

# 人間-エージェント間における相互適応の促進

## Facilitating Mutual Adaptation Between a Human and an Agent

山田誠二\*1  
YAMADA Seiji

山口智浩\*2  
YAMAGUCHI Tomohiro

\*1 国立情報学研究所  
National Institute of Informatics

\*2 奈良工業高等専門学校 情報工学科  
Nara National College of Technology

This paper describes a method to facilitate human adaptation to a pet robot. A pet robot learns which behavior it should execute when some stimuli are given and a human user learns how to give commands to the robot through its various sensors. A pet robot utilizes a computational classical conditioning model for learning to interpret human commands. We discuss heuristics to accelerate this mutual adaptation, and propose a method to facilitate the adaptation.

### 1. はじめに

最近, AIBO や Roomba などのペットロボットやホームロボットが一般家庭に普及しつつある. これらのロボットの目的は, エンタテインメント, 精神的な癒し, 部屋のお掃除など多岐にわたる. また, 近年人や動物と同じような外見をもち, ユーザに対する支援や情報提示などを行うソフトウェアエージェントである擬人化エージェントも活発に研究されている [3]. これらのロボットやソフトウェアエージェントと人間がインタラクションをもつ状況は, HAI(Human-Agent Interaction) と呼ばれ [8], 今後エージェント, ロボットにおいて最も重要な研究分野の一つである.

人間とインタラクションをもつロボットやエージェントは, パーソナライズのために人間に適応することが望まれ, 逆に人間はエージェントに不可避免的に適応する. 我々は, このような状況を人間とエージェントとの相互適応と呼び, その相互適応を促進することで, 人間とエージェント, ロボットが自然で円滑な付き合いが実現されると考える. このように相互適応を促進するために, 人間とエージェント間で, どのような情報のやり取り, どのような関係を設計すればよいのかという, HAI におけるインタラクション設計を議論し, また具体的な方法を提案するのが, 本研究の目的である.

すでに, 我々は, 人間と擬人化エージェントがお互いに相手の表情から内部状態を推定できるように学習していく, マインドマッピングの相互適応の枠組みを提案した [7]. そして, 相互読心ゲームという, 人間とエージェントによる一種のゲームによるインタラクションを設計することで, 相互適応を促進する研究を行ってきた [6]. 本研究では, 人間とペットロボット間の相互適応において, 主に人間からエージェントへの適応を促進するための HAI 設計を行う. そのインタラクション設計において, 古典的条件付けで人間への適応を行う犬型ペットロボットに対し, 本当の犬と類似した無条件反射を導入する擬犬化という手法を提案し, ペットロボットへの実装により, その評価を行う.

### 2. ペットロボット: AIBO

まず, 犬型ペットロボット AIBO の機能を簡単に説明する. AIBO は, SONY が製作販売している犬型のペットロボット



図 1 AIBO (ERS-7)

である [1]. 本研究では, AIBO シリーズの中でも OPEN-R プログラミング環境の公開されている機種で最新のものである ERS-7 を用いる. 図 1 に AIBO(ERS-7) の外観を示す.

公開されているオブジェクト指向開発環境 OPEN-R SDK [5] により, AIBO のプログラミングが可能である. 本研究では, ホスト PC 上で Ruby を用いてプログラミングを行い, TCP/IP で AIBO 上の OPEN-R と通信して, AIBO を操作する方法を採用する.

### 3. タスク: 人間による AIBO の操作

ここで人間が AIBO と行うタスクは, 人間による AIBO の操作である. 最初は AIBO をどのように操作すればいいのかわからない人間にとって, AIBO と接しているうちに, だんだんと簡単な指令で AIBO を操作できるようになることは, ちょうど犬を訓練することに等しく楽しいことであり, 被験者実験の動機付けとして有効である. また, 本当の犬をしつけることのアナロジーもあり, 犬のしつけにおいて人間がとる行動のバイアスを利用して, 適応のための HAI 設計を適切に実現できることが期待できる. また, AIBO にとってもユーザ

連絡先: 山田誠二, 国立情報学研究所, 101-8430 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2, seiji@nii.ac.jp



図 2 背中の 3 つのボタン

である個々の人間の指示に的確に反応できるようになることは、ユーザカスタマイズの意味で重要な人間への適応となるため、このタスクは、人間とエージェントとの相互適応の一例となっている。

なお、タスクとなる具体的な AIBO の操作は、「背中の 3 つのボタン (図 2) を使って、AIBO に指令を出し、ある目標地点まで前進して、お座りをした後、後進してもとの位置に戻らせる」というものである。このタスクは単純に見えるが、最初は、AIBO の背中の 3 つのボタンに何の行動も割り当てられていないので、実際この AIBO に指令と行為の関係をゼロから教示・学習させて、実現することは人間にとっても簡単ではない。

