

ロボットは相互作用を“発見”できるか

— センサ進化を用いた環境からの情報の獲得と利用 —

*杉浦 孔明^{†‡}, 塩瀬 隆之[†], 下原 勝憲^{†‡}, 片井 修[†]

[†] 京都大学大学院 情報学研究科
〒 606-8501 京都市左京区吉田本町
sugiura@sys.i.kyoto-u.ac.jp
{shiose, katai}@i.kyoto-u.ac.jp

[‡] ATR ネットワーク情報学研究所
〒 619-0288 京都府相楽郡精華町光台 2-2-2
katsu@atr.jp

Abstract. ロボットのセンサ形態とコントローラを自動設計することのできるシステムについて研究した。本システムの特徴は、1) 遺伝的アルゴリズムを用いてセンサパラメータおよびコントローラを進化させたこと、2) センサに関する明示的な評価を行わないこと、の2点である。したがって、ロボットは自らのニッチに適したセンサ形態およびコントローラを自律的に決定し、環境から必要な情報を獲得しなければならない。ロボットに走光性を獲得させる実験を行なったところ、人手でセンサ形態を設計する手法に比べ、優れた適応行動を行なうロボットを設計することができた。

1 はじめに

生物は、感覚器を介して外界から情報を獲得し、効果器を用いて外界に作用する。感覚器は特定の物理的あるいは化学変化を神経インパルスに変換し、感覚神経へと伝える。このため、感覚器は生物の内部状態に影響を与えるだけでなく、外界とも密接に関係しているといえる。自然界では、生物の感覚器は進化的に獲得される。

一方、ロボットはセンサおよびアクチュエータを用いて環境と相互作用する。身体性・立脚性を有するロボットにおいては、センサは外界(物理世界)と内界(情報世界)をつなぐチャンネルであり、環境と密接にカップリングしている。ただし通常のロボットでは、センサ形態は人間がトップダウン的に設計したものである。

従来の情報処理の観点からは、センサは環境の単なる翻訳機と見なされ、獲得された情報の処理に力点が置かれてきた。すなわち、より詳しく正確な情報を得られるセンサが求められるのみで、ロボットのセンサ形態設計に関する方法論は存在しなかった。しかしながら、このような従来の手法には問題が多い。第一に、人間と異なる身体性を持つロボットにとって、いかなるセンサ形態が意味を持つのかは明らかでない。第二に、センサ形態の設計には物理的な制約があり、使用できるセンサおよび獲得できる情報には限界がある。

そこで本研究では、ロボットの身体能力を最大限引き出すために、センサ進化を用いて、利用可能なセンサの配置・組み合わせを設計する。すなわち進化的手法を用いてロボットのセンサ形態(およびコントローラ)をタスク環境に適応させる。

この手法の特徴は以下の2点である。すなわち1) センサに関する明示的な評価を行わない、つまりロボットのニッチに応じたセンサ形態は自律的に構築される、2) 制約条件を満たすセンサを組み合わせで形態を設計する、ことである。したがって上述した2つの問題を解決できると考えられる。

2 センサ進化による相互作用の創発

身体性認知科学における創発とは「エージェントと環境の相互作用の中で発現する、あらかじめプログラムされていない振る舞い」のことを指す。これまでの研究は、固定されたセンサ/アクチュエータを用いた環境との相互作用から、ロボットの振る舞いを創発させるものが主であった [3]。一方、生物は進化の過程において様々な相互作用を発見し、行動に利用してきた。そこで本研究では、あらかじめ設計されていない相互作用法の発現 (= 相互作用の創発) に着目する。

自然界において、生物は様々なセンサを創り出し、環境との幅広い相互作用を可能にしてきた。進化の結果獲得されたセンサは、生物の行動と深く関わっている。

Uexküll は、人間を含む全ての動物は独自の「環境世界」を持つと主張した [5]。Uexküll の主張は以下のようなものであった。

外界の知覚のために用いている主な媒体や知覚可能な範囲は、動物によって異なる。したがって同じ環境に対しても、動物の種類によって知覚され得る世界 (環境世界) は異なる。動物の行動を理解するためには、環境世界の理解が欠かせない。

例えばミツバチの視覚システムは、偏光や紫外領域の光を検出することができる。このためミツバチは、我々には一色に見える青空の偏光を利用して移動したり、紫外光を利用して (図 1,2 参照 [1]) 花弁を識別することができる。



