原著論文

ニューラルネットを用いた感性ロボットの自発的行動と欲求制御

井上 康司*, 徳丸 正孝**, 村中 徳明**

*関西大学大学院 工学研究科, **関西大学 システム理工学部

DESIRE CONTROLLED SPONTANEOUS BEHAVIOR OF KANSEI-ROBOT USING NEURAL NETWORK

Koji INOUE*, Masataka TOKUMARU** and Noriaki MURANAKA**

* Graduate School of Kansai University, 3-3-35 Yamate-cho, Suita-shi, Osaka 564-8680, Japan

** Kansai University, 3-3-35 Yamate-cho, Suita-shi, Osaka 564-8680, Japan

Abstract : In this paper, we propose a behavior generation model for entertainment robot whose behavior seems to be living. One problem of common entertainment robots is hard to generate various behaviors, because behaviors of the robots are generally made by simple rule-based algorithms. The problem causes that the simplicity of the movement of the robot lets a user get tired soon. In this paper, we propose a behavior generation model based on principles of respondent conditioning and operant conditioning in behavior analysis. The model has desire parameters and neural network for choosing a behavior. The desire parameters usually rise slowly and decrease by a specific behavior. Because the neural network learns the behavior decreasing more desire parameters, the model can select spontaneously behavior. The result of behavior generation simulation shows the model has the feature of their conditionings.

Keywords : Entertainment Robot, Boredom, Conditioning, Behavior Analysis

1. は じ め に

近年、記憶や学習などの人工知能を持つロボットは大きく進化している。現代のロボットは、人間の生活の中に入り込み、人間とコミュニケーションを行うロボットが数多く登場している。高齢化社会が進み、医療や介護を行うロボットが求められる中、人とのより豊かなコミュニケーションを目指したロボットの研究も盛んに行われている [1]。

人間と共生するロボットにおいて、コミュニケーション能力は必要不可欠である。特に、人間に積極的に働きかけることを必要とするロボットは、従来の短絡的な行動原理のみを持つだけでは、「冷たいロボット」と受け取られてしまい、人間にとって親しみを感じ難い。ロボットが人間に親しまれ、更なる発展を遂げるためには、感性のような、人間の複雑な心的機能を理解し、身に着けることが重要である。

コミュニケーション能力を持つロボットのの一つとして、パートナーロボットが挙げられる。例えば、エンターテインメントロボットの AIBO [2] は、それぞれに独自の感性を持ち、自律的な行動を行うことによって、人間に親近感を抱かせることができる。AIBO のようなロボットは、人間に親しみと暖かみを与えることによって、より円滑なコミュニケーションを可能としている。しかし、従来のエンターテインメントロボットには、行動生成のアルゴリズムが単純であるために、ユーザにすぐに飽きられてしまうという問題点がある。このため、現状では、ロボットが人間と長期間のコミュニケーションを取ることは難しい。

エンターテインメントロボットの飽きられやすいという問

題を解決するために、まず、行動生成アルゴリズムをより複雑にする方法が考えられる。しかし、人間とのインタラクションを目的として複雑なアルゴリズムを体系化し実現するのは困難であり、多大な労力を要する。さらに、単に複雑になれば飽きにくくなるとは限らない [3]。したがって、複雑さによるアプローチとは異なるアプローチを考える必要がある。

ロボットを飽きられにくくするためのもう一つの方法として、ロボットをより生き物らしくするという方法が挙げられる。ロボットのアルゴリズムが機械的であると、人はそのロボットに親近感や愛着を感じることができず、長期的な興味を持続することが難しい。対して、愛着や親しみを感じるロボットには、人は飽きを感じにくい [4]。これは、私たちがペットと触れ合うときに感じる印象に通じるものである。したがって、より親近感を感じられる「生き物らしい」エンターテインメントロボットを構築することができれば、飽きられてしまうという問題点を解決できると考えられる。

しかし、生き物という定義が曖昧なため、具体的にどのようなシステムを構築するべきかが分からない。そこで、本論文では、生き物の行動について分析を行っている、行動分析学の成果に着目した。行動生成は、エンターテインメントロボットにおいて最も重要な要素の一つである。したがって、行動アルゴリズムを生き物に近づけることは、ロボットを生き物らしくする上で重要である。

