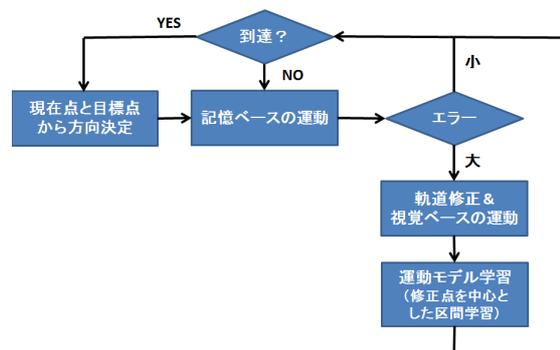


図 1 AVITEWRITE モデルに基づく認知モデル

運動が常に競合しているとされており、それらは描画時のエラーによって切り替わるとされている。本研究では AVITEWRITE モデルを用い、ロボットの描画模倣を行う。図 1 に AVITEWRITE モデルの中で本研究で注目した箇所についてまとめたものを示す。具体的には図形を全体ではなく、区間に切り分けながら描画を行い、エラーが大きくなった時に軌道修正を行い、その際運動モデルの更新を行う。

2.3 描画行為の社会的側面

Luquet の 5 段階の描画発達モデルは子供個人に焦点を当てたものである。しかし近年、発達心理学において親の役割などの社会性がより重要視されている [4]。その一例として、乳幼児の学習における「足場づくり (scaffolding)」という現象がある [5]。これは乳幼児の発達において、能力に合わせてタスクの難易度を調節したり解決法を示したりするなどして、乳幼児の学習を徐々に支援していく養育者の関わり方のことである。このような流れを受け、山形は描画行為の発達においても子供個人のタスクではなく、親子のインタラクションとして議論する重要性について述べている [6]。

養育者である人間とロボット (幼児) の描画模倣インタラクションにおいて scaffolding の一例として、モーショニーズという現象が注目されている [7]。モーショニーズとは、親が幼児にタスクを教示する際の特徴的な行為を表し、例えば動作の誇張や単純化などが挙げられる。幼児のタスク学習が進むにつれ、親はより簡略化された動作を教示するようになる。ロボットの学習におけるモーショニーズの有効性も確認されており [8]、人間とのインタラクションを通じた動作獲得においては有用な手法であるといえる。

本研究では、人間が描画動作を教示する際、描き出しや角に止めを入れることで動作の誇張を行う。これにより、図形描画におけるプリミティブである直線をより認識しやすくする効果があると期待される。ロボットの図形描画の学習が進み直線の描画性能が向上した

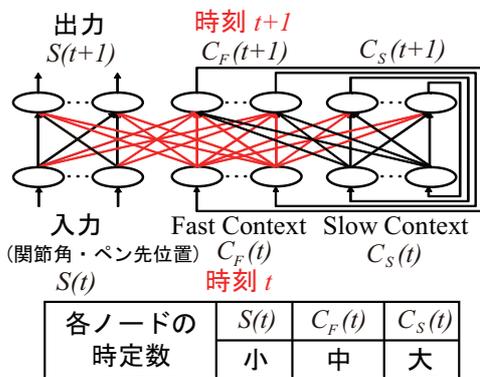


図 2MTRNN の概略図

ら、人間は教示動作の止めを入れずに描画を行う。本研究と同様に、ロボットのタスクにおけるプリミティブを人間が教示する研究例として Akgun らの研究が挙げられる [9]。Akgun らの研究ではタスクのポイントとなる箇所を人間の音声で示しながら動作教示を行い、記録したポイントのシーケンスを曲線近似によってつなげることで動作生成を行った。ポイントとなる箇所は動作プリミティブが分節されるところであると考えることができ、本研究における止めによっても同様の効果が得られることが期待される。

