

# ロボットにおける感覚運動統合のための センサ形態の自律的獲得

杉浦 孔明<sup>†‡</sup>, 松原 大輔<sup>†‡</sup>, 塩瀬 隆之<sup>†‡</sup>, 下原 勝憲<sup>†‡</sup>, 片井 修<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 京都大学大学院 情報学研究科

<sup>‡</sup> ATR ネットワーク情報学研究所

## Autonomous Acquisition of Sensory Morphology of a Robot for Sensory-Motor Integration

Komei Sugiura<sup>†‡</sup>, Daisuke Matsubara<sup>†‡</sup>, Takayuki Shiose<sup>†‡</sup>,  
Katsunori Shimohara<sup>†‡</sup>, and Osamu Katai<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Graduate School of Informatics, Kyoto University

<sup>‡</sup> ATR Network Informatics Laboratories

**Abstract:** This paper describes a system which automatically designs sensory morphology of an autonomous agent. The agent is designed to exploit integration of cross-modal sensory information under information theoretic criteria that we propose. We have carried out experiments in which the system designs sensor layouts of a simulated robot arm. Some of the experimental results under various conditions are shown.

**Keywords:** sensor evolution, embodiment, ecological balance, mutual information

### 1. はじめに

Uexküll による環境世界論は、あらゆる生物種が独自の主観的世界に暮らしていることを明確にした [8]。すなわち、種固有の感覚器を通して得られた外界の情報は、その種のニッチに応じた知覚世界 (知覚像) を作り出す。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、紫外光を利用して花卉を識別することができる [10]。このような種固有の情報獲得機構は、生物の身体性や環境、神経系と密接に関わっている。

生物の感覚器が個体発生的時間尺度においてさえ変化するほどの柔軟性を持つのに対し、自律エージェント (ロボット) のセンサは設計者により与えられ、固定されていることが多い。自律エージェントの形態設計においては、より詳しく正確な情報を得られるセンサ形態が重視されてきたためである。つまり (センサ) 形態の設計と、エージェント自身の振る舞いあるいは制御系の設計とは、従来別々の観点から行なわれてきたといえる。

しかしながら、環境の変化に適応的なエージェントを構築するためには、形態・制御系・環境のバランスを考慮しなければならない [5]。Pfeifer はこの設計原理を「生態学的バランス」と呼んだ。近年、形態と制御系をうまく組み合わせて、エージェントに適応的な

振る舞いを獲得させる研究が注目されている [12]。

センサ進化 (sensor evolution) と呼ばれる分野では、センサに着目して形態と制御系を共進化的に構築する研究がなされてきた [1]。エージェントの形態のうち、センサに着目する利点は、1) 全ての形態を変更するわけではないため計算量を削減できる、2) アクチュエータを固定するためハードウェア上で実現しやすい、という 2 点である。Jung は個体発生的なスパンで行なわれる学習の結果を用いて、系統発生的なスパンにおいてセンサ配置を進化させた [3]。Sugiura はモータの速度に応じた分解能を持つセンサおよびコントローラが獲得されることを示している [7]。

しかし、これまでのセンサ進化研究の問題は、モダリティ間の関係を考慮していないことである。一方、概念獲得にとって重要なタスクである感覚統合では、モダリティ間の相関を重視する。

そこで本研究では、感覚間統合を基準としたセンサ形態の設計を行なう。すなわち、エージェントの行動を基準として、センサ統合に適したセンサ配置をエージェントに獲得させる。本研究では、圧覚と運動感覚を模擬するセンサを有するエージェントを構築する。このエージェントを環境中で運動させ、進化的手法を用いて感覚間の相関を学習しやすいようにセンサ配置を変化させる。このために、感覚統合の評価尺度として情報理論的基準を導入した。

以下では、評価尺度の詳細と設計対象、および自動

設計によって得られたセンサ形態について述べる．

## 2. 行動に基づいた形態の設計

### 2.1 センサに注目した形態設計

Fig. 1 にエージェント-環境間相互作用の概念図を示す．エージェン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．身体性を有するエージェントでは，センサやアクチュエータは物理世界と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．

このような環境と（センサ）形態の相互作用をうまく利用することで，単純な制御則であっても，タスクに適した振る舞いを生み出せることが報告されている [5]．そのため，形態と制御器を独立に扱うのではなく，両者を同時に設計することで新たな機能の獲得を目指す研究が行なわれている [4, 6]．

