

# 移動エントロピーとカオスニューラルネットワークを用いた 主導的／追従的なインタラクションの実現

## Realization of Leading and Following Interaction Utilizing Transfer Entropy and Chaotic Neural Network

小西 文昂                      市川 淳                      田中 一晶                      岡 夏樹\*  
Bungo Konishi                  Jun Ichikawa                  Kazuaki Tanaka                  Natsuki Oka

京都工芸繊維大学  
Kyoto Institute of Technology

**Abstract:** In the communication between two people, the mental model of others that predicts the partner's utterance and behavior is important. Many studies thus have aimed at the elucidation of the mental models of others during the interaction process. However, there were few studies implementing agents with the mental models of others and verifying the humanlike behavior of the agents by carrying out experiments with people. This paper, therefore, proposes an agent that conducts leading and following interaction using transfer entropy and a chaotic neural network with the hint of mutual imitation which is important in smooth communication.

### 1 はじめに

近年, SoftBank 社の Pepper や Sony 社の aibo などの家庭用ロボットが次々と開発され, 日常生活の場面においても, ロボットと触れ合う機会が増えてきている. 今後, 人とロボットのコミュニケーションがより一般的になる社会が期待される中で, インタラクションの観点で言えば, 「コミュニケーション相手の心的モデル」である他者モデルをアルゴリズムレベルで実現することが求められている [1]. 正しく他者モデルが組み込まれたエージェントは, コミュニケーション相手が人間ならば, 人らしい振る舞いをする.

他者モデルを設計するにあたって, 本研究では, 人間が誕生直後から行う最も基本的な動作の 1 つである模倣動作を参考にする. 子どもは, 18ヶ月以降には母親と, 30ヶ月以降には子ども同士で, 目を合わせて笑い合うなど, 「真似る」- 「真似られる」の関係を交代しながらコミュニケーションをとる相互模倣という遊びをするようになる [2]. 相互模倣は, 2歳半頃ピークとなり, 2歳代の子どもの仲間同士でコミュニケーションを成立させるだけでなく, 将来的に他者とは切り離された主体としての自己を形成するうえで一定の役割を果たす [3]. また, 相手の動きを模倣することは, カメラレオン効果などから円滑なコミュニケーション関係を築くにあたって重要であるが, 相互模倣が行われるこ

とから, 模倣されるような動きをすることも, 円滑なコミュニケーションのために重要であることが示唆される.

また, 模倣する動きと模倣されるような動きを他者モデルに組み込むためには, これら 2つの動作を何らかの基準に基づき, 切り替える必要がある. 先行研究では, RNNPB[4] と内発的動機付け [5] によって, ロボットと人の間の創発的なインタラクションのためのモデルを構築しており [6], 本研究においても, 切り替えの仕組みとして内発的動機付けをモデルに組み込む.

以上より, 本研究では, 主導的動作と追従的動作を内発的動機付けにより切り替えながらインタラクションを行うモデルをエージェントに組み込むことで, 人らしい振る舞いをするエージェントを実装することを目的とする.

### 2 関連研究

先行研究では, 隔離された 2つの部屋にルンバのような形状の移動ロボットと実験参加者を 1組ずつ入れ, 片方の部屋の人間の動きが, もう片方の部屋のロボットの動きとなるような実験環境を用意し, ロボットの動きが別室の人間の動きであることを教示する教示あり条件と教示なし条件で比較を行うことで, 他者性の認知過程のモデル化を試みた [7]. また, 他に, コミュニケーションの初期段階における空間的なインタラクシ

\*連絡先: 京都工芸繊維大学  
〒606-8585 京都府京都市左京区松ヶ崎橋上町  
E-mail: nat@kit.ac.jp

ンのモデルを積極性 (Control) と受容性 (Acceptance) という2つの軸を用いて構築し、そのモデルに基づき、人がマネキンに接近し話しかける際の行動を観察する実験と、エージェント同士のシミュレーションを行った研究もある [8]。しかし、これらの他者モデルの構築に関する研究では、他者モデルを実装したエージェントと人とのインタラクション実験は行われていない。そこで、本研究では、他者モデルを実装したエージェントと人とのインタラクションにより提案モデルの妥当性を検証する。