本研究は、ニューラルネットワーク (NN) を用いてエンターテインメントロボットの行動生成モデルを構築することを目的とする。環境情報から行動を生成し、提案手法が行動分析学における基本的な原理である、古典的条件づけ、オペラント条件づけの特徴を満たしていることを示す。

2. 生き物らしさ

エンターテインメントロボットは、設計者があらかじめプログラムした行動原理に基づいて動作する。そのためアルゴリズムが機械的で、親近感を感じられないことが、飽きられてしまう原因になっている。したがって、より親近感を感じられる「生き物らしい」動作を行うロボットを構築すれば、飽きられてしまうという問題点を解決できると考えられる。

2.1 行動分析学的アプローチ

エンターテインメントロボットの生き物らしさについては、知能や見た目などが重要とされる。その中でも、ロボットの行動を決定する行動生成システムは、大きな位置を占めていると考えられる。そこで、本論文では、生き物の行動についての研究が行われている、行動分析学の成果に着目した。本論文は、行動分析学によって明らかにされている「古典的条件づけ」および「オペラント条件づけ」の学習の特徴を満たすシステムを、生き物らしいと考え、行動生成システムを構築する。これらの学習メカニズムは、生き物の動機づけに重要な役割を果たし、環境に対応する柔軟性の源となっている。

2.2 古典的条件づけ

古典的条件づけ (classical conditioning) は、レスポナント条件づけとも呼ばれ、ほとんどの動物で観察される基本的学習プロセスの一つである [5]。パブロフ (Pavlov, 1927) はこの学習プロセスを通して反射を引き起こす刺激が変化しうることを示した。無条件刺激とは、生得的な行動目録の一部である無条件反応を引き起こす刺激である。中性刺激 (動物が知覚できる刺激で、本来、行動には影響を及ぼさない刺激) を特定の無条件刺激と対にして提示したとき、中性刺激はそれのみを提示しただけで条件反応を引き起こす条件刺激になることがある。パブロフは、本来は食物の外見やにおい (無条件刺激) によって引き起こされるイヌの唾液分泌 (無条件反応) を、食物以外の刺激によって誘発されるように条件づけた。パブロフは食物を与える直前にベルを繰り返し鳴らすことにより、食物がないところでベルを鳴らしても唾液分泌が引き起こされるように条件づけた。つまりベルの音は、無条件反応と類似する条件反応を引き起こす条件刺激となった [5]。

古典的条件づけの刺激と反応の関係を図示したものが図 1

図1 古典的条件づけ (パブロフの条件反射) [6]

である。まず、無条件刺激と条件刺激を対提示する (①)、それを何度も繰り返すと、条件刺激を提示しただけでも、条件反射が起こるようになる (②)。

この反応は、無条件刺激と条件刺激の間に何らかのつながりが生じ、条件刺激から動物が無条件刺激を連想し、条件反射を行ったと考えられる。つまり、古典的条件づけは、無条件刺激と条件刺激の間に関連性があることを動物が学習していることを示していると言える。

2.3 オペラント条件づけ

オペラント条件づけ (operant conditioning) は、道具的条件づけとも呼ばれ、特に鳥類や哺乳類のように、複雑な神経系を持つ動物で明らかにされてきた学習形式である。現在進行している行動の結果が、将来の行動を形成するというのがその考え方である。ソーナダイク (Thorndike, 1911) は、問題箱からうまく逃避することにつながる反応をネコが繰り返すようになることを示した [5]。ある行動に対して望ましい結果が繰り返しもたらされた場合に、その行動が「記憶に刻まれる」。そして、望ましくない結果がもたらされた場合に、「記憶から消し去られる」。これらは報酬と罰といわれる概念である。表 1 は、オペラント条件づけにおける行動の変化をまとめたものである。道具的学習は、ステレオタイプの「本能」や固定的行動型とは異なり、動物の行動に柔軟性を与えるという意味において動物が適応していく上で極めて重要であるとされる。