ここで設計対象として，移動ロボットや半自律型車椅子を考える．これらの形態設計においては，アクチュエータや身体形状には大きな制約がある．一方センサには自由度が存在するため，センサ形態を変化させることで，環境との相互作用に大きな影響を与えられると考えられる．そこで本研究では，設計者が想定していないような相互作用についても“発見”できるような形態を自動設計することのできるシステムの構築を目指す．

以下では，情報統合に着目して，センサ形態の自動設計において考慮すべき要素について述べる．

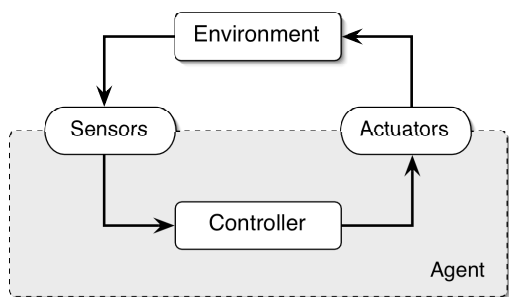


Figure 1: agent-environment interaction

### 2.2 感覚統合のためのセンサ形態設計

感覚統合に適したセンサ形態の設計問題を考える．実世界と相互作用するエージェントにおいて，あるモダリティのセンサ入力は，タスク環境や自身の行動により制約を受ける．例として筋肉に埋め込まれた運動感覚について考える．エージェントが秩序ある行動を

行っているとき，身体上で近接する運動感覚同士は高い相関を示す．

いま同じモダリティのセンサ  $X_1, X_2$  が与えられたとしよう．仮に， $X_1$  と  $X_2$  の入力が完全に等しければ， $X_1$  のみで十分である．逆に両者の間に全く冗長性がなければ，入力を統合/構造化することは難しい．すなわち感覚統合ではセンサの冗長性に関するトレードオフが存在する．

では，いかなる要素が感覚統合に影響を及ぼすのだろうか？

本研究では，センサの冗長性を生み出すものとして，エージェントの身体性および行動に着目する．すなわち，アクチュエータの状態と統合しやすいように，他のモダリティのセンサを配置する．同時に同じモダリティのセンサ同士に対しては，最も独立性が高い情報が得られるようなセンサ配置を探索する．

以下では，感覚統合に効果的なセンサ形態の設計を行なうために，モダリティ内およびモダリティ間の独立性/従属性に着目した基準について説明する．

### 2.3 センサ形態に対する情報理論的尺度

センサの従属性を表す尺度として相関係数が用いられることが多い．しかし，データの非線形性を考慮に入れた場合，相関係数による従属性の定量化は不十分な場合がある．そこで，相関係数の代わりに相互情報量を利用して，多変量情報源から共通特徴を抽出する方法が提案されている [9]．また Ikeda は相互情報量に基づいたセンサ統合手法を提案している [2]．本研究では，センサ形態の設計に対して相互情報量による基準を用いる．

確率変数  $X$  (センサ入力) の不確かさ，すなわちエントロピー  $H(X)$  は，密度関数  $p(x)$  を用いて

$$H(X) = - \int p(x) \log p(x) dx \quad (1)$$

と定義される．また，2つの確率変数  $X_1, X_2$  の結合エントロピー  $H(X_1, X_2)$  は，

$$H(X_1, X_2) = - \int p(x_1, x_2) \log p(x_1, x_2) dx_1 dx_2 \quad (2)$$

である．

これらを用いて  $X_1, X_2$  の相互情報量  $I(X_1; X_2)$  は

$$I(X_1; X_2) = H(X_1) + H(X_2) - H(X_1, X_2) \quad (3)$$

で定義される．

いま，エージェントが2種類のセンサモダリティを有するとし，それぞれ  $m$  個のセンサ  $X_1, X_2, \dots, X_m$  と  $n$  個のセンサ  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$  から構成されるとする．

本手法では、 $X$ - $Y$  間での従属性最大化と、 $X$  内での従属性最小化を同時に行なう ( $Y$  は固定とする)。このとき、従属性の尺度として相互情報量を用いる。

$X$ - $Y$  間のセンサの組が持つ相互情報量の平均  $E_I$  は、

$$E_I = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n I(X_i; Y_j) \quad (4)$$