また、子どもとロボットのインタラクションにおいて、ロボットに他者の心的状態推定に基づく行動決定モデルを実装し、10種類の遊びを興味度に応じて切り替えながら遊ぶタスクにおいて、心的状態を考慮しないモデルと比較して、友好感が良好に保たれることを示したという研究もある [9]。しかし、この研究は、身体性を活かして、10種類の既存の遊びの相手をするロボットの構成原理の提案であり、環境の複雑さやロボットの見た目といった要素がインタラクションに影響を与える。そこで、本研究では、ミニマルな環境・教示が与えられた状況で、他者モデルを組み込んだミニマルな身体を持つエージェントと人とのインタラクションさせる。

### 3 インタラクションモデル

本研究で提案するモデルを図1に示す。

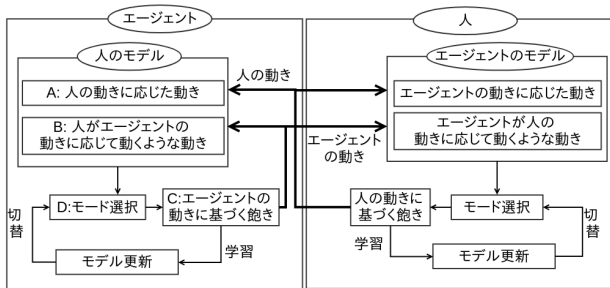


図1: エージェントと人のインタラクションにおける状態遷移モデル

図1のA~Dは、それぞれ以下のような働きをする。

- A. 相手の動きに応じた動きかどうかを計算するモジュール。相手の動きに応じて動く自分の動きを追従的動作と定義する。
- B. 相手が自分に応じて動いてくれているかを計算するモジュール。相手が自分に応じて動くように動く自分の動きを主導的動作と定義する。

C. エージェント自身が同じパターンの繰り返しの動きをするときペナルティを与えるモジュール。

D. 予測誤差の推移に基づき、AかBを選択するモジュール。

図1において、AとBが他者モデルに相当し、CとDがインタラクションの飽きの検知機構に相当する。エージェントは、モードに応じて、エージェントが人の動きに応じた動きをするように学習するか、もしくは、人がエージェントの動きに応じた動きをするように学習するか、いずれかを選択する。モード切り替えは、内発的動機付けに基づき、学習の予測誤差が減少傾向にあるときのみ、学習進行中であるためモードを維持し、それ以外の傾向の場合には、モードを切り替える。

次に、このようなモデルを構築し、学習を行うための基盤について考える。1987年にDegnらによって、人間の脳内のニューロンがカオス応答を示す [10] ことが明らかになってから、様々な状態における脳波がカオスの応答を示すことが明らかになるなど、カオスダイナミクスの研究が盛んに行われている。また、乳児の自発的運動には、カオス的なダイナミクスが作用していることが分かっている [11]。また、心と意識のモデルであるMaCモデルの感情生成部分にボルツマンマシンやカオスニューラルネットワーク [12] などのニューラルネットワークを用いることで、ロボットの操作において、人間が手動で操作するロボットに近い自然な感情生成や行動の決定ができ、より人らしいシステムを実現したという研究もある [13]。そこで、本研究では、エージェントの基盤にカオス性を持ちやすいネットワークを用いることによって、人らしい振る舞いが実現できるのではないかと考える。しかしながら、人と人のインタラクションにおいて、カオス性が見られるかについては不明であるため、予備実験で検証を行う。