このように、オペラント条件づけとは、特定の刺激条件の下で自発される行動の結果を操作することにより、その行動の生起頻度を変化させる手続きである [7]。

3. 行動生成システムの概要

実際に行動分析学における条件づけが可能である行動生成システムを構築する。本研究では、ロボットの判断機構となる行動生成システムとして、NNを用いている。これは、条件づけの特徴を厳密に再現するためには、生体の神経回路網をモデルとしたNNが適していると思われるためである。

本研究において用いているNNは、3層パーセプトロンと、誤差逆伝播法である。ただし、関数 $h(x)$ には、シグモイド関数を用いている。システム中のNNは、内部または

表1 オペラント条件づけにおける強化の随伴性と学習による行動変化 [6]

	行動により 刺激が増える	行動により 刺激が減る
刺激の種類 快	反応の増加 正の強化	反応の減少 消去
刺激の種類 不快	反応の減少 罰	反応の増加 負の強化

外部の情報を元に、選択できる行動の中から一つを選び出すのに用いられている。提案システム中で NN は、実際に行動を起こしながら最適な行動を学習していく。学習開始直後のニューロン間の結合強度はランダムであり、それによって生成される行動もランダムである。その状態から行動によって古典的条件づけ、オペラント条件づけなどに相当する学習を行うことで、「生き物らしい」行動パターンを習得することを目指す。

3.1 生成行動の評価手法

NN には、学習を行うための評価手法が必要である。

理想的な行動生成のデータ（教師信号）が充分にあれば、初期状態から教師あり学習によって NN を学習させることができる。しかし、パートナーロボットの場合、生活環境によって理想的な行動生成は異なり、充分な教師信号を得ることは難しい。したがって、NN を学習させるためには、自分の行動を評価する何らかの方法を持っていなければならない。

NN を評価する方法の 1 つとして、ユーザを利用する方法がある。ロボットの周囲には、必ずユーザである人間がいる。人間は、子供を教育する動物であり、サルやイヌなど、賢い動物にも芸を仕込んだり、物を教えることができる。このことから、ロボットのユーザも、NN の教師として十分に期待できる。

また、エンターテインメントロボットは、人間と共に生活するロボットであり、その基本的な目的は、人間を和ませたり、楽しませたりすることである。したがって、「生き物らしい」行動をすればいいのであって、最初から計算された行動を求められるわけではない。SONY の AIBO [2] も、初期設定で起動した後しばらくは、何も分からない「生まれたて」の状態であり、色々な行動を上手くできるようになるためには時間がかかる。したがって、NN が十分に学習を行うだけの試行錯誤の機会はあると考えられる。

また、ユーザに教えられながら NN が学習を行っていくこと自体が、「生き物らしい」と考えることもできる。何故なら、NN が学習していく過程は、新生児が周囲の状況を認識しながら、新しい行動を手探りしていく状態と、非常に似た状態だからである。

しかし、ユーザのインタラクションを使用しての学習には、問題点もある。それは、エンターテインメントロボットのもう一つの特徴である、自発的な行動が得られないということである。

ユーザのインタラクションを介して学習を行うということは、ユーザの働きかけに従うということである。したがって、行動生成システムはユーザの望む行動をするように学習を行う。結果、十分な学習を行った行動システムは、ユーザの出した指示に的確に従うようになる。それはつまり、ユーザの指示以外の行動は行わなくなることである。例えるならば、行動生成システムは、ユーザの指示を実行するだけのスイッチ回路になる。そうなると、人がそのロボットに心や

個性を見出すことは困難になるに違いない。ゆえに、ロボット自身の価値観を反映する内部的な評価手法を作る必要がある。提案システムは、ユーザによる評価のほかに、パラメータ化した擬似的な欲求を用いて内部評価を行っている。

3.2 欲求制御

欲求は、生き物が行動を行うための根源的な動機となるものであり、生き物が自然環境で生き残るために獲得してきたものである。その中には、食欲や睡眠欲など、無くては生命活動を維持できないものも含まれ、生き物にはなくてはならない機能であると言える。

