

身体性を有するエージェントにおける センサとコントローラの進化

杉浦 孔明[†], 塩瀬 隆之[†], 川上 浩司[†], 片井 修[†]

[†] 京都大学大学院 情報学研究科

Evolution of Sensors and Controllers in Embodied Agents

Komei Sugiura[†], Takayuki Shiose[†], Hiroshi Kawakami[†], Osamu Katai[†]

[†] Graduate School of Informatics, Kyoto University

Abstract: In this paper we investigate the evolutionary development of embodied agents that are allowed to evolve both their control mechanisms and sensory morphology. In our system, agents can adapt their sensory parameters (temporal resolution and gradation) to their morphology and task environments, while no explicit evaluation for sensors is used. We have carried out experiments in which agents are to perform phototactic behavior. The experimental results indicate that our method outperforms the previous studies in which only agents' controllers were evolved.

Keywords: sensor evolution, evolutionary robotics, temporal resolution, embodiment

1. はじめに

1990年代に登場した惑星探査, エンターテイメントなどを目的とするロボットにおいては, 反復的・専門的動作を行なう産業用ロボットとは対称的に, 自律的な動作が求められる。すなわち, 設計者が予期しない状況や, 操作者が介在しない状況においても柔軟に対応できるような設計が必要とされる。

しかし, このような設計を人手で行なうことは, 設計者にとって負担が大きい。そのため, 自律ロボットの設計を自動化することを目指して, 進化ロボティクスなどの, 人工的な進化を用いるアプローチが採られるようになってきた [10]。このような手法は, ロボットの振る舞いを環境との相互作用から創発させることを特徴とする。

進化的手法を用いて, 自律ロボットのコントローラを設計した例として Floreano らの研究が挙げられる [5]。さらに, Sims はコントローラに加えて, ロボットの形態をソフトウェア上で進化させることに成功している [12]。Lipson らは, この手法と迅速成形技術を組み合わせることによって, ソフトウェア上で得られた形態を, ハードウェアとして実現した [7]。

しかし, これらの手法における問題は, 環境と相互作用するためのセンサ/アクチュエータが限定されていることにある。そのため, 環境との相互作用を多様化させ, オープンエンドな進化を実現することはできない。しかるに, アクチュエータを含む形態を進化させることは, 計算時間とハードウェアによる実現の2点においてコストが高い, という問題を持つ。

これに対し, センサ進化 (sensor evolution) と呼ばれる分野では, センサに着目して人工的な進化を用いる研究がなされてきた [1, 3, 6, 8, 9, 13]。このような手法では, 全ての形態を進化させるのではなく, センサのみを進化させるため, 計算量を削減できる。加えて, 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利点を持つ。従って, 形態進化における2つの問題を解決できると考えられる。

自然界において, 生物は様々なセンサを創り出し, ニッチにあわせて環境から情報を抽出するように進化してきた。特に光は, 外界の形態, 色, 動きなどの様子を知るのに最も都合のよい媒体であるため, 多くの動物は生息している光環境や自分の行動に適合した独自の光受容器を発達させている [4]。例えば人間の視覚システムは, ミツバチに比べ高い空間分解能を持っている。これに対し, ミツバチの持つ複眼は人間より高い時間分解能を持つ。

臨界融合頻度 (Critical Fusion Frequency; CFF) は, 視覚の時間分解能の指標である [14]。CFFが高い動物は, 速い速度で移動する場合に外界を正確に見ることができ, 速く動く物体を知覚する能力も高い。一般に, 速く飛ぶ昆虫は高いCFFを持ち, ゆっくり動くものは低いCFFを持つことが確認されている。さらに, ヒトやカマキリなど, 中心視野と周辺視野において異なる分解能を持つ種も存在する。このように, 分解能は動物の身体能力や形態など, 身体性と深く関わっていると考えられている。

そこで本研究では, 分解能に着目して, エージェントの身体性に応じたセンサを進化的に構築することを目指す。すなわち, 進化的手法を用いてエージェントのセンサをタスク環境に適応させ, ニッチに応じた情報を抽出させることを目標とする。本研究では, センサ進化の有効性を示すために本手法と既存手法 (コントローラのみを進化) との比較実験を行なう。

2. システム

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。しかしながら, センサの配置や性能をハードウェア上で決定・修正す

る作業を行なうことは現実的でない。そこで本研究では、ハードウェアでの設計指針を構築するために、実環境中で行動するロボットを模擬するシミュレータ Webots¹を使用した。すなわち、シミュレータを用いてソフトウェア上でセンサ進化を行なう。

