



HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	円環構造型モジュラーロボットの自律移動行動の獲得
Author(s)	米陀, 佳祐; 鈴木, 育男; 山本, 雅人 他
Citation	精密工学会誌, 76(12), 1351-1357 https://doi.org/10.2493/jjspe.76.1351
Issue Date	2010
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/50883
Type	journal article
File Information	seimitsu76121351.pdf





円環構造型モジュラーロボットの自律移動行動の獲得*

米陀佳祐** 鈴木育男*** 山本雅人*** 古川正志***

Acquisition of Locomotion for Modular Robot With Annular Shape Using Evolutionary Computation

Keisuke YONEDA, Ikuo SUZUKI, Masahito YAMAMOTO and Masashi FURUKAWA

There are many studies on hardware and software experiments to control a modular robot. The modular robot consists of homogeneous or heterogeneous simple modules. A feature of them is that the modular robot behavior obtained by an each module movement is based on local communications between linked modules. This study focuses on a computer simulation for a virtual modular robot obeying physics laws. This simulation aims at achieving given tasks autonomously for the virtual modular robot in specific circumstances. Our goal is to acquire a control system in evolution for the virtual modular robot and to analyze and evaluate their behavior.

Key words: adaptive behavior, physical modeling, genetic algorithm, artificial neural network

1. 序 論

進化ロボティクス及び人工生命などの分野において、自律ロボットの設計及び動作の制御に関する多くの研究が行われている。特に、計算機性能の向上にともない、進化計算による発見的な制御系構築が行動獲得のアプローチとして採用されている。代表的な研究では、K. Sims¹⁾が提案した仮想生物モデルがある。この研究は、仮想生物の形状及びビヘイビアの獲得に進化計算によるシミュレーションを採用することで多様なモデルを発現し、環境への適応可能性を示した。K. Simsの研究では、自律ビヘイビアの獲得をタスク達成を目的とした学習問題とみなすことで、どのような形状がタスク遂行に最適かという重要な課題が挙げられている。この問題が解決すると、例えばロボットの設計工程における貢献が期待できる。従来のロボット設計作業では、ボディを設計し、次にその知能となる制御系を構築し、実装するという工程に基づき製作されている。これにかわり、ソフトウェアシミュレーションによる最適形状の提案が実現することで、ボディ、コントローラ及び環境との相互作用を考慮した上でのモデル設計が可能となる。特に、近年の計算処理の飛躍的な高速化は、現実環境を再現した物理シミュレーション及び進化計算によるコントローラ獲得などの実現を現実的な時間で可能とし、ソフトウェアシミュレーションへの応用を拡大した。

このような要求に対し本研究では、特定の物理環境下で自律ロボットが目的のタスクを達成する学習問題の物理シミュレーションを可能とする専用ソフトウェア TIPS-PM の開発を進めている²⁾。このソフトウェアでは、Animated Robot(Anibot)と呼ばれる自律ロボットを3次元CGモデルとして設計し、センサ、アクチュエータ、コントローラ及び質量・材料などの物理情報の定義が可能である。そして、Anibotに進化計算を適用することで目的に応じた自律行動の獲得が実現できる。

本研究では、形状を変えながら周囲の環境に適応し、与えられたタスクの達成が期待できるモデルに注目する。このように、タスク達成に最適形状の獲得を注目した研究としては、

先に挙げた K. Sims¹⁾の仮想生物モデルをはじめ、さまざまな研究がされている。H. Lipson, J. B. Pollack ら³⁾⁴⁾は伸縮可能な任意長の棒をトラス構造または木構造に連結して構成されるロボットを提案し、シリンドラの伸縮を利用してロコモーションに適した形状を獲得する学習実験を実施した。さらに、学習から獲得したロボットの実機を製作し、進化的に獲得したロボットの実機実現が可能であることを示した。また、朝井、有田⁵⁾はセンサ、モータなどの特性を持つブロックを任意に連結したロボットを提案している。そこではマルチエージェント環境下でタスク達成に適した形状を進化的に獲得した学習実験を実施し、獲得したロボットの実機モデルを製作している。これらの研究のように、環境に適応するためのボディやセンサ系をシミュレーションで進化的に獲得するだけでなく、さらに実機への応用も進められている。