3. 学習モデル

本研究ではロボットの学習モデルとして山下らによって開発された Multiple Timescales Recurrent Neural Network (MTRNN) を用いた [10]。MTRNN は現状態 ($S(t)$) を入力することで次状態 ($S(t+1)$) 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することが可能である。本研究では入出力ノード S にはロボットの関節角とペン先位置を入れる。MTRNN は入出力層 (S) の他、コンテキスト層として Fast Context 層 (C_F) と Slow Context 層 (C_S) を持つ。各ノードは時定数と呼ばれるパラメータを持っており、時定数の大きさによって時間変化と共にノード値の変化の緩急が決定する。時定数は入出力ノード S 、Fast Context ノード C_F 、Slow Context ノード C_S の順に大きくなっており、時定数の値が大きいほど時間変化に伴うノード値の変化は小さい。異なる時定数を持つノード群により、MTRNN は時系列を階層化して学習することが可能である。具体的には入出力層には時系列情報を、Fast Context 層には時系列のプリミティブ情報が、Slow Context 層にはプリミティブの組み合わせ方に関する情報が学習される。本研究のように、プリミティブを考慮した時系列の学習に適したモデルである。MTRNN の概略図を図 2 に示す。

MTRNN を用い、学習・認識・生成の三つの機能を実現する。

学習 入出力ノードに教師時系列データを入力し、Back Propagation Through Time (BPTT) アルゴリズム [11] によって、結合重みと Slow Context ノードの初期値 $C_S(0)$ を更新する。

認識 学習済み MTRNN の入出力ノードに認識する時

系列データを入力する。BPTT によって $C_S(0)$ のみを更新する。得られた $C_S(0)$ は時系列を表現するパラメータである。

生成 $C_S(0)$ を入力し、MTRNN の前向き計算を行うことで、IO ノードの時系列データを得る。得られた時系列は $C_S(0)$ が表現する時系列である。

以上のように Slow Context ノードの初期値 $C_S(0)$ は時系列を表現するパラメータであり、時系列と $C_S(0)$ は認識と生成の機能を用いて相互に変換可能である。

3.1 発達の描画モデルの構築

本研究では MTRNN を用い、Luquet の 5 段階の描画発達のうちの 1. から 3. を下記の 2 フェーズによって実現する。

フェーズ 1 身体パブリック

フェーズ 2 基本図形の追加模倣学習

フェーズ 1 は Luquet の 5 段階モデルの 1. なぐり描きに、フェーズ 2 は 2. 偶然の写実性と 3. 出来損ないの写実性に相当する。また、MTRNN の入出力層にはロボットの関節角とペン先位置を入力する。

フェーズ 1 ではロボットにランダムな関節角目標値を送り、その過程で得られるロボットの関節角系列とペン先位置系列を取得する。取得した系列を用い、MTRNN の学習機能を用いて重みと $C_S(0)$ の更新を行う。フェーズ 2 では人間が描いた図形をロボットが模写する。本研究では追加模倣学習の手法として、以下の二つを提案する。

選択的追加模倣学習 複数の図形を模写し、エラーが中間的な図形のみを選択的に学習する。

区間学習 図形を模写する過程でエラーが大きかった区間のみを学習する。

描画行為における認知的側面を導入したのが区間学習に相当する。

3.1.1 選択的追加模倣学習

選択的追加模倣学習の概略図を図 3 に示す。具体的には人間が複数の図形を描画し、その時に得られるペン先系列から MTRNN の認識・生成機能を用い、ロボットの関節角系列を出力する。出力された関節角系列をもとにロボットの動作を生成し、描画模倣を行う。ロボットの描画結果のうち、誤差が小さいもの（描画が簡単な図形）と誤差が大きいもの（描画が困難な図形）を除き、誤差が中間的な図形のみを選択し、モデルを追加学習する。これは過学習を防ぎ、学習を促進する効果がある。追加学習したモデルで再度人間が描画した図形を模写する行為を繰り返す。

3.1.2 区間学習とオンライン制御

上記の選択的追加模倣学習では、描画時の認知的側面が考慮されていない。本研究では、AVITEWRITE モデルを導入することで人間の描画に基づいた認知モデルを構築する。モデルの概略図は図 1 に示されている。

