

# 人と Recurrent Neural Network の描画インタラクション実験

## Dynamic drawing interaction between human and recurrent neural network

5119E024-9 柳田 耀  
YANAGIDA Hikaru

指導教員 尾形 哲也 教授  
Prof. OGATA Tetsuya

概要: 人によるインタラクション様式の違いを理解することを目的に、パソコン画面を通した人と Recurrent Neural Network (RNN) の描画インタラクション大規模実験を行う。本研究ではその実施に向けて、軌道データを RNN に学習させ、振る舞いの異なる複数のモデルを作成した。また、それらを用いた小規模被験者実験を実施した。解析から、インタラクション結果と精神疾患傾向の間に相関があることを確認し、特に描画インタラクションにおける人の総移動距離が精神疾患傾向を強く反映するということが示唆された。

キーワード: インタラクション, リカレントニューラルネットワーク, 描画, 精神疾患

Keywords: interaction, recurrent neural network, drawing, psychiatric disorder

### 1 はじめに

インタラクションを理解することは、精神疾患患者等インタラクションを苦手とする人への支援方法を考える上で重要である。インタラクションでは、例えば会話をする際、こちら側の意図を相手に発言して伝え、相手はそれを受けて自分の意図をこちら側に発するという意図の双方向のやり取りをする。また、インタラクションをリードするのがこちら側か相手側か時間を追うごとに変化しうる。インタラクション解析ではこのような (1) 意図を含んだ行為の双方向性, (2) リーダーフォロワーの連続的変動の二要素を含んだタスクを取り入れることが重要である。

先行研究として人-ロボット間模倣インタラクション実験がある [1]。意図の双方向性, 連続的変動を含んだタスクで、リカレントニューラルネットワーク (RNN) によって自律的な行動生成がなされているロボットと人がインタラクションをする。被験者は 41 名の健常者, 16 名の自閉スペクトラム症者である。サンプル数の少なさや、健常者, 自閉スペクトラム症者という 2 グループに分類されている点が問題点としてあげられる。

模倣インタラクション実験の問題点を解決している研究として、クラウドソーシングを用いた大規模心理実験がある [2]。画像選択課題で、非インタラクションであるものの、サンプル数が 1413 名と大きく、複数の精神疾患尺度を取り入れている。

以上を踏まえ、インタラクション結果と複数の精神疾患尺度との関係を解析し、人によるインタラクション様式の違いを理解することを目指す。実験としては、先行研究の模倣インタラクション実験における意図の双方向性, 連続的変動と、心理実験における規模の大きさ, 複数の精神疾患尺度を取り入れた描画インタラクションを行う。特に本研究では、大規模実験に向けた小規模実験までを実施しその結果を解析した。

### 2 手法

描画インタラクション実験では、人と RNN は画面上中央のスタート点から 2 つの中継点 (ターゲット, ダミー) のうちどちらか一方を通過しゴール点までをたどる。

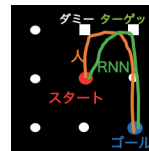


図 1: タスク説明

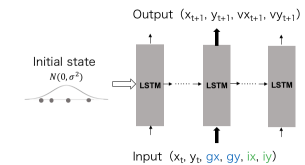


図 2: モデル

人は予めどちらの中継点を通す予定であるかを決め、RNN も予めどちらの中継点を通す予定であるかを設定されている (ターゲット)。その後同時にスタートし、同じ中継点を通りゴールすることが求められる。本タスクで、人と RNN が中継点, 経路などで生じる意図の齟齬をどのように解決してゴールに到達するのかを観察可能である。

インタラクション実験実施に向けた手順を以下に示す。

1. 軌道データ収集の Web 実験 (1155 名)
2. RNN を用いた軌道データの学習
3. 人-RNN 描画インタラクションの小規模実験
4. 人-RNN 描画インタラクションの大規模実験

軌道データ収集の Web 実験は、一昨年度実施した。軌道データ, 精神疾患傾向に関するアンケートデータを 1155 名から収集し、人による描画様式の違いを確認した [3]。

RNN を用いた軌道データの学習では、収集した軌道データのうち 100 名分を Long Short Term Memory (LSTM) で学習する。LSTM の入力には軌道の現在位置, ゴール位置, ターゲット位置を渡し、次時刻の位置の平均, 分散を出力する。

振る舞いの異なるモデルを作成するため、モデルパラメータとデータの違いをつけることを考える。パラメータは隠れ状態の初期値にガウス分布を仮定した時に設定する分散の高低 [4]、データの違いは精神疾患スコアの高低でそれ

ぞれ違いをつける。初期値分散の大きいモデル (HV), 小さいモデル (LV) の 2 種をランダムに選定したデータを学習に用いて作成する。精神疾患傾向の高い人のデータを学習させたモデル (HS), 低い人のデータを学習させたモデル (LS) の 2 種を初期値分散の大きい値を用いて作成する。また、軌道データ学習の際は収集した軌道の現在位置を入力とし、次時刻の位置を出力する。インタラクションの際は人の現在位置を入力とし、RNN の次時刻の位置を出力とする。