このような最適形状を獲得する研究のほかに、形状の構造を変えてタスク達成を目指すロボットとしてモジュラーロボットに関する研究がある^{6)~9)}。ここで、モジュラーロボットとは、モジュールと呼ばれる機械ユニットを複数個連結させて構成されるロボットである。ロボットの特徴として、単体のモジュールでは運動の発生ができないが、モジュール連結部の各関節が回転及び伸縮などの局所的な相互作用によって高い自由度を持つロボット全体が振る舞う点が挙げられる。モジュラーロボットに関する研究には、モジュール間のトポロジを自律的に制御する自己再構成及び破損したモジュールを他のモジュールでカバーする自己修復などに注目した研究がある。これらの研究の多くは、実機ロボットの製作を目的としており、各研究グループによって様々なロボットが提案されている⁷⁾⁹⁾。しかしながら、ここでもどのような構造が最適であるのかという課題が残っているのが現状である。実際に、M. Yim ら⁶⁾は、自己再構成が可能なモジュラーロボットに関するさまざまな課題について指摘しており、設計及び制御に関して以下の課題などを挙げている。

- (1) 多数のモジュールから構成される大規模モデルの制御
- (2) 形状の再構成時において時間及び消費エネルギーが最小となる計画アルゴリズムの提案
- (3) 与えられたタスク及び環境に最適形状の決定

* 原稿受付 平成 22 年 3 月 1 日

** 学生会員 北海道大学大学院 (北海道札幌市北区北 14 条西 9 丁目)

*** 正 会 員 北海道大学

(4) 障害物の有無を考慮した環境下におけるロコモーションの実現

そこで本研究では、形状の再構成に頼らずモジュラーロボット自身がそなえる非常に高い自由度を活かした運動から環境へ適応するモデルの行動獲得を目指す¹⁰⁾。これは、アメーバの運動のように、特定の安定した形状を持たず自由な運動から適応する行動である。特に、伸縮性のあるバネアクチュエータを連結したモデルを構成し、各アクチュエータの伸縮運動を制御するコントローラを進化計算から獲得する。モデルの構造は、モジュール間の相互作用からロボット全体を動作させやすい2次元構造のモデルとして円環構造のモデルを採用する。目的とするビヘイビアは、目的地として光源を設置し、光源に近づくロコモーションを下記に示す2パターンのビヘイビアに分解して、基本行動の獲得を目指す。

- (1) 光源へ近づく追従行動
- (2) 障害物によって光が遮られた場合の光源探索行動

特に本稿では、光源への移動行動の獲得だけでなく、障害物によって光源を認識できない場合のビヘイビアにも注視する。これら各基本行動の獲得が実現できれば、それぞれのビヘイビアを目的ごとに使用し、障害物の有無によらない複雑なロコモーションを実現できる。以下、2章では関連研究を挙げ、3章で円環構造のモジュラーロボットの構成について述べ、4章で光源追従行動の獲得実験、5章で光源探索行動の獲得実験をそれぞれ物理シミュレーションで実施した結果を示す。また、6章では得られた基本行動を組合せて複雑なタスク達成が可能であるかを調査する物理シミュレーション及びその結果を示し、7章で結論を述べる。

2. 関連研究

モジュラーロボットの制御方法に関する研究では、主に各関節の運動を時系列で記述したルールベースに従うアプローチが採用されてきた⁷⁾⁸⁾。しかしながら、タスクが複雑になるにつれて及びモジュール数増加にともない要求される動作の複雑化によって、ルール構築が困難な問題となる。そこで、ルールベース制御に代わる制御方法として、進化計算による制御方法が採用されている¹¹⁾。A. Kamimura ら¹¹⁾の研究では、四足歩行、ヘビ型など多様な形状のモデルに対して、それぞれ進化計算からロコモーションを実現している。しかし、対象とする運動が限定されており、本研究で目的とするモデル自身がそなえる自由度を活かした運動は得られない。本研究で扱うモデルでは、円環型の単純な構造のモデルであるが、光源位置など周囲の環境の変化によって進行方向の形成など各部位がロコモーションに適した働きを可能にするモデルである。