提案する区間学習では複数の図形を模倣描画した際、誤差が大きい区間のみを用いて MTRNN の追加学習

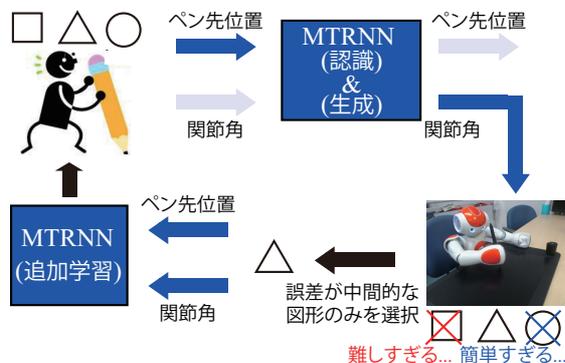


図3 選択的追加模倣学習

を行う。さらにオンライン制御を実現するため、描画中に誤差が大きくなった場合、残りの軌道を再認識し、MTRNNのパラメータを変更することで軌道修正を行う。本手法は学習データの選択単位が図形から区間に切り替わっている点と、オンラインで認識することで描画中に修正を行える点で上記の選択的追加模倣学習とは異なる。

3.2 描画行為の社会的側面の導入

本研究では描画模倣の向上を目指し、人間の援助（モーショニーズ）として止めを導入する。具体的には選択的追加模倣学習において、人間が図形を提示する際、描き出し・角・描き終わりに止めを入れる。止めを導入することで図形の基本単位である直線をより明確にし、ロボットが図形を直線の組み合わせとして描画することが可能になる。さらにモーショニーズにおいては学習が進むにつれ、養育者は教示動作を簡略化する。本研究でも同様に、描画模倣結果が収束すると、人間は止めがない図形を提示する。

4. 評価実験

評価実験として Aldebaran 社製のヒューマノイドロボット NAO を用いた。本研究では描画における 2次元上の腕の動きを実現するため、肩 1DOF と肘 1次元のみを用いた。描画キャンバスとして Wacom 社製のペンタブレットを使用した。ペンタブレットからペン先位置の座標 (x, y) が取得でき、実験時は上記の 2DOF の関節角と合わせて MTRNN に入力した。実験風景を図 3 の右下に示してある。

4.1 フェーズ 1：身体バブリング

身体バブリングのための動作生成として、NAO にランダムな関節角を指定し、現在の関節角との補完により一定の速度で腕を動かす。指定した関節角にたどり着いたら次の関節角を指定する手順を繰り返す。動作中は 30fps で NAO の関節角とペン先位置を取得する。取得したデータを 100 ステップごとに分割し、計 80 系列のデータを用いて MTRNN を学習した。バブリングで描かれた結果を図 4 に示す。

4.2 フェーズ 2：基本図形の追加模倣学習

模倣学習で扱う基本図形として円、三角形、四角形を選択した。円については上下左右の 4 点を、三角形



図4 バブリングによる描画

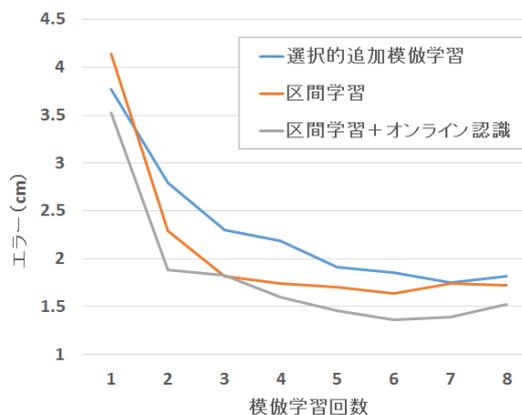


図5 模倣学習回数に対する誤差推移

については各頂点の 3 点を、四角形については各頂点の 4 点を起点とする右回りと左回りの軌道で計 22 系列描いた。実験に用いた MTRNN のサイズは入出力ノードが 4、 C_F ノードが 20、 C_S ノードが 8 とした。

5. 実験結果

本章では通常の模倣学習である選択的追加模倣学習に対し、

1. 区間学習とオンライン制御（認知的側面）
2. 教示動作に止めを導入（社会的側面）

を導入することによる学習性能・模倣性能改善について評価した。

5.1 区間学習とオンライン制御の導入

描画における認知的側面を導入することによる性能評価として、本実験では次の 3 つの実験条件で比較した。

1. 選択的追加模倣学習
2. 区間学習
3. 区間学習 + オンライン制御

模倣学習回数に対する描画時の誤差推移を図 5 に示す。図 5 より、区間学習を導入することで学習の収束速度・模倣性能共に向上し、オンライン制御も導入することでさらに収束速度と模倣性能が向上していることが分かる。