人-RNN 描画インタラクションの小規模実験では 12 名を対象に、インタラクション実験を 1 人当たり 100 試行、精神疾患傾向に関するアンケートを 1 人当たり 181 問実施する。アンケートでは、統合失調症傾向、強迫性障害傾向、鬱傾向、状態特性不安傾向、自閉症傾向、ADHD 傾向の計 6 尺度について質問する。

大規模被験者によるインタラクション実験は今後実施予定である。

### 3 結果と考察

1 人当たり 100 試行のデータを 12 名分収集し、人によるインタラクション様式の違いを確認した (図 3, 4, 5)。実線は人、破線は RNN の軌道を表す。

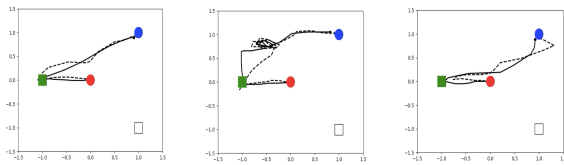


図 3: 被験者 A 図 4: 被験者 B 図 5: 被験者 C

各モデルを用いてインタラクションした時の結果と精神疾患傾向との相関分析を行った。インタラクション結果を示す指標として人の総移動距離, 人-RNN 軌道間距離, 時系列間の因果関係を測る移動エントロピーを用いた。その結果, 総移動距離が長いと精神疾患傾向が高いことが確認された (図 6)。特に, 精神疾患傾向が低い人のデータで学習させたモデル (LS) では, その傾向が強く現れた。また, 人-RNN 軌道間距離が長いと精神疾患傾向が高いことが確認された (図 7)。図は, 赤いほど正の相関が強く, 青いほど負の相関が強いことを表す。

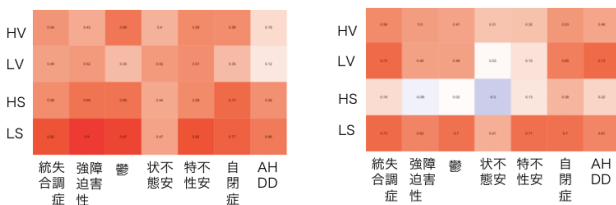


図 6: 総移動距離 図 7: 人-RNN 間距離

移動エントロピーは RNN から人, 人から RNN の双方向について調べ, RNN から人への影響が大きいと精神疾患傾向が高く, 人から RNN への影響が大きいと精神疾患傾向が低いことが確認された (図 8, 9)。

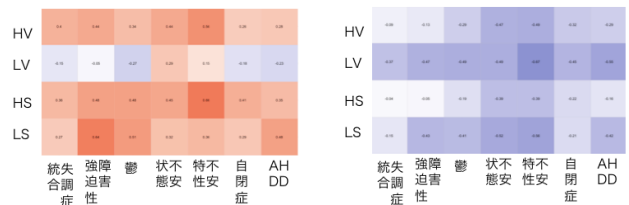


図 8: RNN から人への影響 図 9: 人から RNN への影響

### 4 議論

小規模実験から, 人によるインタラクション様式の違い, 初期値分散の大小, 学習データ選定方法によるモデルの振る舞いの違いを確認した。また, インタラクション結果と精神疾患傾向との関連を確認し, 特に描画時の総移動距離が精神疾患傾向を反映していることがわかった。本実験から今後の改善点として, インタラクションをより複雑化するため, 学習時に予測値を混ぜることを試みる, インタラクションタスクであることを明示する, 描画制限時間を延長するなどがあげられる。

### 5 まとめ

本研究では人によるインタラクション様式の違いを理解することを目指し一昨年度収集したデータの学習, 小規模実験の実施とその解析を行った。軌道データ学習ではパラメータとデータをそれぞれ変えることで振る舞いの異なる 4 種のモデルを作成した。小規模実験では作成したモデルを用い, 12 名の被験者を対象に描画インタラクションを行い, それと同時に精神疾患傾向に関するアンケートデータを収集した。軌道の可視化, インタラクション結果と精神疾患傾向との相関分析を行うことで, 人によるインタラクション様式の違いを確認し, 精神疾患傾向との関連が示唆された。

#### 参考文献

- [1] S. Murata, K. Hirano, N. Higashi, S. Kumagaya, Y. Yamashita, and T. Ogata, "Analysis of Imitative Interactions between Typically Developed or Autistic Participants and a Robot with a Recurrent Neural Network," The Ninth Joint IEEE International Conference on Development and Learning and on Epigenetic Robotics (ICDL-EpiRob 2019), 2 pages, Oslo, Norway, August 2019.
- [2] C. M. Gillan, M. Kosinski, R. Whelan, E. A. Phelps, and N. D. Daw, "Characterizing a psychiatric symptom dimension related to deficits in goal-directed control," *Elife*, vol. 5, p. e11305, 2016.
- [3] 柳田 耀, 村田 真悟, 片平 健太郎, 鈴木 真介, 尾形 哲也, 山下 祐一, 人と Recurrent Neural Network の描画インタラクション実験, 人工知能学会全国大会論文集, 2019, JSAI2019 巻, 第 33 回全国大会 (2019), p. 204J702.
- [4] S. Murata, Y. Yamashita, H. Arie, T. Ogata, S. Sugano and J. Tani, "Learning to Perceive the World as Probabilistic or Deterministic via Interaction With Others: A Neuro-Robotics Experiment," in *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, vol. 28, no. 4, pp. 830-848, April 2017.