

描画発達に基づくロボットの発達の学習機構の構築

Construction of Developmental Learning Mechanism for Robot based on Drawing Development



西出 俊 (Shun NISHIDE, Ph. D.)

徳島大学 講師

(Associate Professor, Tokushima University)

情報処理学会 ロボット学会 IEEE

受賞: IEEE RAS Japan Chapter Young Award (2008 年度) IEEE

関西支部学生研究奨励賞 (2008 年度) 日本情報処理学会 大会奨励賞 (2013 年度)

研究専門分野: ロボティクス 人工知能

あらまし 近年、人間の知能の発達過程に基づいてロボットの発達機構を構築する認知発達ロボティクスが注目されている。認知発達ロボティクスでは、ロボットの発達を通じた人間の理解と人間の知能に基づく知能ロボットの構築の両面から研究が進められている。本研究では、特に、神経回路モデルを用いた知能ロボットの構築を目標として研究を進めている。特に、描画発達を研究対象としており、人間の発達過程に沿ってロボットの描画能力を獲得させることを目標としている。本研究では、描画発達の3つの側面から知能ロボットの発達機構の構築を目指す。発達の側面では、Luquet が提案する5段階の発達過程に基づいてロボットの描画発達を実現する。認知的側面では、AVITEWRITE モデルに基づき、認知フィードバックとオンライン学習を導入する。社会的側面では、モーション現象を用いることで学習性能の促進を図る。人間とロボットの描画模倣学習を通じて、ランダムなロボット動作から単純図形の描画方法を獲得することに成功した。

1. 序論

近年、ディープラーニングの進歩により人工知能の研究がさらに加速しつつある。特に、人間を支援する

ロボットやコミュニケーションロボットへの応用が期待されており、Pepper をはじめとして、人間のような知能を持つロボットの開発が盛んに行われている。人間の知能とロボットをつなげる研究分野には認知発達ロボティクス[1]があり、人間の知能に基づいてロボットを構築することで、人間の知能解明と共に、人間のように発達する知能ロボットを作ることが目標である。本研究は、認知発達ロボティクス分野の一旦を担っており、特に、描画発達を対象とした、人間とのインタラクションを通じた知能ロボットの構築を目指している。

本研究では、人間の描画発達を3つの側面から考える。第一の発達の側面では、Luquet が提案する人間の5段階の描画発達[2]をもとに、ロボットの描画発達機構を構築する。第二の認知的側面では、AVITEWRITE モデルに基づく認知フィードバックとオンライン学習を導入し、描画能力の向上を図る。第三の社会的側面では、人間の親子で見られるモーション現象に基づき、ロボットの発達に合わせた人間の教示動作変化を導入することで、模倣性能を向上する。

2. 関連研究

人間の行動獲得において、模倣学習は重要な役割を果たしているといわれており[3]、認知発達ロボティクスの分野でも模倣学習に関する研究が数多く行われている。ロボットの模倣学習に関する研究には、確率モデルである Hidden Markov Model に基づいたものが多数存在する[4][5]。確率モデルは、高性能な動作認識能力を持っており、模倣学習においても非常に有用であることが示されている。

深層学習の手法が発達するに伴い、近年、神経回路モデルを用いたロボットの学習モデルも研究されている。一般的に、再帰構造を持つ Recurrent Neural Network (RNN) が用いられており、ロボットのダイナミクスを学習するために用いられる[6]。本研究でも、RNN の一種である Multiple Timescale Recurrent Neural Network (MTRNN) [7]を用いて、ロボットの学習モデルを構築する。

描画発達に基づくロボットの発達の学習機構の構築

Construction of Developmental Learning Mechanism for Robot based on Drawing Development

