

ペンの持ち上げを考慮した 神経力学モデルによる描画図形予測と生成

久保野 雄亮[†]西出 俊[‡]康 鑫[‡]任 福継[‡][†] 徳島大学 理工学部[‡] 徳島大学 大学院社会産業理工学研究部

1. はじめに

近年、力学情報が学習可能な深層学習モデルである Recurrent Neural Network (RNN) の発達と共に、様々な動的対象を学習する研究が盛んに行われている。一例として、描画図形の学習に関する研究が挙げられ、Haらはスケッチ RNN を用い、様々な手書きスケッチを学習・認識・生成する研究を行っている [1]。本研究では、神経力学モデルの予測能力を用い、図形の一部のみから成る部分描画系列をもとに全体図形を予測し、生成する手法を提案する。

2. 神経力学モデル：MTRNN

本研究では、神経力学モデルとして Multiple Timescale Recurrent Neural Network (MTRNN) [2] を学習モデルとして用いる。MTRNN の構造を図 1 に示す。

2.1 MTRNN の構成

MTRNN は入出力層である IO (Input-Output Unit)、コンテキスト層である C_f (Fast Context Unit)、 C_s (Slow Context Unit) の 3 種類のニューロン群からなる階層的な構造を持っており、現状態 $IO(t)$ を入力して次状態 $IO(t+1)$ を出力する時系列予測器である。各ニューロン群には時定数と呼ばれるパラメータが設定されており、時定数の大きさで発火速度が制御される。本モデルでは IO 、 C_f 、 C_s の順に発火速度が遅くなるように設定する。発火速度の違いによって MTRNN は異なるレベルの情報を階層的に学習することが可能である。各ニューロン値の計算式については紙面の都合上省略する。

2.2 MTRNN の機能

MTRNN には、学習・認識・生成の 3 つの機能がある。学習は学習させる時系列データを IO ニューロン群に入力し、結合の重みの値と C_s の初期値である $C_s(0)$ を更新する。学習が収束することで $C_s(0)$ は各時系列データを表現する固有の値として決定される。認識は IO ニューロン群に認識する時系列データを入力し、 $C_s(0)$ のみを更新する。求めた $C_s(0)$ は認識する時系列データを表

現する値である。生成は任意の $C_s(0)$ を入力し、それが表現する時系列を逐次計算によって求めることである。

2.3 MTRNN を用いた描画予測モデル

前節で述べた MTRNN の 3 つの機能を用い、部分描画系列から描画予測と生成を行うモデルを構築する。本研究では描画時にペンタブレットなどを用い、ペンの座標 (x, y) が取得できるものとする。描画する際、ストロークとストロークの間ではペンを持ち上げる必要があり、その時はペンの座標が取得できない。

本モデルで描画図形を生成するためには以下の二つの問題点を解決する必要がある。

1. ペンの持ち上げに伴う座標データ欠損の補完
2. ペンの状態（描画中か持ち上げ中）の推定

1. の問題点に対しては、データ欠損時は前時刻の出力値を現時刻の入力値とすることでデータ欠損に対応する。2. の問題点に対しては、ペンの状態によって発火する state ニューロンを付加する。state ニューロンは描画中は発火せず、ペンを持ち上げている時に発火する。提案モデルによって描画系列を生成する際は state ニューロンが未発火の時に描画し、state ニューロンが発火している時はペン持ち上げとし描画しない。

モデルの学習は全体図形を描画した時に得られる座標系列を用いて行う。MTRNN の学習後、図形の一部のみを描画した時に得られる座標系列を用いて認識機能によって $C_s(0)$ を求める。得られた $C_s(0)$ を用い、生成機能によって $C_s(0)$ が表す描画系列全体を生成する。

3. 実験設定

提案手法の評価実験として、Wacom 社製の液晶タブレット Cintiq13HD (DTK-1301/KO) (図 2) に描画して取得した図形データを用いる。

被験者には図形データとして、図 3 に示す花 (flower)・飴 (candy)・蝶 (butterfly) の 3 種類の図形を描いてもらった。各図形とも矢印の 1 から順に描き始め 20 系列ずつデータを取得した。また、認識用の部分描画系列として図 4 に示す 3 種類の図形を描いてもらった。各図形とも矢印の 1 から順に描き始め 5 系列ずつデータを取得した。描画時、液晶タブレットの座標値 (x, y) ・state ニューロ

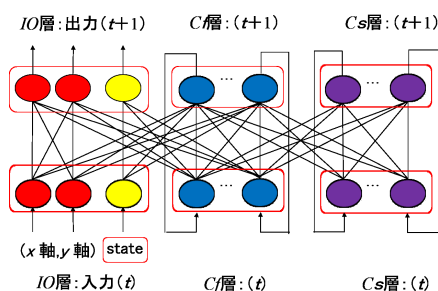


図 1: MTRNN の構造

Recognition and Generation of Figures by Neurodynamic Model Considering Lifting of Pen Yusuke Kubono (Tokushima Univ.), Shun Nishide (Tokushima Univ.), Xin Kang (Tokushima Univ.), Fuji Ren (Tokushima Univ.)