また、本研究において、ある力学系がカオス性をもつとは、Devaneyのカオス性の定義 [14] に従うこととする。Devaneyのカオス性は、位相推移性・周期点の稠密性・初期値鋭敏性の3つで定義される。しかし、数学的厳密性をもつこの定義を実際のインタラクションによって得られた時系列データに当てはめることはできないため、時間遅れ擬位相空間法を用いて位相空間座標を再構成し、再構成されたデータを非線形時系列解析手法の1つであるリカレンスプロット [15] で可視化を行い、リカレンスプロット用にDevaneyの定義を緩めたHirataらの定義 [16] に当てはめることで解析を行う。Hirataらの定義の概要を以下に示す。

**r 位相推移性** リカレンスプロットの最大インデックスの最小値が最小インデックスの最大値よりも大きい

**r 周期点の稠密性** 斜め線のインデックス集合の和集合が全体のインデックス集合と一致する

r 初期値鋭敏性 どの斜め線も必ず途中で途切れている

以上の3つの判断基準を満たすとき、時系列データがカオス性を持つことが分かるため、リカレンスプロットを観察することで定性的にカオス性が判断できる。

本研究によって、人間らしい動きをするエージェントが実現されれば、例えば、岡ら [6] のようにお掃除ロボットのルンバなどにシステムを組み込むことで、幼児らが相互模倣のようなインタラクションを飽きずに長時間楽しむことのできるようなロボットの実現が期待される。

## 4 提案システムのアルゴリズム

システムの基盤となるネットワークには、ニューロンの不応性を考慮したカオスニューロンからなるカオス性を持つ出力を出しやすいカオスニューラルネットワークを用いる。カオスニューラルネットワークは、RNNの一種であり、時系列信号を処理することができる。本研究におけるネットワークの構成を表1に示す。

表 1: ネットワークの構成

項目	内容
種類	Full-Connected Elman Network
隠れ層数	1
入力層ユニット数	4
中間層ユニット数	10
出力層ユニット数	2
最適化手法	Adam Optimizer
学習率	0.001

本研究では、ディスプレイ上に図形が2つ描画されており、それぞれエージェントと人が、図形を縦横に動かすといったタスクを考えている。そこで、ネットワークの入力には、X軸方向とY軸方向のそれぞれの人の動きの移動量と、エージェントから見た人の相対座標を入力する。そして、出力からは、X軸方向とY軸方向それぞれのエージェントの動きの移動量が出力される。

次に、システムの追従的動作と主導的動作の実装について検討する。因果的関係の観点から考えると、例えば、エージェントの動きが人の動きに応じた動きを示す追従的動作とは、「ある人の動きが生じた結果、あるエージェントの動きが生じた」と考えることができる。また、主導的動作とは、「あるエージェントの動きが生じた結果、ある人の動きが生じた」と考えることができる。この因果的関係を情報理論的に表現できる指標の1つに移動エントロピーがある [17]。エージェントの動きの時系列データを  $A(t)$ 、人の動きの時系列

データ  $H(t)$  としたとき、エージェントから見た追従的動作と主導的動作の移動エントロピーはそれぞれ以下のように定義される。

$$T_{A \rightarrow H} = \sum_{k,l} P(H_{t+1}, H_t^{(k)}, A_t^{(l)}) \log \frac{P(H_{t+1}|H_t^{(k)}, A_t^{(l)})}{P(H_{t+1}|H_t^{(k)})} \quad (1)$$

$$T_{H \rightarrow A} = \sum_{k,l} P(A_{t+1}, A_t^{(k)}, H_t^{(l)}) \log \frac{P(A_{t+1}|A_t^{(k)}, H_t^{(l)})}{P(A_{t+1}|A_t^{(k)})} \quad (2)$$