図 1: 可視光



図 2: 紫外線フィルタ

それでは、ニッチに適した環境世界を獲得させるためには、センサに関するどのようなパラメータを進化させたらよいのだろうか？

本研究では、以下の 4 要素をセンサ形態の重要なパラメータと考える。そのうえで、これらを進化的に設計することで、ロボットに相互作用を“発見”させることを目指す。

1. 配置
2. 種類
3. 感知範囲
4. 分解能

本研究で作成したプロトタイプシステムでは、特に、センサ形態のうち分解能に着目して、ロボットのセンサおよびコントローラを進化させる。この根拠は、分解能が動物の身体能力や形態などに大きく依存すると考えられているからである。例えば、移動速度が速い昆虫ほど視覚の分解能は高く、単体においても中心/周辺視野によって空間および時間分解能が異なる動物 (ヒト, カマキリなど) も存在する [6]。

以降の章では、システムの詳細について説明する。

3 Khepera を用いたセンサ進化

本研究は, ロボットの身体や行なうタスクに適したセンサを自律的に構築させることを目標としている. そのために, ロボットシミュレータ (Webots¹) を用いてソフトウェア上でセンサ進化を行ない, ハードウェアの設計指針とするアプローチをとる. こうすることで, ハードウェアのみを用いた設計作業では困難であるセンサ形態の修正を容易に行なうことが可能になる.

3.1 エージェント

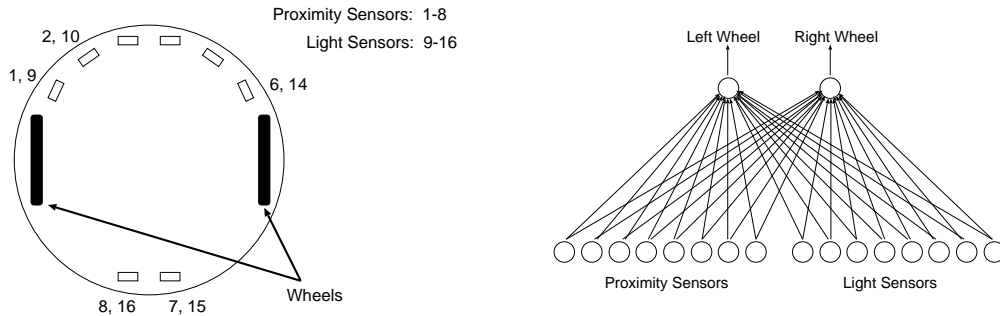


図 3: エージェントのセンサ (左図) およびコントローラ (右図)

本研究では, 自律エージェントとして Braitenberg Vehicle [2] を元にしたセンサ-モータ系を構築した. Braitenberg Vehicle は, 非常に簡単な構造であるにも関わらず, 人工的な神経回路と振る舞いの相互作用を考察できるという特徴を持つ [4]. 加えて, Khepera²などの実際のロボットに実装しやすいという利点がある. 以下では, Webots を用いてシミュレートする Khepera エージェントのセンサ, コントローラについて述べる.

センサ

エージェントは直径 55mm の円筒形で, 図 3 に示すように外周にそって 8 個の赤外線センサが配置されている. これらのセンサは, 異なる計算アルゴリズムを内部的に適用することにより, 近接センサ (1-8) および光センサ (9-16) として扱われる.

各々のセンサは階調 g_i と時間分解能 Δt_i をパラメータとして持つ. ここに g_i は, i 番目のセンサからの入力を離散化する基数を表し, g_i が大きいほど, 細かい違いを識別できる. Δt_i は, i 番目のセンサからの入力を更新する間隔と定義する. よって, センサは Δt_i 以内に起こった変化を感知することができない.

本研究では, エージェントが単位時間あたりに得ることのできる情報 I を一定にするために, g_i および Δt_i に以下の制限を設ける.

$$\sum_i \frac{g_i}{\Delta t_i} = I \quad (1)$$

このために, エージェントは環境から無制限に情報を収集することはできない. 従って, エージェントは自らの身体性やタスクに応じてセンサに I を配分し, 情報を抽出する粒度を決定しなければならない.

コントローラ

エージェントは, 入力と出力の 2 種類のノードのみを持つ簡単なニューラルネットコントローラ (図 3) により制御される. このニューラルネットにおいて, 左右のモータへの出力は, 各センサ入力と結合強度の積の和に等しい. このように, コントローラを単純化することで, コントローラ的能力による適応を抑えた.