また、アメーバの運動のような、多自由度モデルによる行動の実現を目指した関連研究として、A. Ishiguro ら¹²⁾は円環状にバネを連結したモデルを提案している。このモデルでは、結合振動子を適用した局所的な相互作用及び原形質の運動に基づく大域的な相互作用を数理的にモデル化している。そして、目標地点となる光源を捉えられるかによってバネの特性を変え、ロコモーションを実現している。しかし、光源を認識できない場合のビヘイビアについては議論されておらず、本研究で目的とした光源を探索する行動については実現されていない。

以上より、本研究で目的としている障害物の有無による光源追従行動及び光源探索行動を可能とすることで、より複雑

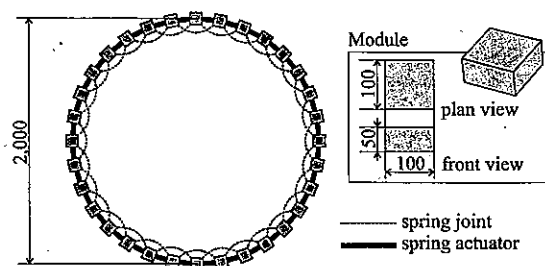


Fig. 1 Body system of modular robot (plan view)

Table 1 Properties of shape and material for modular robot

	type	value
module	number of modules	32
	density kg/m ³	2,700
	restitution coeff.	0.300
	dynamic friction coeff.	0.400
	static friction coeff.	0.600
joint	number of spring joints	32
	natural length m	0.400
	minimum length m	0.100
	maximum length m	0.800
	spring factor N/m	500
actuator	number of spring actuators	32
	natural length m	0.200
	minimum length m	0.050
	maximum length m	0.400
	spring factor N/m	500

なタスクに対応し、環境への柔軟な適応が期待できる。

3. 円環構造モジュラーロボット

3.1 ボディ

実験で扱うモジュラーロボットの構成を図1に示す。このモデルは、直方体形状のモジュールを円環状にバネアクチュエータで連結したモデルである。隣接するモジュール同士を連結するバネアクチュエータの伸縮を調節することで、モデル全体の制御が実現される。また、各バネアクチュエータの伸縮をモデル全体に伝えやすくするためにバネジョイントを設定する。バネジョイントは2リンク先のモジュール同士を連結したパッシブに伸縮可能なバネである。本モデルで定義するバネアクチュエータ及びバネジョイントは連結した2つのモジュールの重心位置に対して常に直線的な力が作用するように取り付ける。ここで、図1においてバネジョイントが湾曲して描かれているが、これは連結関係を理解しやすくするためである。表1に各形状特性及び物理特性を示す。

3.2 センサ

本モデルが目指すビヘイビアは、目的地として設置された光源を知覚しながら光源へ向かい移動するビヘイビアを想定している。そのために、各モジュールに距離センサを設定し、周囲情報の認識を可能とする。

距離センサは、時間ステップ t においてモジュール i と光源との距離 $d_i(t)$ の取得が可能である。ただし、モジュールと光源との間に障害物がある場合は、その距離センサは光源を認識できない(図2)。