この欲求をモデル化して、生成行動の評価手法として用いる。欲求の種類については、AIBO [2] の欲求モデルと同じものを使用する。具体的には、睡眠欲、食欲、愛情欲、好奇心、運動欲の 5 つである。本研究においては、基本的な欲求は一定の状況に身をおくと、自然に起こってくるものである [8] ということから、徐々に上昇していくものとする。特定の行動を行うことでその欲求は解消され、欲求値はそれぞれ 0 から 100 までの範囲を変化する。具体的には、睡眠という行動を取れば、睡眠欲が解消される。本研究においては、行動前と行動後では図 2 のように欲求が変化する。睡眠欲のみが半分に減少し、その他の欲求はそれぞれ上昇している。欲求が半分に解消されるのは、行動するときの欲求値によって、欲求解消値に差をつけるためである。つまり、行動に対応する欲求値が大きいほど欲求の解消量は多く、欲求解消率も高くなる。したがって、提案モデルにおいて、最も欲求解消効率が良いのは、最も欲求値が大きな行動を選んでいく行動選択方法である。この欲求パラメータの解消率を、行動ごとの評価に利用し、効率の良い行動を学習する。

3.3 強化学習と自発的行動

ユーザによる評価は、ある種の教師信号として扱える。一方、欲求改善率はマイナスを含む一定の範囲の実数値で与えられ、取り得る値は無数にある。本論では、この欲求改善率による内部評価を用いて BP 法を行う。BP 法に用いる教師信号は、選択された行動の要素が 1、その他が 0 のベクトル

図 2 睡眠前後での各欲求値の変化

である。\$k\$ ステップ目の結合強度ベクトル \$w^{(k)}\$ を BP 法によって更新する際、伝播係数 \$\eta\$ (式 (3.1)) を欲求改善率に応じて変化させている (式 (3.2))。ここで、\$dsum(k)\$ は \$k\$ ステップ目の欲求値の総和、\$E_p\$ は教師信号に対する誤差関数である。

$$w^{(k+1)} = w^{(k)} - \eta' \frac{\partial E_p(w)}{\partial w} \Big|_{w=w^{(k)}} \quad (3.1)$$

$$\eta' = \eta \times \left(h \left(\frac{dsum(k-1) - dsum(k)}{dsum(k-1)} \times 10 \right) \times 2 - 1 \right) \quad (3.2)$$

$$h(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (3.3)$$

これにより、欲求改善率が強化学習における報酬として用いられるため、システムは欲求改善率の高い行動ほど選択しやすいように修正される。また、欲求改善率が負の値を取った場合、伝播係数も負の値となり、選択された行動以外の行動が行われるように修正される。一連の試行錯誤を経て、結果的に最も欲求改善率の良い行動が選択されることとなる。

提案システムの概要を図 3 に示す。ユーザの指示と欲求値から NN によって行動を生成している。NN は、ユーザによる教育と、欲求報酬による強化学習で並列的に学習を行っているため、生成行動はユーザのロボットとの接し方によって様々なパターンを示すようになる。

3.4 オペラント条件づけと誤差逆伝播法

オペラント条件づけとは、特定の刺激条件の下で自発される行動の結果を操作することにより、その行動の生起頻度を変化させる手続きである [7]。

一方、NN の学習に用いている誤差逆伝播法は、入力パターンが与えられたとき、その出力と教師信号との誤差を減らすように、NN の各シナプス結合強度を修正していく [9]。

この二つの概念を比較すると、オペラント条件づけと誤差逆伝播法の性質は、非常に近い意味を持つことが分かる。実際、ある状況下における出力（行動）を、望ましい方向に変化させるという意味で、同じ手続きだと見なすことができる。

本システムにおいても、誤差逆伝播法は、ある入力情報下で選択された行動に対する評価に基づいて、行動パターンを

修正するのに用いている。これは、入力情報を状況、評価の結果と見なせば、オペラント条件づけそのものである。したがって、誤差逆伝播法を用いることで、提案システムはオペラント条件づけの特徴を満たすことができる。