¹<http://www.cyberbotics.com>

²<http://www.k-team.com>

3.2 遺伝的アルゴリズム

本研究では、エージェントに身体性およびタスクに応じたセンサパラメータを獲得させるために、遺伝的アルゴリズム (GA) を用いる。GA は、各々のセンサが持つ 4 種類のパラメータ、すなわち階調 g_i 、時間分解能 Δt_i 、左右の出力ノードへの結合強度 l_i, r_i を調整する。

遺伝子表現

個体の遺伝子型は以下のように表される。

$$G = (g'_1, t'_1, l_1, r_1, g'_2, t'_2, l_2, r_2, \dots, g'_{16}, t'_{16}, l_{16}, r_{16})$$

g'_i, t'_i : 階調および時間分解能の割合

l_i, r_i : 左右の出力ノードへの結合強度

各結合強度は -1 から 1 までの実数にデコードされる。また、階調 g_i および時間分解能 Δt_i は式 1 を満たすために、以下の計算式を適用することにより求められる。

$$g_i = g'_i \sqrt{\frac{I}{S'}}, \quad \Delta t_i = t'_i \sqrt{\frac{S'}{I}}$$

ただし、 $S' = \sum \frac{g'_j}{t'_j}$ である。

アルゴリズム

GA による処理の手順を以下に示す。

1. ランダムに初期世代の集団を生成する
2. エージェントが行なったタスクの結果により評価値を与える
3. 評価が低いものから個体数の 10% を取り除き、残ったものからトーナメント選択により同数の親を選ぶ
4. 親個体に遺伝的操作 (1 点交叉および点突然変異) を加えて作成した個体を集団に加える
5. 2 から 4 の操作を最終世代になるまで繰り返す

4 実験

静的な環境でタスクを遂行するエージェントにおいて、センサ進化の有効性を示すために、既存手法との比較実験を行なった。本実験では、走光性 (光に向かう性質) の獲得というタスクを用いてセンサを進化させる。本手法と既存手法の実験条件を表 1 に示す。実験は 50 回ずつ行ない、得られた結果を平均する。

4.1 タスク環境

フィールド (図 4.5 参照) 内に置かれた固定光源を中心とする半径 75mm の円をゴールとし、ゴールに到達した個体に適応度を与える。この環境中においてエージェントが得る入力、エージェント自身が移動することによってのみ変化する。

エージェントは世代ごとに 1 回の試行を行ない、その結果をもとに次世代に残る個体が決定される。1 回の試行は 300 タイムステップが経過するか、エージェントがゴールに到達すると終了する。ここに、1 タイムステップは 64ms とした。スタート地点に依存しないような適応行動を獲得させるため、試行開始時の初期位置および向きをランダムに設定した。

4.2 パラメータの設定

GA に関するパラメータを表 2 に示す．個体に与えられる適応度は，以下の評価関数 Φ を用いて計算される．

$$\Phi = 1 - \frac{t}{T_{max}}$$

ここに， t はエージェントがゴールに到達するまでに要したタイムステップを表し， T_{max} は 1 回の試行に与えられるステップ数を表す．エージェントが T_{max} 以内にゴールに到達できなかった場合は， $t = T_{max}$ とする．また，エージェントが壁に衝突した場合は，ペナルティとして適応度から 5 タイムステップ分を差し引く．

上記のような評価関数においては，センサに関する明示的な評価は行なわれない．従って，エージェントは自らのニッチに適したセンサ形態を自律的に決定し，環境から必要な情報を抽出しなければならない．

表 1: 実験条件の比較

	本手法	既存手法
センサ進化 (分解能と階調)	あり (GA により変更)	なし (均等に固定)
コントローラ進化	あり	あり
単位時間に得られる情報 I	16	16

表 2: パラメータ

パラメータ	設定した値
総個体数	100
世代数	300
突然変異率	0.002
交叉率	0.2

4.3 結果と検討

図 4, 5 は，それぞれ 20 世代目および 300 世代目のエージェントの移動軌跡である．ただし，初期位置をランダムに設定し， $\omega_{max} = 20$ の条件下で試行を 6 回行なわせた場合の軌跡を示した．図 4, 5 の軌跡を比較すると，300 世代目のエージェントはいずれの初期位置から，なめらかにゴールに向かっていくことがわかる．