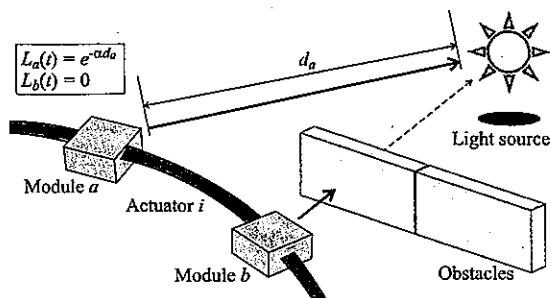


Fig. 2 Sensor system of modular robot

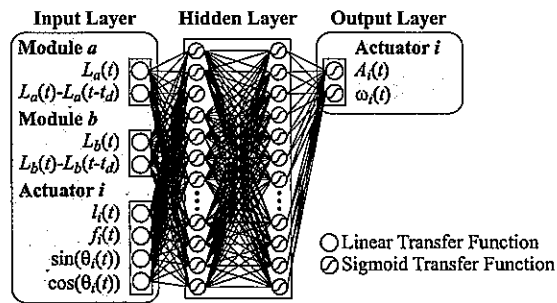


Fig. 3 ANN structure of neural controller

3.3 アクチュエータ

本モデルは、円環状に連結したバネアクチュエータの伸縮の制御が可能である。アクチュエータ i の伸縮は式 (1) に従う力を加えることで制御する。

$$f_i(t + \Delta t) = A_i(t) \sin(\omega_i(t)\Delta t + \theta_i(t)) \quad (1)$$

ただし、 $f_i(t)$ は時間ステップ t においてバネ i に加える力、 $A_i(t)$ は振幅、 $\omega_i(t)$ は角振動数、 Δt は 1 ステップ当たりのシミュレーション時間、 $\theta_i(t)$ は累積位相である ($\theta_i(0) = 0$, $\theta_i(t + \Delta t) = \theta_i(t) + \omega_i(t)\Delta t$)。このとき、バネは $f_i(t) > 0$ であると伸び方向に、 $f_i(t) < 0$ で縮み方向に運動を行う。以上より、各時間ステップにおいて、アクチュエータ i の制御パラメータ $A_i(t)$ 及び $\omega_i(t)$ を調節することでモデル全体のビヘイビア制御が可能となる。

3.4 コントローラ

モデル全体のビヘイビアを制御するため、コントローラを定義する。コントローラは、各アクチュエータにそれぞれ定義し、アクチュエータが接続する 2 つのモジュールがセンサ情報に基づいて自律分散的に伸縮制御する。本研究では、学習による進化的なビヘイビア獲得を可能とするため、コントローラには人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network, ANN) を採用した。ANN には、センサ情報として、接続する 2 つのモジュールからそれぞれが取得した距離センサの情報を入力する。ここでは、モジュール i と光源間の距離 $d_i(t)$ に対して式 (2) に従い $L_i(t)$ を計算してセンサ情報の入力値とする。

$$L_i(t) = \begin{cases} e^{-\alpha d_i(t)} & (\text{if module } i \text{ receives the light}) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (2)$$

ただし、 α は重み係数であり $\alpha = 0.8$ とした。 $L_i(t)$ は距離に従い減衰する関数であり、モジュールが光源に近づくほど最大値 1 をとる。以上より、2 つのモジュールが取得した光源

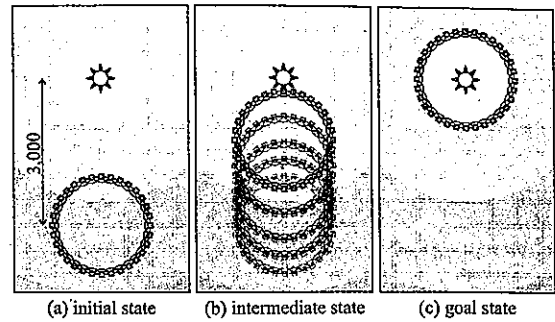


Fig. 4 An outline of a following locomotion task (plan view)

Table 2 Experimental condition

	type	value
ANN	number of neurons on input layer	8
	number of neurons on hidden layer	15
	number of neurons on output layer	2
	number of layers on hidden layer	2
GA	number of individuals	30
	number of generations	300
	probability of crossover %	90
	probability of mutation %	1
simulation	step time sec	1/60
	the number of steps in simulation	7,200

情報として、 $L_a(t)$, $L_b(t)$ と t_d ステップ前の時間における値との差分値 $L_a(t) - L_a(t - t_d)$, $L_b(t) - L_b(t - t_d)$ を入力値とした。また、センサ情報に加え現在のアクチュエータの状態として時間ステップ t におけるアクチュエータ i のバネ長 l_i 、出力値 $f_i(t)$ 、累積位相に対する $\sin(\theta_i(t))$, $\cos(\theta_i(t))$ を入力する。ただし、ここでアクチュエータの i のバネ長 l_i は、数値シミュレーション時に得られるモジュールの重心位置から計算した連結モジュール間の距離とする。出力は、アクチュエータの制御パラメータ $A_i(t)$ 及び $\omega_i(t)$ とし、伸縮を制御する。なお本モデルで使用する ANN の構成図を図 3 に示す。この ANN は、階層構造型フィードフォワード ANN であり、ニューロンの伝達関数として、入力層では線形関数、隠れ層及び出力層ではシグモイド関数を採用した。