2.1 エージェント

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 [11]。加えて、Khepera 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、アクチュエータについて述べる。

センサ

エージェントは直径 55mm の円筒形で、図 1 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、このように入力の更新周期を用いて臨界融合頻度をシミュレートする。

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量 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ワークコントローラにより制御される。エージェントのコントローラを図 1 に示す。

このニューラルネットワークにおいて、左右のモータへの出力 y_1, y_2 は、センサからの入力 x_j と結合強度 w_{ij} により以下のように表される。

$$y_i = \sum_{j=1}^N w_{ij} x_j$$

ここに、 N は入力ノード数を表す。このコントローラにより、エージェントは $y_1 = y_2 > 0$ のとき直進運動を行

ない、 $y_1 \neq y_2$ のとき回転運動を行なう。ニューラルネットワークに含まれる全ての結合強度は、個体の遺伝子型にエンコードされているため、タスクを遂行中に学習することはない。

本研究では、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。これにより、行動に対するセンサ進化の影響に関する考察が容易になる。

アクチュエータ

エージェントはアクチュエータとして 2 個のモータを持っており、左右 2 つの車輪を独立に制御することができる。車輪の最大角速度 ω_{max} は $0 < \omega_{max} < 100$ [rad/s]、最大角加速度 α_{max} は $\alpha_{max} > 0$ [rad/s²] においてそれぞれ任意に設定可能である。さらに、車輪の角速度にはシミュレータにより 10% の誤差が常に加えられている。速度、加速度、ノイズをシミュレートすることは、慣性力や摩擦の影響を受ける実環境への移植をスムーズに行なえるというメリットがある。

これらの要素は、生物の視覚システムにおいて分解能に大きな影響を与えていると考えられている [14]。そこで、これらを変化させることで、ロボットの身体性能がいかに関与するかに影響するかを検討する。

2.2 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

(g'_i, t'_i, l_i, r_i) の各々は 4bit でエンコードされているため、遺伝子型の長さは 256bit となる。

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。

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

ただし、 $S'_i = \sum \frac{g'_j}{t'_j}$ 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

¹<http://www.cyberbotics.com>

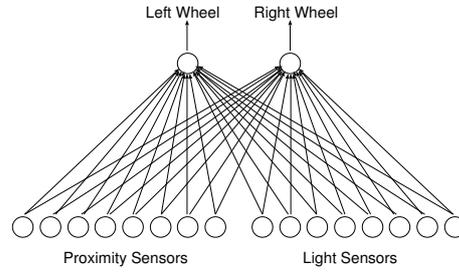
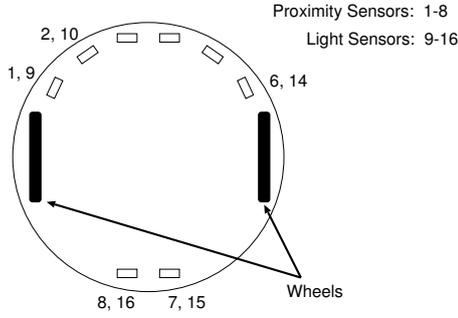


図 1: エージェントのセンサ (左図) およびコントローラ (右図)

4. 親個体に遺伝的操作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

遺伝的操作として、1 点交叉および突然変異を用いた。

3. 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、センサ進化がどのように行動に影響を及ぼすかについて検討するために実験を行なった。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。

3.1 タスク環境

用意したフィールドを図 2 に示す。フィールド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。従って、この環境は静的であるといえる。

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。

3.2 パラメータの設定

GA に関するパラメータおよびエージェントの速度、加速度を表 1 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、

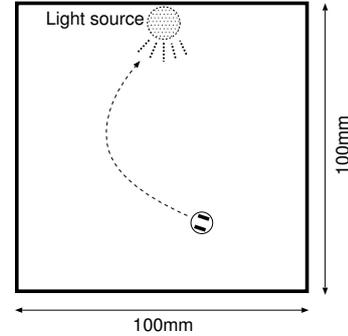


図 2: タスク環境

エージェントが壁に衝突した場合は、ペナルティーとして適応度から 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: 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
最大角速度 ω_{max} [rad/s]	20, 40
最大角加速度 α_{max} [rad/s ²]	100

3.3 結果と検討

図 3, 4 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 3, 4 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ることがわかる。