実装時は、この式に含まれる条件付き確率を同時確率に変形し、時系列全体  $X$  の同時確率分布  $P(X)$  は、ある時系列データ1点  $x_n$  を正規分布  $N(\mu = x_n, \sigma)$  で表現し、次式のような混合ガウス分布によって表現する。

$$P(X) = \sum_i^n N(\mu = x_i, \sigma) \quad (3)$$

また、図1のモデルのCに対応するエージェント自身が同じパターンの繰り返しの動きをするときにペナルティを与えるモジュールは、自己相関関数 (COR) を用いて求め、移動エントロピーの符号を変えたものと自己相関関数の和をニューラルネットワークの誤差関数とする。

$$Error_{A \rightarrow H} = -T_{A \rightarrow H} + COR(A(t)) \quad (4)$$

$$Error_{H \rightarrow A} = -T_{H \rightarrow A} + COR(A(t)) \quad (5)$$

この2つの誤差関数の切り替えは、図1のDに対応しており、図1のAもしくはBの予測誤差が減少傾向にあるとき、つまり移動エントロピーが増加傾向にあるときのみ、切り替えが行われる。

システムの追従的動作と主導的動作の挙動を確かめるため、切り替えは無い状態でシミュレーションを行った。

追従的動作のみをネットワークの誤差関数に組み込んだときの軌跡を図2に示す。

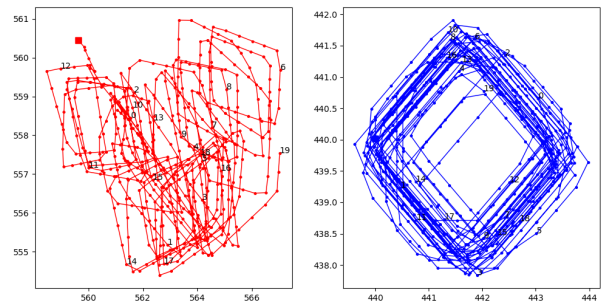


図 2: 追従的動作時の軌跡

右図は人がコントローラの操作によって与えた青い点の移動の軌跡であり、システムの動きに関係なく、常に菱形のような一定のパターンとなるように操作した。

左図はシステムが追従的動作を学習しながら出力した赤い点の移動の軌跡である。図2から、人が与えた移動パターンをシステムが追従できていることが分かる。

次に、主導的動作のみをネットワークの誤差関数に組み込んだときの軌跡を図3に示す。

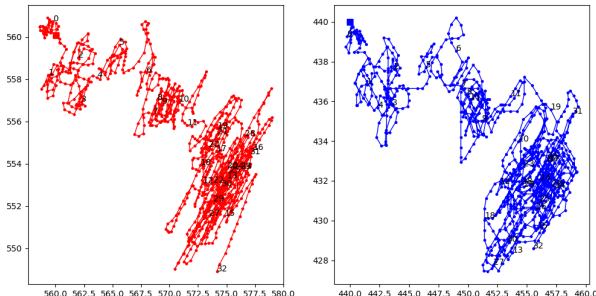


図 3: 主導的動作時の軌跡

右図は人がコントローラの操作によって与えた青い点の移動の軌跡であり、常にシステムの出力を追いかけるように操作した。左図はシステムが主導的動作を学習しながら出力した赤い点の移動の軌跡である。そして、このときのシステムの出力のリカレンスプロットを図4に示す。

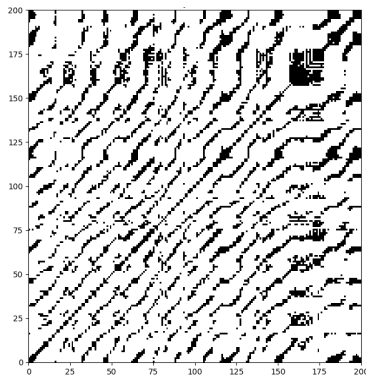


図 4: 主導的動作時のシステムのリカレンスプロット

図4から、主導的動作のとき、システムがカオス的に振舞っていることがわかる。

## 5 予備実験

予備実験では、人同士のディスプレイ上でのインタラクションにおいて、カオス性が現れるかを検証する。

### 5.1 実験方法

2人の実験協力者を図5が2つ向かい合わせになった環境に入れ、ディスプレイ上で点を動かすインター

タラクション実験を行う。



図 5: 実験環境

実験用ソフトウェアの表示画面は、図6のようになっており、2人の実験協力者が、赤い丸い図形と青い丸い図形それぞれをコントローラであるアナログスティックを用いて操作する。