4. 光源追従行動の獲得実験

4.1 実験内容

円環構造型モジュラーロボットが学習によりビヘイビアを獲得可能かを検証する数値シミュレーション実験を行う。ここでは、光源を追従するロコモーション (図 4) の獲得を目的とする。本タスクは、モデルの重心位置から 3[m] 離れた位置に光源を設置し、光源へ移動するタスクである。なお、図 4 において濃淡化した領域は式 (2) に従う $L_i(t)$ の値を模式的に示したもので、白い領域ほど $L_i(t)$ が 1 に近づく。

行動獲得は、モデルのバネアクチュエータを制御する全コントローラを構成する ANN の結合荷重を実数型遺伝的アルゴリズム (Real-Coded Genetic Algorithm, RCGA) で最適化し実現する。ただし、学習の簡単化のため、各コントローラが持つ ANN の結合荷重は共通の値を使用する。従って、バネアクチュエータの伸縮制御はそれぞれ独立して行うが、コントローラとなる ANN は同一の性質を持つ。

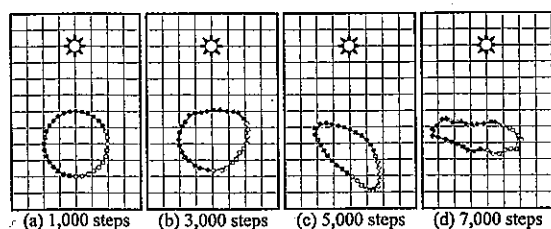


Fig. 5 Obtained behaviors of following locomotion at the 1st generation

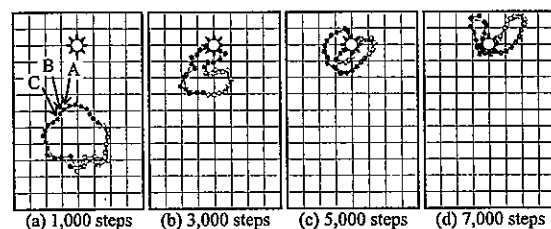


Fig. 6 Obtained behaviors of following locomotion at the 300th generation

学習では、各時刻における個々の行動を評価するのではなく、一定時間のシミュレーションによって得られたモデル全体のビヘイビアを評価して ANN の最適化を実施する。本実験では、モデルのビヘイビアを式 (3) に従って評価する。

$$E = \sum_{t=0}^{N_s} \sum_{i=1}^{N_m} L_i(t) \quad (3)$$

ただし、 N_s はシミュレーションステップ数、 N_m はモデルのモジュール数である。この評価式は、生物の走光性行動を表現した式であり、シミュレーション中に各モジュールがどの程度光源に反応したのかを評価する。この評価値が大きいほど、早く光源に近づき光源付近に留まるビヘイビアが期待されるので、評価値を最大化するようコントローラを最適化する。

学習実験の各実験条件を表 2 に示す。本実験では、一層あたりニューロン数 15 個の隠れ層を 2 層持つ 4 層構造 ANN を採用した。隠れ層を 2 層としたのは、多様な個体の創発を可能とするためである。RCGA は、個体数は 30 個として 300 世代最適化する。物理シミュレーションは、物理演算ライブラリ PhysX¹³⁾ を利用して、物理モデルの位置や速度計算、衝突検出、重力及び摩擦などを考慮したシミュレーションを実施する。本シミュレーションにおいて、バネの力は連結したモジュールの重心位置に直線的な力が作用する。バネは実体を持たない仮想バネとして与え、バネのたわみによる影響、バネ同士の衝突による影響などは発生しないと仮定する。1 ビヘイビアは 1 ステップあたり 1/60 sec として 7,200 ステップ (2 分間) を評価する。なお、各実験条件は経験的に採用した数値である。