で表される。これはセンサの組 ( $X$ - $Y$  間) が持つ従属性の平均を意味する。

$X$  内で 1 個のセンサが持つ相互情報量の平均  $E_D$  は、

$$E_D = \frac{1}{m(m-1)} \sum_{i \neq j} I(X_i; X_j) \quad (5)$$

で表され、 $E_D$  が 0 に近いほど  $X$  内では「新規性」が高い情報が得られる。

以上から、従属性の最大化および最小化を共に満たすために

$$E = \lambda E_I - E_D \quad (6)$$

の最大化を行なう。ただし、 $\lambda$  は二つの目的関数の重みを決める定数である。

### 3. システム

#### 3.1 腕モデル

本研究では、異モダリティ間の連合に適したセンサ形態をエージェントに獲得させる。そのために、萬のモデル [13] を参考にして、流体中で運動する腕モデルのシミュレータを構築した (Fig. 2)。本シミュレーションシステムでは、動力学ライブラリ ODE(Open Dynamics Engine) を用いている。

この仮想的腕モデルにおいて、最下部と中間の球体同士は、ボールジョイントにより接続されている。また、最上部と中間の球体同士はシリンダーを介して結合しており、ひとつの剛体として運動を行なう。このモデルでは、最下部と中間部の間の 8 本の拮抗筋を協調させることにより屈折運動を行なわせることができる。すなわち、筋繊維を収縮させることで、上部を自由な方向に曲げることが可能である。

腕モデルのアクチュエータである筋繊維は、球面上に等間隔に取り付けられている。各筋繊維の張力は、長ささと速度を用いて Hill の特性方程式 [11] により計算する。ただし、筋繊維の長さには最大値および最小値を設定して、腕全体が一定の角度以上に屈折しないようにした。また、筋繊維の長さを計測できるように、各々にセンサを取り付けた。

本モデルは、圧覚と運動感覚を模擬するための 2 種類のセンサを持つ。圧力センサ (圧覚) は、取り付け位置にかかる圧力を感知する。これにより、腕モデルが流体中で運動する際に受ける抵抗力を測定することができる。他方、筋長センサ (運動感覚) は筋繊維の長さを感じ取る受容器である。実験では、各センサの入力に制限を定めたとうえでその間の入力を  $[0,1]$  に正規化している。

#### 3.2 腕モデルを用いたセンサ形態設計

腕モデルを流体中で運動させ、圧力センサの配置を 2.2 節で述べた評価尺度  $E$  に従って変更する。ただしアクチュエータは変更されないため、(腕モデルが秩序ある運動を行なっていれば) 筋長センサ同士の相互情報量は変化しない。よって、筋長センサの入力は一定の冗長性を持つので、モダリティ間情報距離最小化すなわち従属性最大化の操作により、圧力センサの配置に制約がかかる。すなわち圧力センサの配置問題では、一定の冗長性を持ちつつもより多くの情報を獲得できるような解 (形態) が探索される。

実験では、圧力センサの数を一定 ( $m = n = 8$ ) とし、最上部の球体にのみ配置できるようにした。本手法によるセンサ配置の設計操作の概念図を Fig. 3 に示す。

本システムでは、 $E$  (式 (6) 参照) の最大化に対して遺伝的アルゴリズム (GA) を用いた。個々の遺伝子型は、球面上における圧力センサの位置 ( $\theta, \phi$ ) の組をコードする。GA に用いたパラメータと設定した値を Table. 1 に示す。なお、個体の選択にはトーナメント選択を用いた。

Table 1: Parameters used in GA

パラメータ	設定した値
遺伝子長	64
個体数	50
世代数	50
突然変異率	0.02
交叉率	0.5

### 4. 実験結果および考察

腕モデルに流体中で周期的な腕振り運動を行なわせた。ただし、運動方向は 1 方向のみである。GA 個体にコードされたセンサ配置の評価は、行動の結果得られたセンサ入力をもとに計算される。