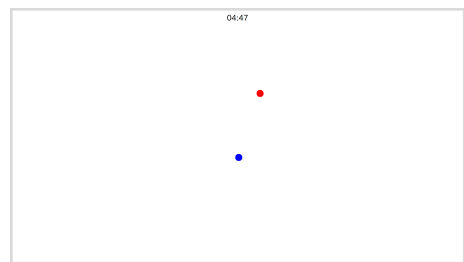


図 6: 実験用ソフトウェアの表示画面

実験協力者は、京都工芸繊維大学情報工学課程・情報工学専攻の20歳～26歳のお互い面識のない5組10人である。実験協力者2人には、事前にインタラクションの相手が向かいの人であることを伝えており、それぞれの図形を自由に動かしてほしいと教示する。インタラクション中は、2人の間に仕切りを立て、お互い画面に集中して、会話をしたり思ったことをできるだけ口に出したりしないよう指示する。実験結果は、画面の録画と、時間や位置座標のログデータによって記録される。

### 5.2 実験結果

ある1ペアの全インタラクション時間における移動量のX座標のリカレンスプロットによる解析結果を図7に示す。

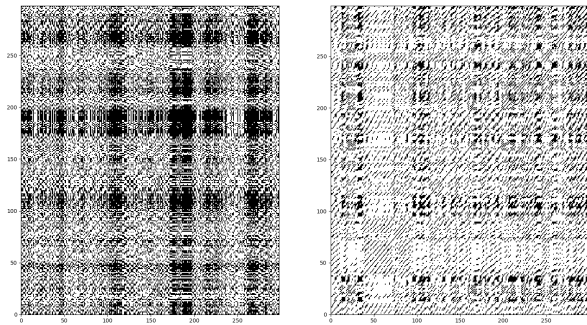


図 7: リカレンスプロット解析結果

図 7 を定性的に評価すると、左側のプロットからは周期構造はほとんど読み取れないが、右側のプロットは短い斜めの線分が全体的に描かれていることから、全体的にカオス性を持つことが分かる。10 人全てのプロットを定性的に評価した結果を図 8 に示す。

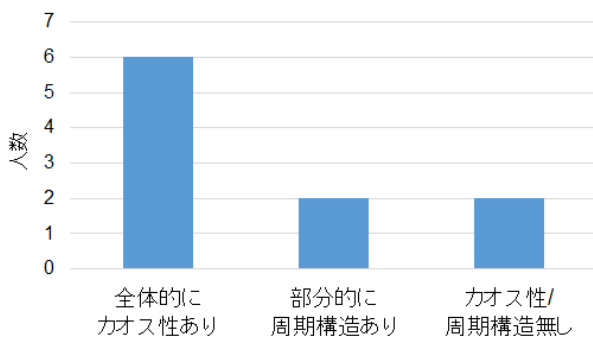


図 8: リカレンスプロットによる定性的観察結果

図 8 より、10 人中 6 人から定性的にカオス性を確認した。この結果から、システムの基盤にカオス性を持つネットワークを用いることが人らしい動きをするインタラクションに有効に働く可能性が示唆された。しかしながら、この結果は、主観的に観察したものであるため、カオス性を斜めの線をなす点の割合 (DET) などで数値的に計算し、サロゲートデータ法などによる統計的な解析を行うことも今後必要である。

## 6 本実験

本実験では、人とエージェントのインタラクション実験を行う。実験環境としては、基本的には予備実験と同じ環境を用いるが、一方の丸い図形を人ではなく、システムに置き換えて実験を実施する。そして、人が感じたエージェントの動きに対する印象や人とエージェントの移動座標の解析などを行う予定である。