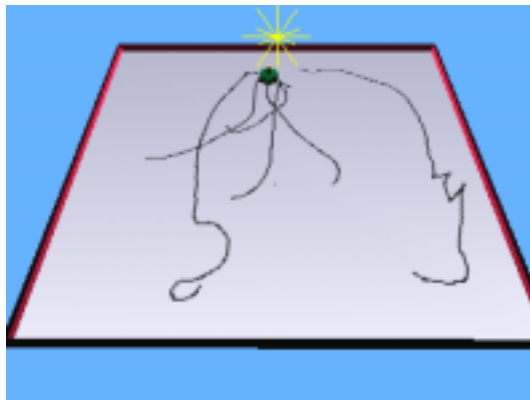


図 4: 20 世代目のエージェントの移動軌跡

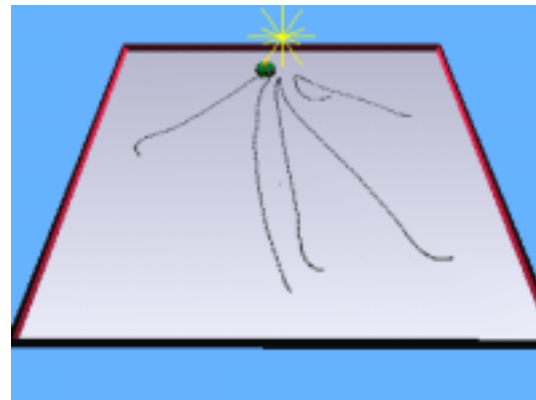


図 5: 300 世代目のエージェントの移動軌跡

適応度の変化

本研究で提案した手法と既存手法の結果を定量的に検討した．図 6, 7 はそれぞれ $\omega_{max} = 20, 40$ のときの世代と，その世代における集団の平均適応度の関係をプロットしたものである．各々の図において，実

線はセンサとコントローラを進化させた場合(本手法)を表し,点線はコントローラのみを進化させた場合(既存手法)のものである.

図6,7より,本手法は全ての世代において既存手法より高い適応度を示すことがわかる.例えば, $\omega_{max} = 20$ のときの300世代における適応度は,本手法では0.80に達する一方,既存手法では0.70である.また $\omega_{max} = 40$ では,本手法が0.84であるのに対し,既存手法では0.22である.このことから,本手法を用いたエージェントは,より優れた適応行動を行なうことができると考えられる.

適応度に対する ω_{max} および I の影響

次に ω_{max} の影響について調べた.図6,7を比較すると, ω_{max} が小さい場合には本手法と既存手法の差が小さく, ω_{max} が大きい場合にその差は大きく開く.この傾向を確認するために, $\omega_{max} = 10, 20, 30, 40$ の場合について調べた.その結果, ω_{max} が大きくなるに従い,コントローラのみを進化させる手法が頻繁に局所解に陥るため,センサ進化の効果が顕著に現われることがわかった.これは,速度の大きいエージェントが,自身のセンサを特化させることによって,環境に適応できることを示唆している.

図8,9に,単位時間あたりに獲得する情報量 I を変化させたときの,300世代目の集団の平均適応度を示す.ただし,実線と点線はそれぞれ本手法および既存手法を表し,5セットの実験結果の平均を結んだものである.また,5セットの実験結果における最大値と最小値を表す線分を図中に記した.

図8,9より,センサ進化を用いる本手法は2つの利点があることがわかった.すなわち1) I が変化しても高い適応度を示す,特に I が小さいほど適応度を大きく上昇させることができる,2)収束確率が高く,局所解に陥りにくい,の2点である.後者の根拠は,センサ進化を加えた場合,適応度の最大値と最小値の差が小さくなるためである.

最後に I と ω_{max} の関係を検討した.図8,9より, ω_{max} が小さい場合には本手法と既存手法の差は小さいが, ω_{max} が大きい場合にはその差は大きく開くことがわかる.そこで, ω_{max} を変化させて同様な図を描いたところ,この傾向が確認された.この理由は,速度が大きい場合には,より早く情報の変化を察知しなければならないので,本手法が有効に働くためだと考えられる.

以上の結果は,コントローラだけでなくセンサを進化させることによって,より優れた適応行動をエージェントに行なわせることが可能であることを示している.