4. 古典的条件づけシミュレーション

提案システムがオペラント条件づけの特徴を満たしていることは既に示した。したがって、以降では古典的条件づけについての検証を行う。

4.1 ロボットの古典的条件づけ

古典的条件づけとは、無条件刺激と条件刺激の間に関連性があることを動物が学習していることを示している。つまり、与えられる刺激間の関連性によって行動を決定できれば良い。

古典的条件づけを行うためには、関連性のある二つの刺激が必要である。しかし、上記の提案システムにおいて与えられているユーザ指示は、基本的に欲求値とは独立に与えられるものであり、関連性がない。したがってこのシステムでは古典的条件づけを検証することができない。したがって、提案システムを更に改良し、条件を整えてから、古典的条件づけを検証する。

4.2 環境値について

古典的条件づけをシミュレーションするために、システムに 5 つの環境値を加える。環境値は欲求値と同じく、0 から 100 までの実数値である。

環境値は、ロボットの周囲の状況を表す。ロボットの最適な行動は、外部環境によってまったく異なってくる。環境によっては、行動が失敗することすらあり得る。エンターテインメントロボットは、そのような環境にも対処する必要がある。したがって、最適な行動を決定するための情報に、周囲状況を数値化したと想定した値、環境値を加える。環境値は、ロボットがボール遊びをするときのボールの位置や、食事をするときの食べ物の有無などを数値化したものに相当する。これらの環境はロボットが行動する上で、行動の成功や失敗に大きく影響してくる。環境値の数は、現実にはロボットのセンサの数などに依存すると考えられるが、本論文では、行動や欲求との対応を単純化するために、0 ~ 100 の 5 つの実数値とした。これらの環境値は行動、欲求と 1 対 1 に対応する。また、以降では、睡眠に対応した環境値を睡眠環境値、食事に対応した環境値を、食事環境値と呼ぶ。

4.3 行動成功率

環境値に加えて、提案システムに行動の成功と失敗の概念を加える。行動が失敗すると、欲求値が解消されないこととするため、システムには成功率も考慮した行動生成が求められる。

行動の成功率は、環境値と 1 対 1 に対応している。その

図 3 提案システム

対応関係を、表2にまとめる。

ただし、 $C(X)$ は行動 $X(X=\{sleep, eat, love, walk, play\})$ に対応する環境値、 $D(X)$ は欲求 X の欲求値である。 $S(x)$ はシグモイド関数である。

本シミュレーションにおいて、環境値はランダムな値を取るため、ランダムに行動を選択した場合の行動の成功率は、すべて50パーセントとなる。食事と愛情は、それぞれ対応する環境値が大きいほど成功率は高く、散歩と遊びは、それぞれ対応する環境値が低いほど成功率が高い。関連性があることを分かりやすくするために、睡眠環境値は、睡眠の成功率には無関係である。

行動成功時と失敗時の欲求の変化は、図4に示す。行動が成功した場合は通常通り欲求を解消する。しかし、失敗した場合はすべての欲求を増加させる。このとき、欲求改善率は最低になる。欲求の解消量は欲求値に依存するが、環境値によって成功率は変動するため、結局欲求解消の効率は欲求値と環境値の両方に依存することになる。

4.4 古典的条件づけシミュレーションの行動生成システム

環境値は、関数を通して行動の成功率に影響を与える。したがって、欲求報酬に関係する。提案システムは、欲求報酬に従って強化学習を行う。古典的条件づけは、刺激相互の関連性を学習することであるため、環境値と欲求報酬の関連性に置き換えることができる。つまり、環境値と欲求報酬の関連性を学習し、行動の成功率を上昇させることができれば、古典的条件づけが成されたと見なすことができると考えられる。

古典的条件づけシミュレーションにおける提案システム

表2 環境値と成功率の関係

欲求・行動	環境値(0~100)	行動成功率(%)
睡眠(sleep)	$C(sleep)$	$D(sleep)$
食事(eat)	$C(eat)$	$S(C(eat)-50) \times 100$
愛情(love)	$C(love)$	$S(C(love)-50) \times 100$
散歩(walk)	$C(walk)$	$S(50-C(walk)) \times 100$
遊び(play)	$C(play)$	$S(50-C(play)) \times 100$