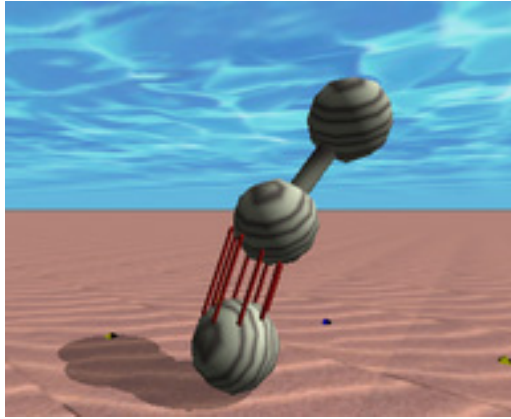


Figure 2: Simulated robot arm

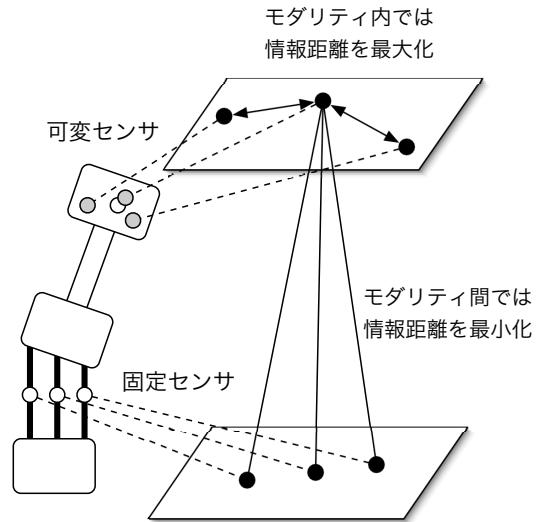


Figure 3: Modification of sensor layout

Fig. 4 に  $\lambda = 1$  のときの  $E$  (適応度) の変化を示す．図において実線と破線はそれぞれ、その世代における適応度の最大値および平均値を表す．

初期世代の遺伝子型はランダムに作られるため、初期世代の  $E$  はランダムにセンサを配置した場合に得られる平均的な  $E$  の値と解釈できる．Fig. 4 から世代の増加に伴い、 $E$  の最大値と平均値がともに増加していることがわかる．このことから、最終世代で得られたセンサ配置はランダムに配置されたセンサ形態に比べ、モダリティ間の従属性およびモダリティ内の独立性が高いと考えられる．

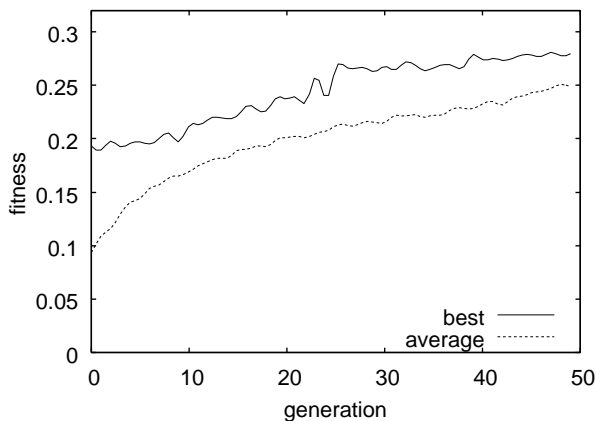


Figure 4: Variation of fitness

次に、独立性および従属性がセンサ配置の遍在/局在性に与える影響を調べるため、重み  $\lambda$  を変化させて実験を行なった．Fig. 5, 6 はそれぞれ  $\lambda = 1, 10$  のときに、本システムを用いて獲得された典型的なセンサ配置を示す．ただし、図には最上部の球体のみを描い

た．図中の ‘×’ および ‘+’ は、それぞれ  $y < 0$  (手前) および  $y \geq 0$  (奥) に配置されたセンサの位置を表す．

Fig. 5, 6 を比較すると、 $\lambda = 1$  の場合、すなわちモダリティ間の従属性とモダリティ内の独立性が等価に扱われる場合には、センサは球面上にばらつくように配置された．これに対し、 $\lambda = 10$  の場合、すなわちモダリティ間の従属性に重みがおかれるような評価基準のもとでは、センサ同士はより近くに配置される傾向が確認された．これは、モダリティ内の独立性が相対的に軽視されるように評価基準が設定されたためと考えられる．

最後に、感覚統合すなわちモダリティ間の従属性がセンサ配置に与える影響について考察する．Fig. 6 においては、モダリティ内の独立性への重みが小さいため、 $z$  方向のばらつきは小さい．一方、 $xy$  平面内では比較的ばらつきが大きい．同様に Fig. 5 においても、 $xy$  平面に対してはセンサが比較的均等に配置されていることがわかる．この理由は、固定センサである筋長センサが  $xy$  平面に対して均等に配置されているためであると考えられる．よって、 $\lambda = 1, 10$  のどちらの場合においても、異なるモダリティのセンサ同士は従属性が高くなるように配置されたと考えられる．よって、この従属性を利用すれば、ランダムにセンサが配置された場合に比べ、感覚統合を行ないやすいと考えられる．