#### 4. エージェントの適応：ペットロボットの行動学習

ペットロボットは、人間から与えられたコマンド (刺激) に対して、何らかの意味のある行動をとるように学習する必要がある。これは、本物の犬においては、一種の訓練に対応する。

##### 4.1 古典的条件付け

本研究では、本物の犬の訓練のアナロジーもあり、ペットロボットの学習アルゴリズムとして、古典的条件付けを用いる。古典的条件付けを採用した主な理由は下記のとおりである。

- 本物の犬の学習に類似した学習が実現できる。よって、人間も本物の犬に接するように、ペットロボットに接することによる学習の高速化が期待できる。
- 被験者実験を行うため、高速に学習する必要がある。オペラント条件付けでは、学習初期に多くの試行錯誤が必要であり、十分高速に学習できない可能性が高い。
- 手続きが単純なため、実験結果を解析しやすい。

古典的条件付けは、パブロフの犬の実験で有名であるが、その枠組みは、図 3 のようになっている。図中で、各刺激、反応の下の [] で囲ったものが、パブロフの実験における具体的な設定である。

この枠組みにおいて、エージェント (犬) は、最初、条件刺激 (CS) 「メトロノームの音」を与えられても、その無条件反応 (UR) である「注意を向ける」しか行わない。この初期段階では、「メトロノームの音」と「唾液分泌」は全く関連づけられていないので、「メトロノームの音」を聞いても、「唾液分泌」はない。しかし、条件刺激「メトロノームの音」と無条件刺激 (US) 「餌」を同時にエージェントに与え、無条件刺激「餌」に対応する無条件反応 (UR) である「唾液分泌」を実行させる

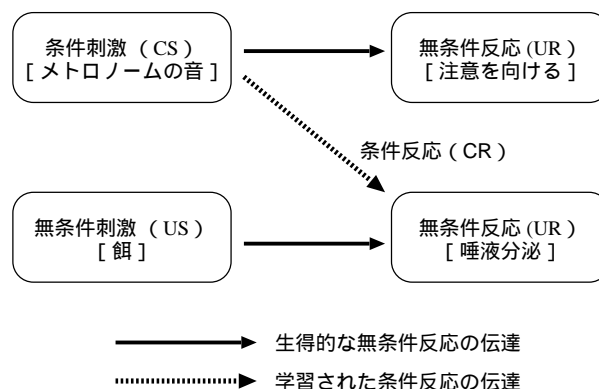


図 3 古典的条件付け

ことを何度も繰り返すと、本来関連のない条件刺激「メトロノームの音」と無条件刺激「唾液分泌」が関連づけられ、最後には、無条件刺激「餌」が与えられなくとも、条件刺激「メトロノームの音」が与えられただけで、学習により関連づけられた反応「唾液分泌」が行われるようになる。このように、条件刺激に関連づけられた反応を条件反応という。

##### 4.2 古典的条件づけの計算モデル

古典的条件付けを実現する計算モデルは、Sutton&Barto, Temporal Difference などいくつも提案されている [2] が、いずれのモデルも、古典的条件付けのさまざまな特性を説明するためには、一長一短あることが報告されている [2]。本研究で我々は、比較的特性がよくシンプルなモデルである Klopff モデル [4] を採用する。ただし、古典的条件付けの厳密な再現が本研究の目的ではないため、モデルの選択にはこだわらない。

下式と図 4 に、 $n$  個のシナプスをもつニューロンの Klopff モデルを示す。本研究では、モータコマンド一つづつに、図 3 のニューロンを構成する。その入力は、すべてのセンサの出力  $s_i$  であり、出力はモータコマンド  $m_j(t)$  である。Klopff モデルでは、ニューロンの入出力は、発火パルスの時間的頻度であるが、ここではセンサ出力  $s_i(t)$  は 2 値で、モータコマンド  $m_j(t)$  は連続値としている。

まず、センシングが行われ、入力のセンサ出力が、それぞれのニューロンに入力される。式 (1) の重み  $w_{ij}$  付き総和の閾値関数により、 $m_j(t)$  が決定され、各ニューロンの出力  $m_j(t)$  の最大のものに対応するモータコマンドが実行される。そして、またセンシングを行うというループを繰り返す。