4.2 実験結果

実験結果を図 5～9 に示す。図 5 及び 6 は、RCGA の初期世代及び 300 世代目における特徴的なビヘイビアのスナップショットである。スナップショットでは、運動による各モジュールの位置関係の確認を容易にするため、濃淡を付けて区別してある。学習の初期段階では、モデル全体の運動の適切な制御ができず、図 5 のように出発点でもがくように動くビヘイビ

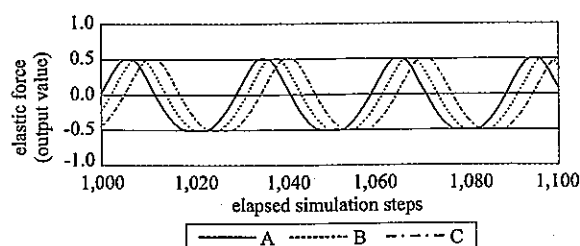


Fig. 7 An elastic force in each simulation step for following locomotion task

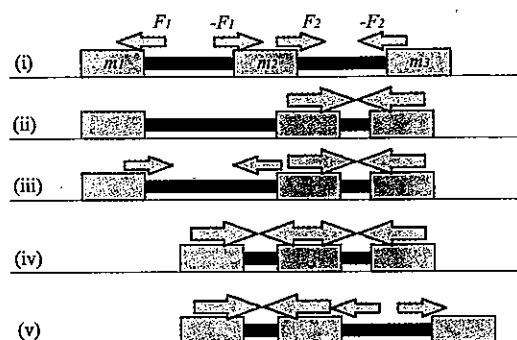


Fig. 8 A motion mechanism of the obtained behavior

アが見られた。RCGA の世代が進むと、シミュレーションの前半で光源に到達し (図 6(b))、そのまま光源付近に留まるビヘイビアが獲得された。

図 7 は、最良個体の移動時におけるコントローラの出力値をまとめたグラフである。グラフ内の A, B, C はそれぞれ図 6(a) 中に示した各アクチュエータと対応している。図 7 より、移動時の運動では、進行方向に対して前から順に位相差を形成している様子が確認できる。また、このグラフでは、正方向の波形に対して、負方向の波形の周期が約 1.5 倍長いことが読み取れ、アクチュエータに加える縮み方向の力が伸び方向に対して持続的であると言える。ここで、図 7 の出力から得られる各モジュールの運動の模式図を図 8 に示す。図 8 は、3 つのモジュール m_1, m_2, m_3 を 2 本のバネアクチュエータで直列に連結したモデルである。3 つのモジュールには連結したアクチュエータから力 F_1, F_2 を加えることで運動する。図 8(i)～(v) は図 7 に従う出力を加えたときの一連の動作を表している。そして、持続的な縮み動作を発生しながら、その隣接アクチュエータが伸縮運動をすることで図 8(iii) 及び図 8(v) に見られるモジュールの引き寄せ動作及び押し出し動作を形成している。この 2 つの動作を各アクチュエータが周期的に繰り返すことで、モジュールを前へ送り出し、その結果全体の移動行動が引き起こされている。

図 9 に、シミュレーション中のモデルの重心と光源との距離の推移を示す。ここでは 10 世代目、50 世代目及び 300 世代目のビヘイビアに対するシミュレーション結果をまとめた。図 9 より、世代の進行に伴い光源との距離が縮まるだけでなく、300 世代目では 4,000 ステップで光源との距離が 0.5[m] 以下となり、残りのステップではその距離を維持しながら留まる様子が観察できる。

次に、本実験で獲得したコントローラに光源追従行動が可能であるのかを調査するため、時間ステップによって光源位置を移動させたシミュレーションを実施した。図 10 に実験結