3. 研究方法

本研究では、発達の側面・認知的側面・社会的側面の3つの側面から、ロボットの描画発達モデルを構築する。

発達の側面では、MTRNNを用い、Luquetの5段階の発達モデルをもとに描画発達システムを構築する。Luquetによると、人間の描画発達には5つの段階があるといわれている。すなわち、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視覚的写実性である。本研究では、描画発達の初期段階をモデル化するため、①～③を研究対象としてこれまで研究を進めてきた。①のなぐり描きでは、ロボットはランダムな動作を生成し(バブリング)、自身の関節角系列と描画結果の系列の関係をMTRNNで学習する。この段階で、ロボットは自分の腕の動きと描ける結果の関係を学習する。本研究で用いた人間型ロボットNaoのバブリング動作の風景を図1に示す。②と③の段階では、人間とロボットの模倣学習を行い、ロボットの描画結果を用いてMTRNNの追加学習を行う。図2に、本システムの人間とロボットの模倣学習の概要図を示す。図2の学習モデルが本研究の基礎システムとなっている。

認知的側面では、Grossbergらが提案したAVITEWRITEモデルに基づき、区間学習とオンライン認識を導入することで描画模倣性能の向上を図る[8]。本研究では、AVITEWRITEモデルの中で記憶ベースの運動と視覚ベースの運動の関連性に注目した。通常の描画は、記憶ベース(脳内で想像した動き)で行い、実際の描画の誤差が大きくなった時に視覚ベース(視覚フィードバック)に移るといわれている。本研究でも、MTRNNのフィードバック制御機能を導入したオンライン認識と描画の小区間でMTRNNを学習する区間学習を導入することで、描画性能を向上する。

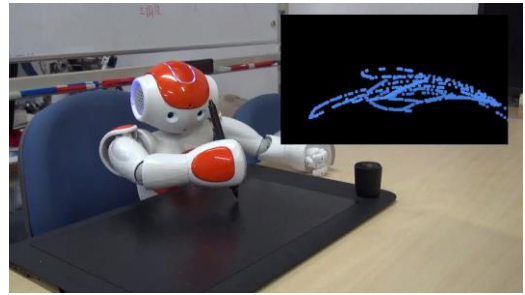
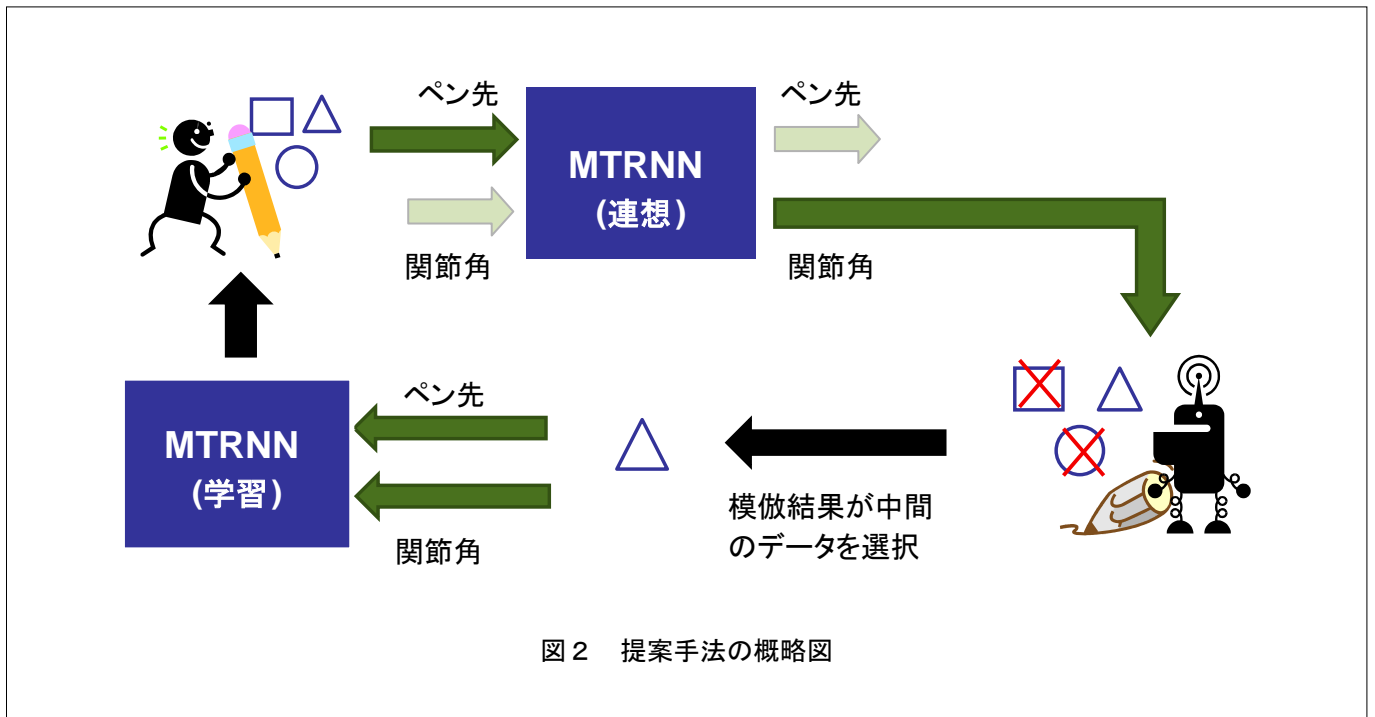