個々のニューロンにおいて、 $s_i(t)$  のうち、無条件刺激に対応するものの重みを 1 に固定し、それ以外の重みを式 (2), (3) により更新することで、学習が行われる。この学習は、一つの行為が実行される毎に、一回実行される。式 (3) により、重み  $w_{ij}$  を更新する  $\Delta w_{ij}(t)$  が計算されるが、この式で、入力  $\Delta x_i$  と出力  $\Delta y(t)$  が最近  $\tau$  時間において同時に変化したときに、重みが更新されることになる。なお、 $c_j$  は、学習率である。 $\tau, c_k$  などのパラメータは、Klopff らの経験値により決定する。

$$m_j(t) = \sum_{i=1}^n w_{ij}(t) s_i(t) - \theta \quad (1)$$

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \Delta w_{ij}(t) \quad (2)$$

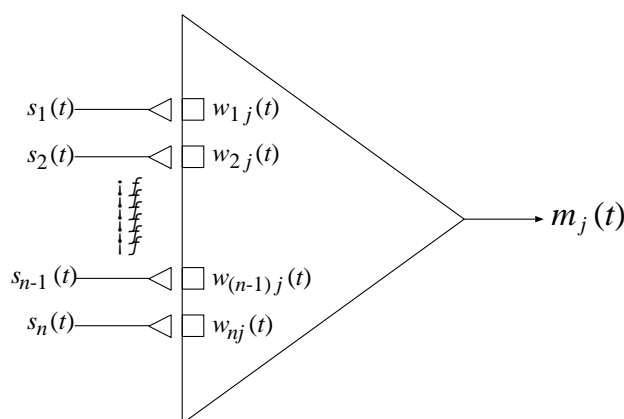


図4 Klopffのモデル

$$\Delta w_{ij}(t) = \Delta m_j(t) \sum_{k=1}^{\tau} c_k |w_{ij}(t-k)| \Delta s_i(t-k) \quad (3)$$

このKlopffのモデルを用いて、AIBOは古典的条件付けにより、人間の指示に対する適切な行動を学習し、人間へ適応していく。

#### 4.3 センサとモータコマンド

センサとして、以下の11個を用いた。いずれも閾値処理により、2値をとる。

- 頭の接触センサ
- 背中の3つのボタン（前，中央，後ろ）
- あごの接触センサ
- 頭についた CCD カメラによるピンク色の領域検出（ピンクの画素数が閾値以上あるか否かを判定）
- 頭の先の近距離センサ
- 4つの肉球センサ（4本の足の裏にある接触センサ）

モータコマンドは、以下のものである。現状では、タスク達成に関係しない冗長なモータコマンドは用意していない。

- 前進
- 後進
- お座り

### 5. 人間の適応促進のための擬犬化によるインタラクション設計

相互適応の促進、特にここでは、人間からペットロボットへの適応を促進するためのためのインタラクション設計について、擬犬化という手法をもとに議論する。

#### 5.1 人間からエージェントへの適応

まず、人間からエージェントへの適応において、人間がすべき探索問題を考えてみる。人間は、タスク達成のために、ペットロボットに対し、以下のようなさまざまな選択や探索を行い、ロボットに適応する必要がある。

1. 訓練方法の決定：古典的条件付けを実行する。
2. 無条件刺激の探索：何が無条件刺激なのかを調べる。
3. 条件刺激の探索：何が条件刺激になりえるのかを調べる。
4. 条件刺激の選定：どの条件刺激を与えるかを選択する。

本研究のタスクの場合を考えると、1における、「ペットロボットは古典的条件付けで適応する」ということは前提としている。もちろん、ペットロボットが古典的条件付け以外の学習アルゴリズム、例えば、時間遅れ報酬のある強化学習などで学習を行う場合との比較は、我々の考えるインタラクション設計の重要な課題であるが、今回はそのような場合は扱わない。

次の2が、今回我々の促進させたい人間からエージェントの適応である。3は、実験の設定として、ペットロボットの背中の3つのボタンを条件刺激として使うことをユーザに教示するので問題はない。また、4は、その背中の3つのボタンをいかに組み合わせさせて指令を出すかであるが、ここでは促進の対象としていない。

人間とロボットの相互適応が上手くいくには、人間に特定の知識がなくても、ペットロボットと触れ合うことにより、自然に効率的に上記の適応を実現していくことが望まれる。そのためには、人間とロボット間にどのようなインタラクションを設計すればよいか、具体的には、無条件刺激と無条件反応を設計するのがよいかを考えるのが、ここでの、人間とエージェントの相互適応を促進するためのインタラクション設計である。

#### 5.2 擬犬化による適応の促進

では、人間からロボットへの適応を促進するために、無条件刺激と無条件反応をいかに設計するかであるが、我々は、「人間は、エージェントのアビランスに対して整合性のあるエージェントのモデルをもつ」という仮定のもとに、「人間は、犬型のペットロボットには、犬と同じような挙動を期待する」というヒューリスティクスを「擬犬化」と呼び、擬犬化に基づく犬型のエージェントと人間とのインタラクション設計を行う。本研究の場合は、犬と同じような無条件刺激と無条件反応を設計することで、人間がエージェントの無条件刺激を探索することを促進、効率化することを意味する。