図4 欲求値の変化

図5 古典的条件づけのシミュレーション時の行動生成システム

を、図5に示す。本シミュレーションにおいては、検証を単純化するために、ユーザ入力が存在しないと仮定する。提案システムの入力数はユーザ指示5、欲求値5、環境値5の計15であるが、シミュレーションにおいてNNに入力される信号は欲求値と環境値のみである。

NNの出力によって選択された行動に対しては、確率的に成功、失敗を判定する。行動の成功確率は、環境値に影響されている。ユーザの教育は無く、NNの学習方法は、欲求報酬による強化学習のみである。

4.5 実験方法

古典的条件づけの検証のために、提案システムを用いて、学習シミュレーションを行う。本実験において用いたNNは3層パーセプトロンであり、ニューロン数は入力15、中間層10、出力層5である。環境値は行動ごとにランダムに変化し、提案システムは入力された環境値と欲求値から行動を選択する。環境値と関数に基づいて、行動の成功・失敗が判定され、行動結果によって更新された欲求値を用いて、NNを学習させる。

図6に、古典的条件づけシミュレーションの手順を示す。本実験においては、各個体に500回の行動を生成させ、NNの出力値、行動成功率を記録した。これを10,000個体に対して行い、記録した結果の平均を取得データとした。

図6 古典的条件づけシミュレーション

本実験により、提案システムが環境値と欲求報酬の関連性を学習しているか、また、行動の成功率を上昇させることができるかを検証する。環境値と欲求報酬の関連性を学習し、行動の成功率を上昇させることができれば、古典的条件づけが成されたと見なすことができる。

4.6 実験結果

学習シミュレーションにおける結果を図7, 8, 9に示す。

図7, 図8は各環境値が取る値(0.1刻み10段階)における、対応する行動のNN出力値平均である。図7は学習を始めて20回後、図8は500回の学習を終えた後の数値である。図7では環境値とNN出力値の間に相関は見られない。しかし、図8では、睡眠以外の行動において、明らかな相関関係が見られる。行動生成システムにおいて、選択される行動は、基本的にNNの出力が最も高かった行動であるため、環境値とNNの出力値に正の相関があった食事と愛情は環境値が高いほど選択されやすいことが分かる。また、環境値とNNの出力値に負の相関があった散歩と運動

図7 環境値と NN 出力の関係 (学習 20 回後)

図8 環境値と NN 出力の関係 (学習 500 回後)

図9 学習回数と成功率の関係

は、環境値が低いほど選択されやすい。500回の学習後も、睡眠だけは相関が無く、環境値に対してNNの出力平均はほぼ一定であった。

図9は学習回数と各行動の成功率の関係である。環境値と成功率とが無相関である睡眠は、最高でも50パーセント程度の成功率に留まり、それ以上上昇することは無かった。それ以外の行動については、学習ごとに成功率を高め、平均70パーセント程度まで上昇した。

本システムは、各行動生成において、基本的にNNの出力値が最も大きいものを生成行動としている。したがって、NNの出力が大きいほど行動に選ばれやすい。図7を見ると、ほぼ水平なグラフになっており、20回の学習程度では、NNの出力は環境値にほとんど影響されていないことがわかる。しかし、図8と表3とを比較してみると、行動の成功率が高くなる環境値のときにその行動を選びやすくなるように相関づけられていることが分かる。環境値と成功率が無相関であった睡眠が、唯一学習し初めと関係性があまり変わっていない。つまり、提案システムは環境値と欲求報酬の関係を学習したと考えられる。その結果、行動生成システムはそれぞれの行動の成功率を上昇させていることが図9により示されている。これらの結果により、提案システムは古典的条件づけされたと考えることができる。

5. おわりに

本論文では、「生き物らしい」行動生成アルゴリズムを製作するために、行動分析学の成果に着目した。古典的条件付け、オペラント条件付けといった学習メカニズムを満足していれば生き物らしいと考え、ロボットの行動生成システムを構築した。