## 7 まとめ

本論文では、相互模倣などを参考にして、主導的動作と追従的動作を内発的動機付けに基づき切り替えを行う他者モデルを含むエージェントのモデルを提案した。さらに、このモデルを実現するために、移動エントロピーとカオスニューラルネットワークを用いた具体的な実装方法について述べた。今後、人とエージェントのインタラクション実験を実施し、実装したシステムが人らしい動きをするかなどについて検証を行う予定である。

## 参考文献

- [1] 植田 一博: 「認知的インタラクションデザイン学」の展望: 時間的な要素を組み込んだインタラクション・モデルの構築を目指して, *Cognitive Studies.*, Vol.24, No.2, pp.220-233 (2017)
- [2] 佐伯 胖: 2. 展望: 模倣の発達とその意味, *保育学研究.*, Vol.46, No.2, pp.347-357 (2008)
- [3] 瀬野 由衣: 仲間同士のコミュニケーションからみた 2~3 歳児の自己の発達一相互模倣とその変化に着目した横断的観察一, *発達研究.*, Vol.25, pp.79-91 (2011)
- [4] Ito, M., Tani, J.: On-line imitative interaction with a humanoid robot using a dynamic neural network model of a mirror system., *Adaptive Behavior.*, Vol.12, No.2, pp.93-115 (2004)
- [5] Kaplan, F., Oudeyer, P.Y.: In search of the neural circuits of intrinsic motivation, *Frontiers in neuroscience.*, Vol.1, pp.225-236 (2007)
- [6] 岡 夏樹, 塚本 亜美, 他: 子どもたちの主体性や成長の可能性を引き出すヒューマンロボットインタラクションの実現に向けて, *日本認知科学会第 34 回大会.*, pp.422-427 (2017)
- [7] 坂本 孝丈, 竹内 勇剛: 身体的なインタラクションを通じたコミュニケーションに欲求に基づく他者モデルの構築過程, *日本認知科学会第 33 回大会.*, pp.869-873 (2016)
- [8] 坂本 孝丈, 吉岡 源太, 竹内 勇剛: 話しかけ場面における相手の受容度に応じた接近行動の分析, *日本認知科学会第 35 回大会.*, pp.361-367 (2018)
- [9] 阿部 香澄, 岩崎 安希子, 他: 子供と遊ぶロボット: 心的状態の推定に基づいた行動決定モデルの適用, *日本ロボット学会誌.*, Vol.31, No.3, pp.263-274 (2013)

- [10] Degn, H., Holden, A.V., Olsen, L.F.: Chaos in Biological Systems, *Plenum Press, N. Y.*, (1987)
- [11] 水池 千尋, 大城 昌平, 守田 智: 非線形解析による乳児自発運動の特性, *理学療法科学.*, Vol.22, No.1, pp.99-107 (2007)
- [12] Aihara, K., Takabe, T., Toyoda, M.: Chaotic Neural Networks, *Physics Letters A.*, Vol.144, No.6,7, pp.333-340 (1990)
- [13] 廣澤 一輝, 長名 優子: ニューラルネットワークを用いた MaC モデルに基づく感情生成システム, *知能と情報.*, Vol.22, No.1, pp.25-38 (2010)
- [14] Devaney, R.L.: An Introduction to Chaotic Dynamical Systems, *Addison-Wesley, Reading, Massachusetts.*, (1989)
- [15] Eckmann, J.P., Kamphorst, S.O., Ruelle, D.: Recurrence plots of dynamical systems, *Europhysics Letters.*, Vol.4, pp.973 (1987)
- [16] Hirata, Y., Aihara, K.: Devaney's chaos on recurrence plots, *Physical Review E.*, Vol.82, 036209 (2010)
- [17] Schreiber, T.: Measuring Information Transfer, *Physical review letters.*, Vol.85, No.2, pp.461-464 (2000)