このような考えのもとに、人間がペットロボットを擬犬化した場合に考えられる、以下の無条件刺激と無条件反応を導入する。

- ピンク色のアイボーンを見せる → 前進する（犬は餌を見ると寄ってくるだろうという擬犬化を利用）
- 頭を押さえる → お座りする（頭を押さえると座るだろうという擬犬化を利用）
- 顔に手を近づける → 後進する（顔に手を近づけると驚いて後ずさりするだろうという擬犬化を利用）

### 6. 評価実験

擬犬化に基づく適応促進の効果を評価するために、実験を計画中であり、その概要を以下に示す。

#### 6.1 実験の設定

前節において提案した、擬犬化により設計された無条件刺激/無条件反応の効果を調べるための比較対象として、無条件刺激をランダムに選択したセンサをもとに設計した場合を考える。この場合、人間は擬犬化による無条件刺激の探索のバイア

スがかからず、無条件刺激の探索により、擬犬化に基づくものより、多くの試行錯誤を必要とすることが予想される。

特に、古典的条件付けや犬の訓練についての知識、経験のない被験者を用いて、以下のような教示の元の実験を行う予定である。

- ペットロボットの背中の中の3つのボタンを利用して、ロボットに指令を送り、ある位置まで前進させ、そこでお座りをし、後進してもとの位置にもどるように訓練してください。
- 使えるものは、アイボーンと手だけです。

## 7. さらに促進のためのインタラクション

ここまでは、主に無条件刺激と無条件反応のペアの設計により、人間からロボットへの適応の促進を行ってきたが、さらなる適応の促進方法として、以下のものを今後検討する予定である。

- 有効なセンサへの自然な（無条件）反応：選択的に利用されるセンサの値の変化に対して、頭をふる、吠えるなどの自然な反応を実装してやる。例えば、ボールを顔の前で動かすと、それを追従するように首を微妙にふるなど。これにより、人間によるペットロボットの有効なセンサの特定を加速化できる。
- 多様な遊び行動系列の自律的実行：遊び行動とは、人間からの指示なしでロボットが自律的に実行する行動とする。人間による刺激がないときにも、遊び行動を常に行い、その中で無条件刺激と無条件反応のペアを実行し、人間に見せることで、ペットロボットに組み込まれた無条件刺激と無条件反応のペアを人間が発見することを促進することが可能になる。

## 8. まとめ

本稿では、人間とペットロボットが相互に適応して、人間が簡単な指令によりロボットを操作できるようになる相互適応の枠組みを提案し、その枠組みにおいて、相互適応、特に人間からエージェントへの適応を促進するための、人間とロボット間のインタラクション設計について議論した。

ペットロボットは、古典的条件付けの計算モデルにより、本物の犬に近い形で実装され、人間の命令に対する適切な行為を行動学習していく。人間が犬型ペットロボットをあたかも犬のように扱う擬犬化という傾向を利用したインタラクション設計を行うことにより、人間は、犬のしつけのアナロジーを使って、ペットロボットの訓練を円滑に行うことが可能になり、適応が促進されることが期待できる。

今後は、被験者実験により、相互適応を促進するインタラクション設計の有効性を実験的に検証する予定である。

## 参考文献

- [1] AIBO Official Site.  
<http://www.jp.aibo.com/>.
- [2] C. Balkenius and J. Morn. Computational models of classical conditioning: a comparative study. In *Proceedings of the Fifth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*, 1998.

- [3] 石塚満. マルチモーダル擬人化エージェントシステム. システム/制御/情報, Vol. 44, No. 3, pp. 128–135, 2000.
- [4] A. H. Klopff. A neuronal model of classical conditioning. *Psychobiology*, Vol. 16, No. 2, pp. 85–123, 1988.
- [5] OPEN-R プログラミング SIG 著. C++で AIBO を自在に動かす – OPEN-R プログラミング入門 –. インプレス, 2002.
- [6] S. Yamada and T. Yamaguchi. Mutual adaptation to mind mapping in human-agent interaction. In *IEEE International Workshop on Robot-Human Interaction*, pp. 105–110, 2002.
- [7] S. Yamada and T. Yamaguchi. Mutual learning of mind reading between a human and a life-like agent. In *The Fifth Pacific Rim International Workshop on Multi-Agents*, pp. 138–150, 2002.
- [8] 山田誠二, 角所考, 新田克己. 特集: HAI ヒューマンエージェントインタラクション. 人工知能学会誌, Vol. 17, No. 6, 2002.