また、より「生き物らしい」ロボットを開発するために、神経回路網をモデル化したシステムであるNNを用いた行動生成モデルを構築した。行動生成モデルにおいて、行動生成の動機となる内部評価の指標としては、パラメータ化した擬似欲求を使用した。提案モデルは、欲求による内部評価を用いて学習を行うことによって、自発的な行動を取ることが可能である。提案モデルが、誤差逆伝播法を用いた学習を行うことによって、行動分析学におけるオペラント条件づけの特徴を満たしていることを示した。

さらに、提案モデルで古典的条件づけを行うために、外部環境の情報を入力情報に追加した。外部環境が数値化されたと想定して、環境値をNNに入力した。さらに、仮想環境として、環境値によって行動の成功率が決定されるとしてシミュレーションを行った。生成行動に失敗した場合、欲求が解消されないとし、欲求報酬と環境値との間に関連性を持たせた。

シミュレーションの結果、提案システムは環境値によって適切な行動を生成し、成功率を上昇させることができた。また、環境値と成功率の関係に従ってNNの出力が変化していることから、提案システムが環境値と欲求報酬との関連性

を学習し、行動分析学における古典的条件づけの原理に従っていることを示した。

本研究により、提案システムが、行動分析学における古典的条件づけ、オペラント的条件づけといった生き物の学習における特徴を満たしていることを示すことができた。

今後は、実際のロボットに提案システムを搭載するための検討を行っていく。実際のロボットに搭載しての感性評価を行うことで、古典的条件づけ、オペラント条件づけといった特徴を満たしていることが、本当に「生き物らしい」特徴になるかについて分析を行う。それによって、さらに人間の感性に基づいたシステムの開発を目指す。

参 考 文 献

- [1] 有限会社ブッカーズ編集, “パートナーロボット資料集成”, エヌ・ティー・エス, 2005
- [2] Entertainment Robot AIBO, <http://www.jp.aibo.com/>, ソニー株式会社
- [3] 森善一, 太田浩司, 中村達也, “人の感性を考慮したインタラクションロボットの行動生成 (第1報 飽きと複雑さの関係, およびロボットの行動の印象について)”, 感性工学研究論文集 Vol.4, No.1, pp.17-20, 2004
- [4] 森善一, 太田浩司, 中村達也, “人の感性を考慮したインタラクションロボットの行動生成 (第2報ロボットの行動生成アルゴリズムについて)”, 感性工学研究論文集 Vol.4, No.1, pp.21-26, 2004
- [5] デニス・A・デカタンザロ著, 浜村良久監訳, “動機付けと情動”, 協同出版, 2005
- [6] 磯博行著, “他領域で学ぶ人のための行動分析学入門”, 二瓶社, 2002

[7] 小野浩一著, “行動の基礎”, 培風館, 2005

[8] 相良守次著, “欲求の心理”, 岩波新書, 1973

[9] 吉富康成著, “ニューラルネットワーク”, 朝倉書店, 2002

井上 康司 (学生会員)

2007年 関西大学工学部電子工学科卒業。現在、同大学大学院工学研究科システムデザイン専攻博士過程前期過程在学中。感性ロボットの研究に従事。日本感性工学会, 電子情報通信学会各学生会員。

徳丸 正孝 (正会員)

1995年 関西大学工学部電子工学科卒業。1997年 同大学院工学研究科博士課程前期課程了。同年同大工学部電子工学科助手。2003年 同専任講師。工博。感性情報処理, 対話型進化計算の応用システムの研究に従事。

人工知能学会, 電子情報通信学会, 日本知能情報ファジィ学会, 日本感性工学会, ヒューマンインタフェース学会各会員。

村中 徳明 (正会員)

1949年12月17日生まれ。1972年3月 関西大学工学部電子工学科卒業。1947年3月 同大学大学院工学研究科修士課程電気工学専攻修了。同年同大学工学部電子工学科助手。専任講師, 助教授を経て, 現在同大学教授。主に,

多値・ファジィ論理回路, VR技術の応用, 画像処理に関する研究に従事。工学博士。電子情報通信学会, 情報処理学会, 日本知能情報ファジィ学会, 映像情報メディア学会, 日本感性工学会, IEEE各会員。