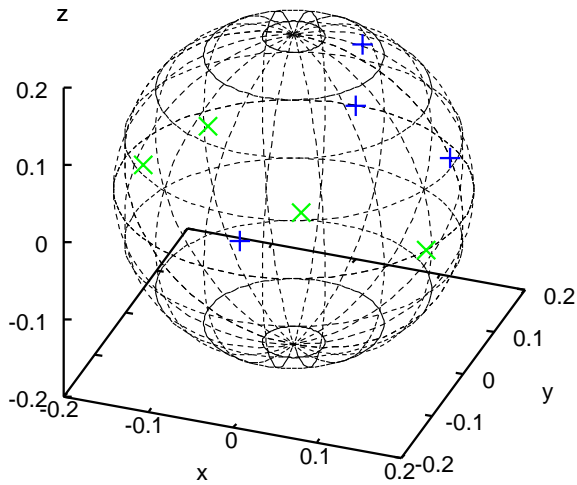


Figure 5: Evolved sensor layout ( $\lambda = 1$ )

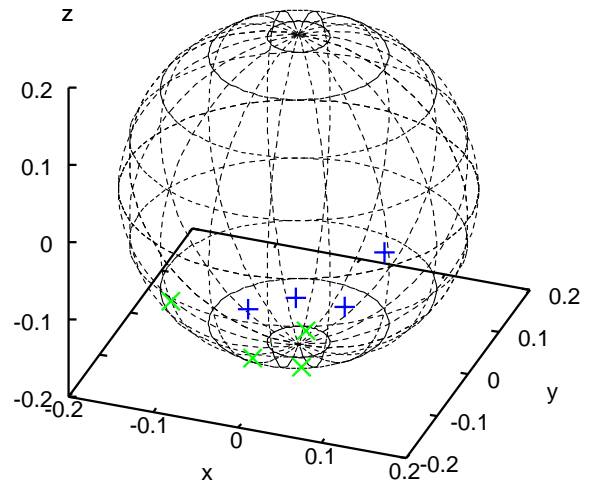


Figure 6: Evolved sensor layout ( $\lambda = 10$ )

## 5. おわりに

自律エージェントの感覚統合に適したセンサ配置を自動設計するシステムを構築した。感覚統合に対するセンサ形態の評価基準として、相互情報量を用いた尺度を提案した。すなわち本システムは、モダリティ内の独立性最大化とモダリティ間の従属性最大化を同時に満たすセンサ配置を探索する。本システムを用いて、流体中で運動する腕モデルにおける圧力センサの配置を設計した。独立性および従属性の重みを変化させて実験を行なうことにより、センサ配置の遍在/局在性への影響を調査した。今後の課題は、エージェントの制御器に学習を導入し、学習器に応じた形態設計を行なうことである。

## 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] Dautenhahn, K., Polani, D. and Uthmann, T.: Special Issue on Sensor Evolution, *Artificial Life*, Vol. 7, No. 2, pp. 95–98 (2001).
- [2] Ikeda, T., Ishiguro, H. and Asada, M.: Sensor Fusion as Optimization: Maximizing Mutual Information between Sensory Signals, *Proceedings of Seventeenth International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pp. 501–504 (2004).
- [3] Jung, T., Dauscher, P. and Uthmann, T.: Evolution and Learning: Evolving Sensors in a Simple MDP Environment, *Adaptive Behavior*, Vol. 11, No. 3, pp. 159–177 (2003).
- [4] Lipson, H. and Pollack, J. B.: Automatic design and manufacture of robotic lifeforms, *Nature*, Vol. 406, No. 6799, pp. 974–978 (2000).
- [5] 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)).
- [6] Sims, K.: Evolving 3D Morphology and Behavior by Competition, *Artificial Life IV: Proceedings of the Fourth International Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems* (Brooks, R. and Maes, P.(eds.)), Cambridge, MA., MIT Press, pp. 28–39 (1994).
- [7] Sugiura, K., Shiose, T., Kawakami, H. and Katai, O.: Co-evolution of Sensors and Con-

trollers, *IEEJ Trans. EIS*, Vol. 124-C, No. 10, pp. 1938–1943 (2004).

- [8] 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).
- [9] 赤穂昭太郎, 梅山伸二: マルチモーダル独立成分分析–複数情報源からの共通特徴抽出法–, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J83-A, No. 6, pp. 669–676 (2000).
- [10] 富永佳也 (編): 昆虫の脳を探る, 共立出版 (1995).
- [11] 中村隆一, 斎藤宏: 基礎運動学, 医歯薬出版 (1992).
- [12] 細田耕: 形態が学習にもたらすもの, 学習が形態にもたらすもの, 日本ロボット学会誌, Vol. 22, No. 2, pp. 186–189 (2004).
- [13] 萬恭明: 行動体における体性感覚と運動の内部表現の発達, 修士論文, 東京大学 (2003).