図1 人間型ロボットNaoのバブリング動作



描画発達に基づくロボットの発達の学習機構の構築

Construction of Developmental Learning Mechanism for Robot based on Drawing Development

社会的側面では、人間の親子のインタラクションに見られるモーショニーズを導入する[9]。モーショニーズとは、教示者である親が養育者である幼児に物事を教える時の教え方の変化である。養育者が未熟である間、教示者は一つ一つの動作を大きく丁寧に教えるが、養育者の発達と共に、教示動作が単純化される現象ある。すなわち、教示者は養育者の発達に合わせて教示動作を変えていくのである。本研究では、教示者である人間が養育者であるロボットに模倣描画動作を教示する際、学習初期は図形の角で動作を止めることで各動作を分かりやすくし、学習が収束すると止めを除く。

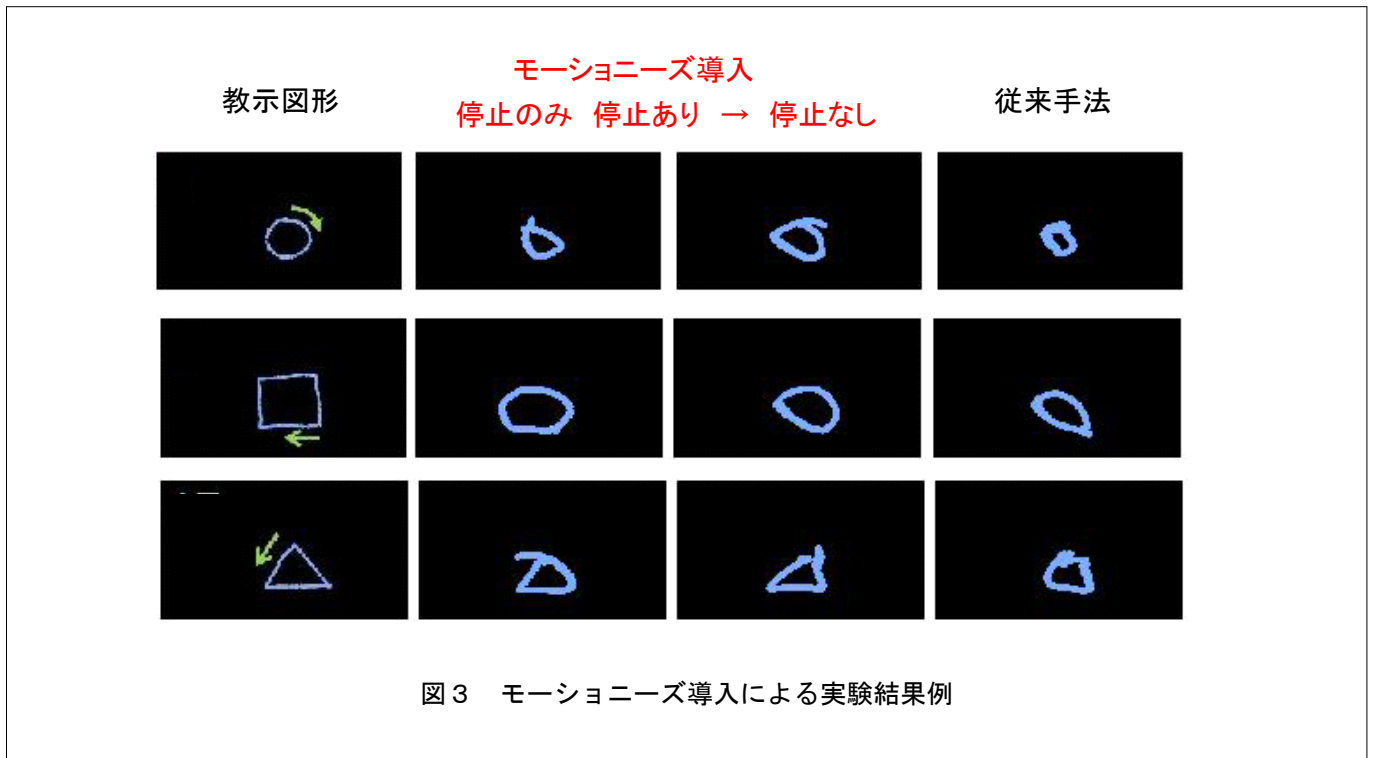
本研究では、まず、発達の側面の5段階発達に基づいて描画発達モデルを構築し、認知的側面と社会的側面をそれぞれ導入することで、描画模倣性能の向上を確認する。本研究は、人間の知能発達に基づいて知能ロボットを構築することの意義を、描画発達を通じて示すことを目指している。

4. 実験方法

本研究では、評価実験として人間型ロボット Nao にペンを持たせ、ペンタブレット上で描画を行う実験を

行った。第一のバブリング動作として、ランダムに設定した目標関節動作に腕を動かし、動作中の関節角系列とペンタブレットから取得できるペン座標系列を取得した。得られた系列を100ステップごとに分割し、計80系列を用いてバブリング動作をMTRNNで学習した。