本研究で提案した手法と既存手法との比較結果を図 5、

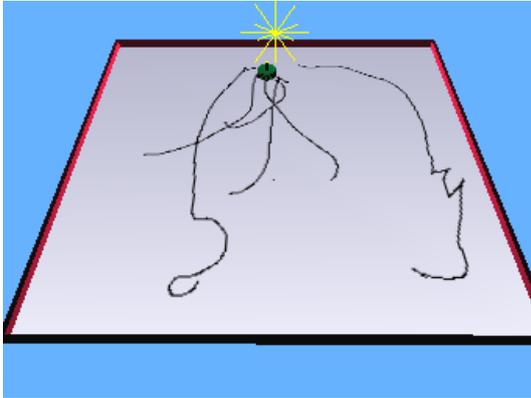


図 3: 20 世代目のエージェントの移動軌跡

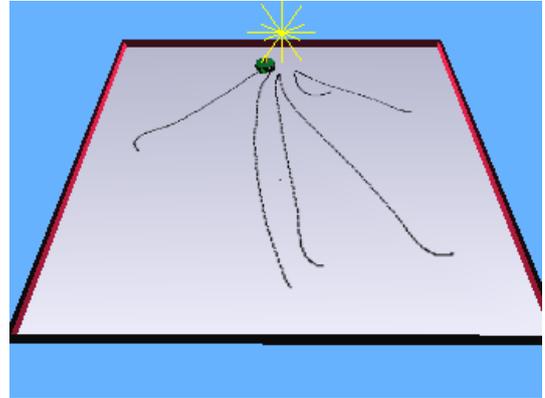


図 4: 300 世代目のエージェントの移動軌跡

6 に示す。図 5, 6 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。ここで、コントローラのみを進化は、

- 単位時間に得られる情報量 I を均等に分配して、全センサを同じ分解能/階調にする
- 個体の遺伝子型から、センサをコードする遺伝子座を除く

という条件で行なった。また共通の条件として、両手法において $I = 16$ とした。実験は 50 回ずつ行ない、得られた結果を平均して図に示した。

図 5, 6 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。ただし、本研究では最大適応度による比較は行なっていない。この理由は、エージェントの初期位置がランダムに設定されるため、行動評価においては、最大適応度より平均適応度の方がふさわしいと考えられるためである。従って、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。

図 5, 6 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、 ω_{max} を変化させて同様の図を描いた。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 7, 8 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、実線はセンサとコントローラを共に進化させたときの適応度の変化を表し、点線はコントローラのみを進化させたときの適応度の変化を表す。ただし、実線および点線は 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 7, 8 より、センサ進化を用いる手法は I が変化しても、高い適応度を示すことがわかる。また、 I が小さいほど実線と点線の差が大きいため、 I が小さいときにはセンサ進化を加えることにより、適応度を大きく上昇させることができると考えられる。さらに、適応度の最大値と最小値の差はセンサ進化を加えたものの方が、多くの場合において小さい値を示す。これは、センサ進化を用いる場合の方が収束確率が高く、局所解に陥りにくいことを示唆している。

図 7, 8 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} を変化させて同様の図を描いたところ、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。