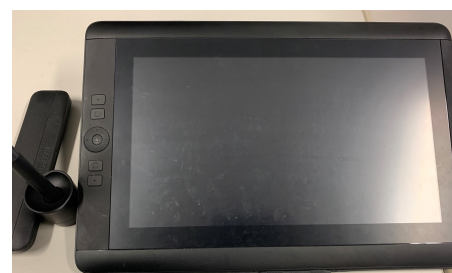


図 2: 液晶タブレット

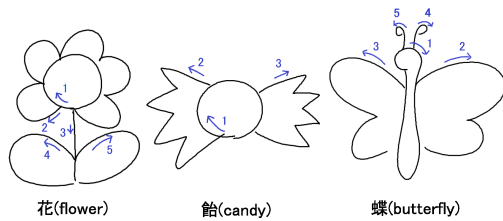


図 3: 学習用図形

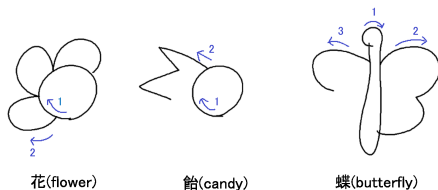


図 4: 認識用図形

ン値 (描画時:1, ペン持ち上げ時:0) を 10(frames/sec) で取得した。

IO ニューロン数はペン先の座標である (x, y) であるため 2 つ, state ニューロン数は 1, C_f ニューロン数は花 (flower)・飴 (candy)・蝶 (butterfly) の順にそれぞれ 60, 40, 40, C_s ニューロン数は同順に 20, 30, 20 とした。 C_f , C_s のニューロン数は複数の構成の中から最も良いものを実験的に設定した。各ニューロン群の発火関数にはシグモイド関数を用い, IO, state, C_f , C_s の時定数をそれぞれ, 2, 2, 5, 70 と設定した。

4. 実験結果

実験において, MTRNN が部分描画系列から生成した全体図形の例を図 5 と図 6 に示す。図 5 と図 6 では上側に提示した認識用部分描画系列を, 下側にモデルが生成した全体描画系列を示す。主観的に評価し, 比較的描画が成功したと思われるものを図 5 に, 失敗したと思われるものを図 6 に示す。全体的に蝶 (butterfly) の図形は描画に成功したが, 花 (flower) と飴 (candy) については描画に失敗したものも多かった。

5. 考察

本実験結果を次の 2 点から考察する。

1. 力学モデルによる学習と生成
2. 学習データ量とモデルの学習能力

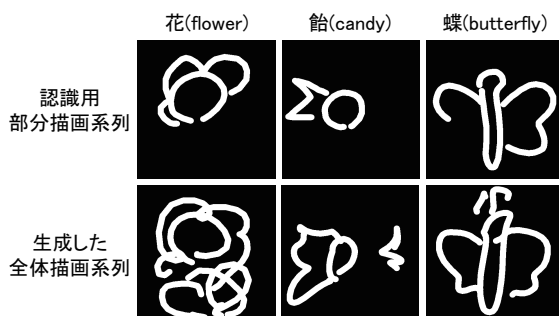


図 5: 生成結果 1

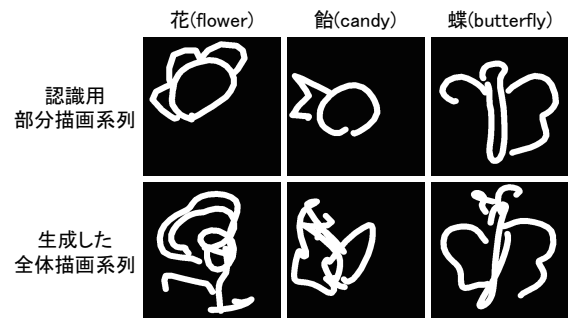


図 6: 生成結果 2

5.1 力学モデルによる学習と生成

実験結果より, 蝶 (butterfly) の方が花 (flower) や飴 (candy) より描画系列の生成に成功したことが確認できた。この要因については力学モデルである MTRNN の学習特性が影響していると考えられる。力学モデルで時系列を学習する際は急激な変化を扱うことが困難であり, 花 (flower) のはなびらや飴 (candy) の包装紙部分のように尖った部分の学習が難しい。一方で蝶 (butterfly) は尖った部分が少ないため, MTRNN による学習に適していたと考えられる。様々な描画対象を学習するためには力学モデルの学習性能を向上することが今後の課題である。

5.2 学習データ量とモデルの学習能力

本実験では各図形に対して 20 系列の学習データを用いて学習を行った。力学モデルの学習において高い汎化能力を得るためには十分に多い学習データを用いる必要があり, 本実験では座標のわずかなズレに対応できなかったと考えられる。また, モデルによる描画系列の生成では出力値を逐次的に次の入力値とするため, 誤差が積算する。生成描画系列の精度はモデルの学習結果に依存するため, より多くの学習データを用い, 高い汎化能力を得ることが重要であると考えられる。

6. おわりに

本稿では神経力学モデル MTRNN を用いた部分描画系列からの全体図形の予測と生成について報告した。提案手法ではペンの持ち上げに対応したモデルを MTRNN によって構築し, 認識と生成の機能を用いて部分描画系列から全体図形を生成する。評価実験は液晶タブレットで描いた花 (flower)・飴 (candy)・蝶 (butterfly) の図形を用いた。実験により, 部分描画系列から全体図形を生成することが可能であることを示唆する結果が得られた。今後はモデルの改良を行うと共に, より多くの描画対象における有効性を検証したいと考えている。

謝辞

本研究は科学研究費補助金, 若手研究 (A)(課題番号 16H05877) の支援を受けた。

参考文献

- [1] D. Ha and D. Eck: "A neural representation of sketch drawings," arXiv preprint arXiv: 1704.03477(2017).
- [2] 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.