学習後、第二と第三の段階では、まず、人間がペンを持ち、模倣描画図形として円・正方形・三角形を描画する。描画時にペンタブレットから座標系列を取得し、各図形の座標系列をMTRNNに入力することで、図形を描画するロボットの関節角系列を計算する。計算した関節角系列に基づいてロボットを動かし、描画を行う。この時、人間が描いた図形とロボットが描いた図形との誤差が中間的なものを選択し、その描画系列を用いてMTRNNを再学習する。この描画模倣ループを繰り返すことで、発達の描画模倣学習を行う。

本研究では、まず、社会的側面の有効性を確認するため、人間が正方形と三角形の描画教示を行う際、角で止めを入れる。通常の止めなしの教示動作に対し、止めを入れた場合の描画動作、また、止めを入れた動作での学習が収束後に止めを除いた動作で学習を継続する場合の3つの場合で学習を行う。実験結果の一例を図3に示す。



描画発達に基づくロボットの発達の学習機構の構築

Construction of Developmental Learning Mechanism for Robot based on Drawing Development

図3において、従来手法（止めなし）に比べ、提案手法の方が角の描画（特に三角形について）ができていることが分かる。また、提案手法の2つの結果を比較すると、描画性能はあまり低下していないことも分かる。ただし、定量的に描画結果を表した場合、従来手法の平均誤差が1.68cmであったのに対し、提案手法の止めなしが1.48cm、止めなし→止めありが1.64cmとなり、誤差が増える結果となった。モーションーズを導入することの有効性は確認できたが、動作を簡略化することによる性能低下を防ぐことは、今後の課題として残されている。