4. 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

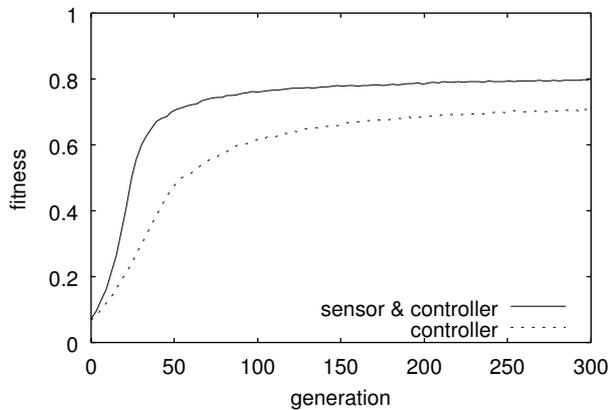


図 5: $\omega_{max} = 20$ における平均適応度の変化

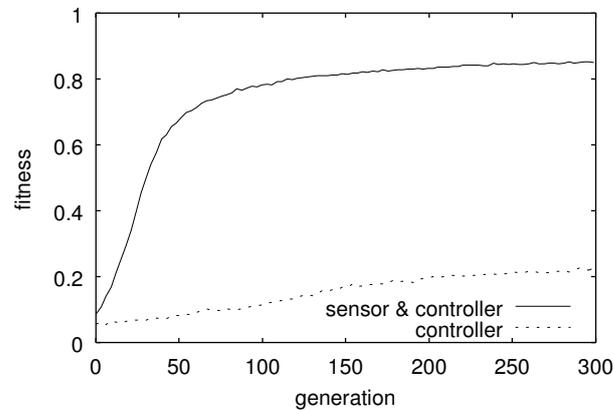


図 6: $\omega_{max} = 40$ における平均適応度の変化

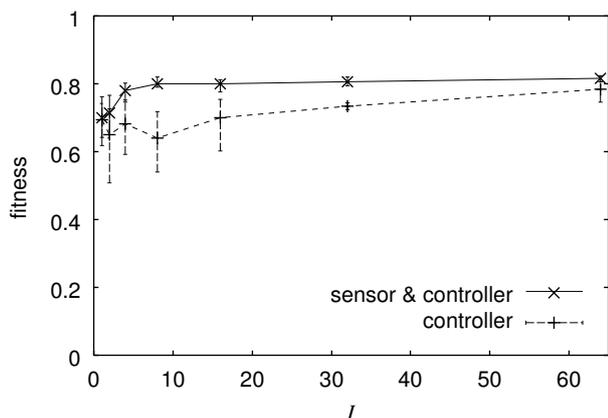


図 7: 単位時間あたりに得られる情報量 I と 300 世代目の集団の平均適応度の関係 ($\omega_{max} = 20$)

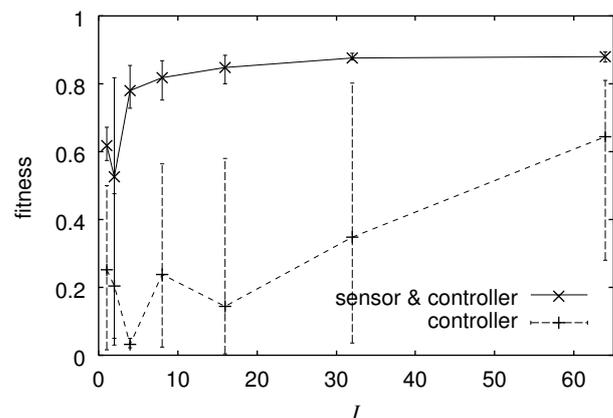


図 8: 単位時間あたりに得られる情報量 I と 300 世代目の集団の平均適応度の関係 ($\omega_{max} = 40$)

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。

参考文献

- [1] Balakrishnan, K. and Honavar, V.: On Sensor Evolution in Robotics, *Proceedings of the First International Conference on Genetic Programming*, Stanford University, CA., pp. 455–460 (1996).
- [2] Braitenberg, V.: *Vehicles: Experiments in Synthetic Psychology*, MIT Press, Cambridge, MA. (1984).
- [3] Dautenhahn, K., Polani, D. and Uthmann, T.: Special Issue on Sensor Evolution, *Artificial Life*, Vol. 7, No. 2, pp. 95–98 (2001).
- [4] Dusenbery, D. B.: *Sensory ecology: how organisms acquire and respond to information*, W. H. Freeman & Co. (1992).
- [5] 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).
- [6] Lichtensteiger, L. and Pfeifer, R.: An Optimal Sensor Morphology Improves Adaptability of Neural Network Controllers, *ICANN* (Dorransoro, J. R.(ed.)), Springer, pp. 850–855 (2002).
- [7] Lipson, H. and Pollack, J. B.: Automatic design and manufacture of robotic lifeforms, *Nature*, Vol. 406, No. 6799, pp. 974–978 (2000).
- [8] Lund, H. H., Hallam, J. and Lee, W.-P.: Evolving Robot Morphology, *Proceedings of IEEE 4th International Conference on Evolutionary Computation*, IEEE Press, p. Invited paper (1997).
- [9] Mark, A., Polani, D. and Uthmann, T.: A Framework for Sensor Evolution in a Population of Braitenberg Vehicle-like Agents, *Artificial Life VI: Pro-*

ceedings of the Sixth International Conference on Artificial Life (Adami, C., Belew, R., Kitano, H. and Taylor, C.(eds.)), Cambridge, MA., MIT Press, pp. 428–432 (1998).

- [10] Nolfi, S. and Floreano, D.: *Evolutionary Robotics: The Biology, Intelligence, and Technology of Self-Organizing Machines*, MIT Press, Cambridge, MA. (2000).
- [11] 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)).
- [12] 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).
- [13] Vaario, J. and Shimohara, K.: On Formation of Structures, *Advances in Artificial Life: Proceedings of the Third European Conference on Artificial Life* (Morán, F., Moreno, A., Merelo, J. J. and Chacón, P.(eds.)), Berlin, Springer Verlag, pp. 421–435 (1995).
- [14] 富永佳也 (編): 昆虫の脳を探る, 共立出版 (1995).