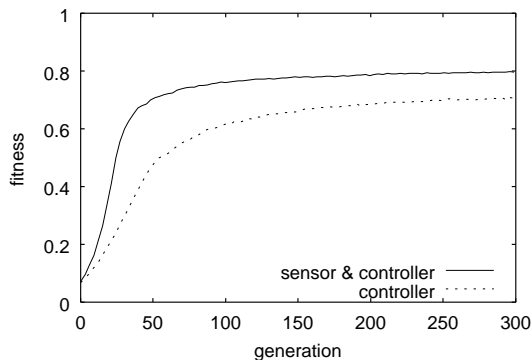


図6: $\omega_{max} = 20$ における平均適応度の変化

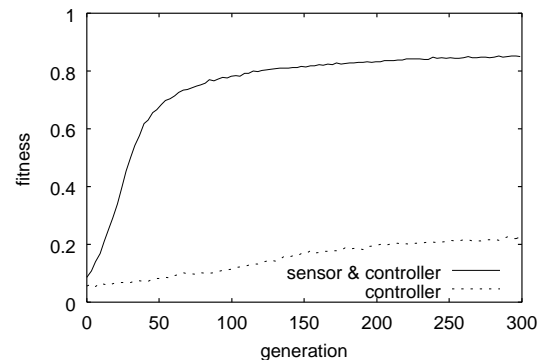


図7: $\omega_{max} = 40$ における平均適応度の変化

5 おわりに

本研究では,自律エージェントにタスク環境からより柔軟に情報を抽出させ,適応行動を行なわせるために,エージェントのコントローラに加えて,センサを進化させることができるシステムを構築した.本システムでは,エージェントは,環境と相互作用することによって身体性に応じた時間分解能及び階調を持

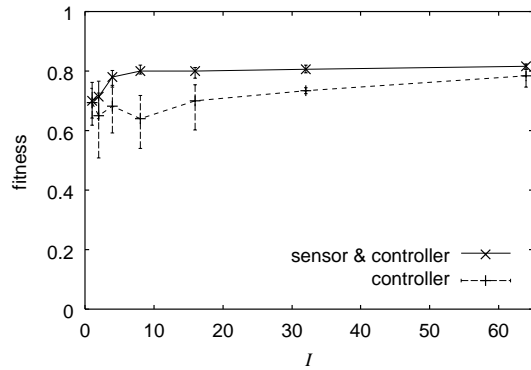


図 8: 単位時間あたりに得られる情報量 I と 300 世代目の集団の平均適応度の関係 ($\omega_{max} = 20$)

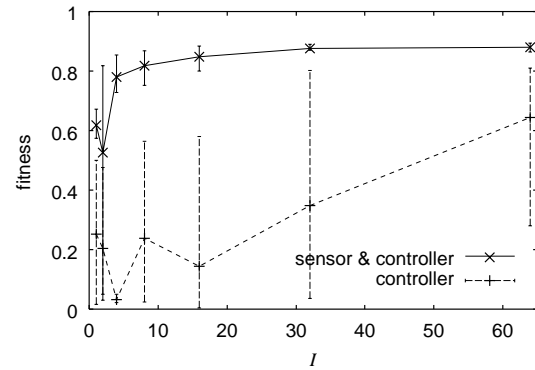


図 9: 単位時間あたりに得られる情報量 I と 300 世代目の集団の平均適応度の関係 ($\omega_{max} = 40$)

つセンサを獲得する．すなわち，エージェント自身が自らのニッチに適したセンサ形態を自律的に決定し，環境から必要な情報を抽出する．本手法の有効性を調べるために，静的環境におけるセンサ進化に関する実験を行なった結果，

- 単位時間あたりに得られる情報を一定とすると，センサ進化を導入することで，収束速度および適応度の 2 点で優れた行動をさせることができる
- 最高速度が大きいかにも関わらず，得られる情報が少ない場合には，センサ進化導入の効果が顕著に現れる

という結果が得られた．すなわち，本手法により自律的に設計されたエージェントは，従来の設計者がセンサをデザインする手法に比べて，より優れた適応行動を実現することができた．

謝辞

本研究は独立行政法人情報通信研究機構の研究委託「人間情報コミュニケーションの研究開発」により実施したものである．

参考文献

- [1] http://www.naturfotograf.com/UV_flowers_list.html.
- [2] Braitenberg, V.: *Vehicles: Experiments in Synthetic Psychology*, MIT Press, Cambridge, MA. (1984).
- [3] Floreano, D. and Mondada, F.: Automatic Creation of an Autonomous Agent: Genetic Evolution of a Neural-Network Driven Robot, *From Animals to Animats: Proceedings of the Third International Conference on Simulation of Adaptive Behavior* (Cliff, D., Husbands, P., Meyer, J.-A. and Wilson, S.(eds.)), Cambridge, MA., MIT Press, pp. 421–430 (1994).
- [4] Pfeifer, R. and Scheier, C.: *Understanding Intelligence*, MIT Press, Cambridge, MA. (1999). (石黒章夫, 小林宏, 細田耕監訳: 知の創成 – 身体性認知科学への招待, 共立出版, (2001)).
- [5] von Uexküll, J.: A stroll through the worlds of animals and men, *Instinctive Behavior: The Development of a Modern Concept* (Shiller, C. H.(ed.)), International University Press, pp. 5–80 (1957).
- [6] 富永佳也 (編): 昆虫の脳を探る, 共立出版 (1995).