モデルを解析するために四角形描画動作生成時の C_S 値の変化を調べた。本実験では C_S ノード数は 2 であったので、それぞれのノード値を x 軸と y 軸として描画したものを図 6 に示す。図 6 において、四角形を構成する各直線を MTRNN で認識した際の C_S 初期値を直

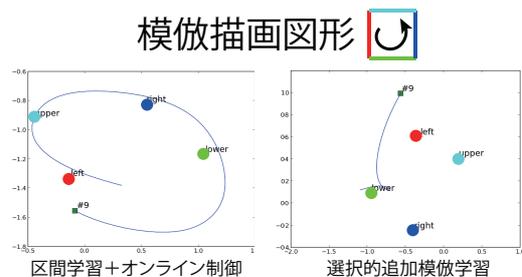
図6 描画動作生成時の C_S 値の変化

表1 平均模倣描画誤差 (cm)

提案1	提案2	従来手法
1.48	1.64	1.68



図7 描画模倣結果

線と同色の点で描画した。すなわち、動作生成時の軌跡がこれらの点付近を通る時、モデルは直線を描画することと同等の処理を行っている。区間学習とオンライン制御による結果では四角形の描画は各直線を表す C_S 初期値の付近を通る軌跡を描いており、四角形を直線（プリミティブ）の組み合わせとして描いていることが分かる。一方、選択的追加模倣学習による描画においては、直線は考慮せず、四角形をそのまま描こうとしていると考えられる。

5.2 教示動作に止めを導入

描画における社会的側面を導入することによる性能評価として、本実験では次の3つの実験条件で比較した。

1. 教示動作に止めあり（提案1）
2. 教示動作に止めあり、収束後、止めなし（提案2）
3. 教示動作に止めなし（従来手法）

各条件で描画模倣を行った際の全図形の誤差平均を表1に示す。また、実際の描画模倣結果を図7に示す。これらの結果より、止めを導入することで描画性能が格段に向上することが示された。ただし、止めを導入して描画模倣が収束後に止めを除くことは三角形や円などでは性能向上が見られたが、四角形では性能が低下してしまい、全体的な性能向上は見られなかった。

6. まとめ

本稿では人間の描画発達過程に基づくロボットの描画発達について報告した。再帰結合神経回路モデルを用いてロボットの学習機構を構築し、人間の描画発達における三つの側面（発達の側面、認知的側面、社会的側面）を導入した。実ロボットを用いた実験の結果、認知的側面と社会的側面を導入することでロボットの模倣描画性能と学習収束速度が向上することが確認された。今後は本モデルを改良することでより高次の描画機能に展開していく予定である。

7. 謝辞

本研究は JST さきがけ領域「情報環境と人」、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)、立石科学技術振興財団、テレコム先端技術研究支援センターの助成を受けた。

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. Luquet, "Le Dessin Enfantin," 1927.
- [3] S. Grossberg and R. W. Paine, "A neural model of cortico-cerebellar interactions during attentive imitation and predictive learning of sequential handwriting movements," *Neural Networks*, Vol. 13, pp. 999-1046, 2000.
- [4] M. Azmitia and M. Perlmutter, "Social influences on children's cognition: state of the art and future directions," *Advances in Child Development and Behavior*, Vol. 22, pp. 89-144, 1989.
- [5] L. E. Berk and A. Winsler, "Scaffolding Children's Learning: Vygotsky and Early Childhood Education," *Naeyc Research Into Practice Series*, Vol. 7, 1995.
- [6] 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.
- [7] 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, 2002.
- [8] 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.
- [9] B. Akgun, M. Cakmak, J. W. Yoo, and A. L. Thoma, "Trajectories and Keyframes for Kinesthetic Teaching: A Human-Robot Interaction Perspective," in *Proceedings of ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*, pp. 391-398, 2012.
- [10] Y. Yamashita and J. Tani, "Emergence of Functional Hierarchy in a Multiple Timescales Neural Network Model: a Humanoid Robot Experiment," *PLoS Computational Biology*, Vol. 4, No. 11, e1000220, 2008.
- [11] 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.