認知的側面の有効性を確認するため、通常の描画に対して、区間学習のみを行った場合と区間学習とオンライン認識両方を行った場合の描画性能を評価した。評価結果を図4に示す。図4によると、通常の学習に比べると区間学習を行う方が描画誤差は少なくなり、区間学習に加えてオンライン認識も導入した方が、さらに描画誤差が小さくなることが示された。また、本手法で学習したMTRNNの解析結果を図5に示す。図5は、MTRNNのコンテキスト層のノード値の変化を表したものである。図5では、通常の学習法と、区間学習+オンライン認識で学習した場合で、正方形の系列を認識した場合のMTRNN内での表現を解析している。それぞれのMTRNNで正方形を認識した結果

は、曲線として描かれている。また、正方形の上下左右の直線系列を認識した際の表現は、それぞれ黄、青、赤、緑の点で表現されている。図5より、提案手法で学習したMTRNNは、各直線をなぞる形で正方形を認識していることが分かる。すなわち、本手法により、ロボットは正方形を直線の組合せとして学習することに成功したことが分かる。これは、本手法により、複雑な系列（正方形）の学習をプリミティブ（直線）に基づいて行えることを示していると考えられる。

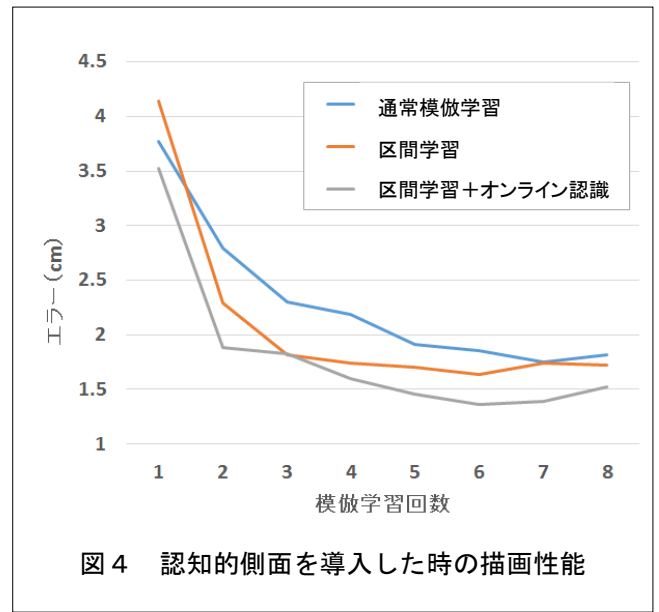


図4 認知的側面を導入した時の描画性能

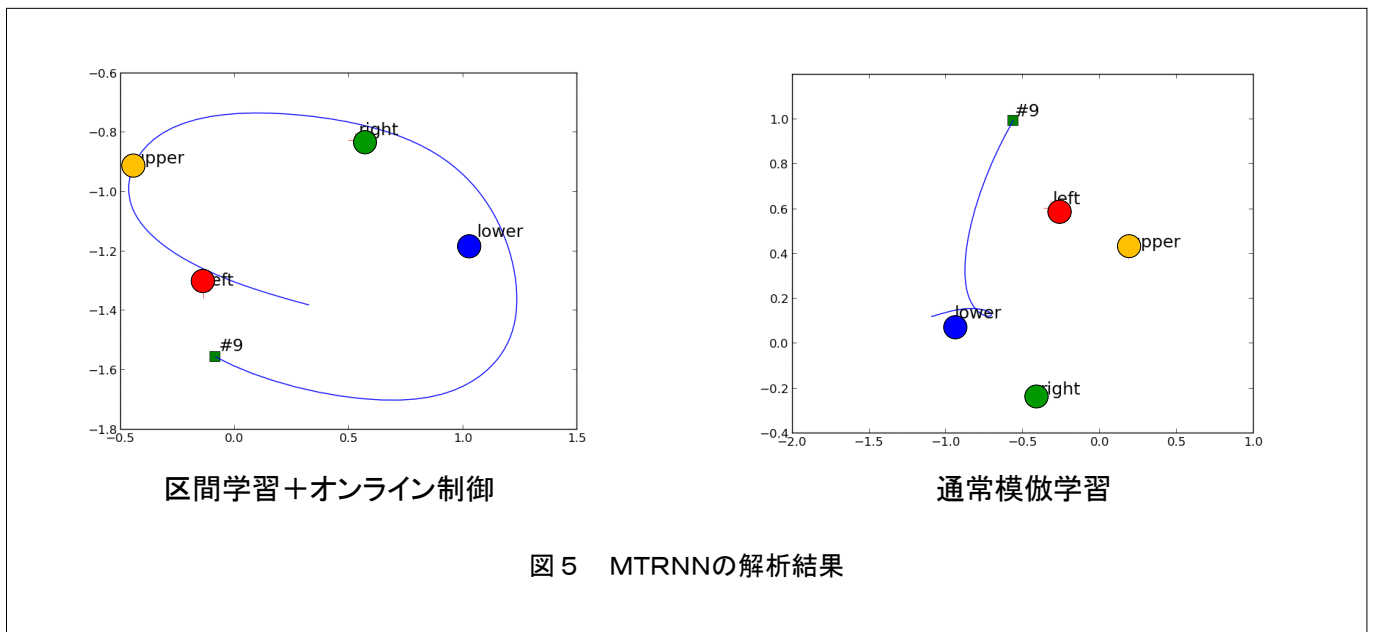


図5 MTRNNの解析結果

描画発達に基づくロボットの発達の学習機構の構築

Construction of Developmental Learning Mechanism for Robot based on Drawing Development

5. 結論と今後の展望

本研究では、学習器 MTRNN を実装した実ロボットを用いた描画実験を通じ、3 つの側面から描画発達モデルを構築し、有効性を確認した。本手法は、認知発達ロボティクスの一旦を担っており、発達する知能ロボットに大きく貢献すると考えられる。また、近年知能ロボットや深層学習などが注目されており、本研究は、双方を対象として研究しているため、世界でも最先端の研究であるといえる。本研究は、まだ発達モデルの初期しか対象にしているが、今後、より学習能力の高いモデルへと改良していくことで、高次の認知機能へと展開することが可能であり、知能ロボットのみならず画像処理・音声情報処理など、他分野へと展開することも可能になると考えられる。

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] A. N. Meltzoff and M. K. Moore, "Imitation of Facial and Manual Gestures by Human Neonates," *Science*, Vol. 198, pp. 75-78, 1977.
 - [4] 杉浦 孔明, "模倣学習における確率ロボティクスの新展開(「不確実性に挑むロボティクス」特集号)" システム・制御・情報: システム制御情報学会誌, 60 巻, 12 号, pp. 521-527, 2016.
 - [5] S. Calinon, F. D'halluin, E. L. Sauser, D. G. Caldwell, and A. Billard, "Learning and reproduction of gestures by imitation: An approach based on Hidden Markov Model and Gaussian Mixture Regression," *IEEE Robotics and Automation Magazine*, Vol. 17, No. 2, pp. 44-54, 2010.
 - [6] K. Sasaki, K. Noda, and T. Ogata, "Visual Motor Integration of Robot's Drawing Behavior using Recurrent Neural Network," *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 86, pp. 184-195, 2016.
 - [7] Y. Yamashita and J. Tani, "Emergence of Functional Hierarchy in a Multiple Timescale Recurrent Neural Network Model: a Humanoid Robot Experiment," *PLoS Computational Biology*, Vol. 4, No.11, e1000220, 2008.
 - [8] 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*, pp. 999-1046, 2000.
 - [9] 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.
- この研究は、平成25年度SCAT研究助成の対象として採用され、平成26～28年度に実施されたものです。