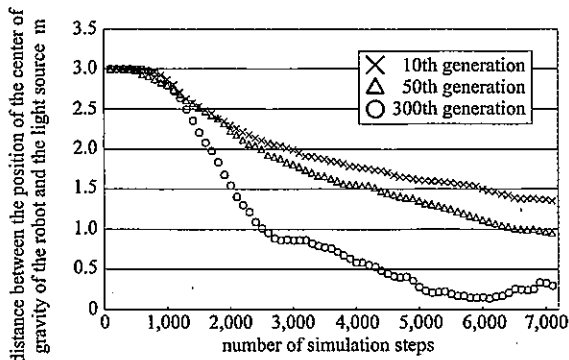


Fig. 9 A distance to destination in each simulation step for following locomotion task

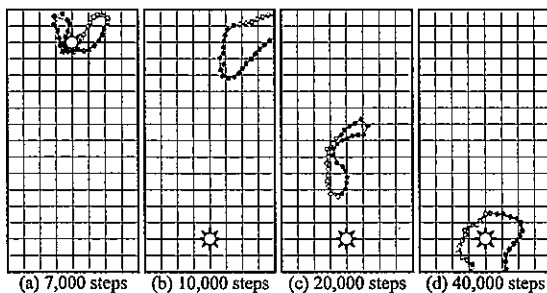


Fig. 10 Following locomotion of light source by the optimized controller

果を示す。このスナップショットでは、10,000 ステップまでは図 10(a) のように学習時と同じ位置 (図中上方) に光源を設置してある。その後は、図中下方に光源を移動し (図 10(b)~(d)), 40,000 ステップまでのビヘイビアを観察した。実験結果より、光源位置が移動した場合でも、追従行動が可能であることが検証できた。

5. 光源探索行動の獲得実験

5.1 実験内容

前章で示した実験は光源を追従するロコモーションの獲得を目指した学習実験である。しかし、実験では常に光源の光が当たることが可能な状況を想定しており、障害物を考慮した環境までは想定していない。そこで次に、障害物によって光源の光情報が遮られた場合を想定した実験を実施する。

光情報が遮られて目的地の認識ができない場合のビヘイビアとしては次の 2 種類の行動が考えられる。

- (1) 部分的に光が遮られた場合、光が当たる方向へ移動
- (2) 完全に光が遮られた場合、光の当たる場所を探索

(1) では、光情報が得られないコントローラは初期状況における全入力値が同一になる。そのような、光を知覚できない場合での制御が必要となる。さらに (2) のような状況では、例えばランダムウォークのように周囲を徘徊するなどによって光を探索する必要が生じる。そのため、要求される行動はさらに難しくなる。ここでは、(1) に挙げた部分的に光が遮られた状況を想定して光源へ向かうビヘイビアの獲得を目的とする。

図 11 に実験環境の模式図を示す。図 11 では、中央付近に障害物を設置するため、光情報を受け取れない領域がある (斜線領域)。この実験では、モデル全体が光の当たる領域に移動し、

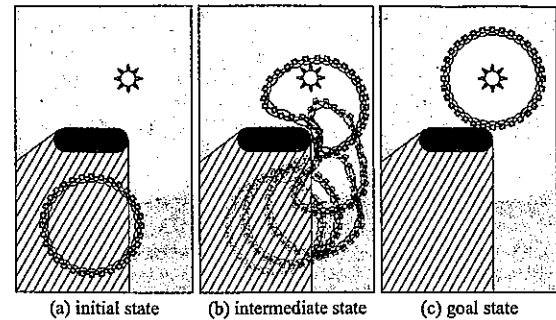


Fig. 11 An outline of a searching locomotion task (plan view)

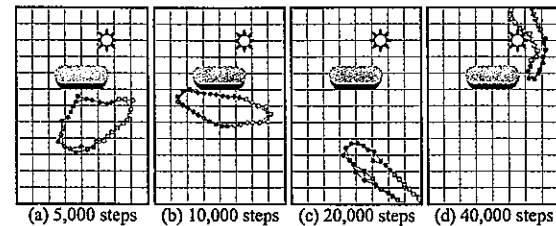


Fig. 12 Following locomotion by the optimized controller with obstacle

かつ光源に近づくタスクを与える。そのためには、図 11(b) のように障害物を回り込んで光源へ移動するビヘイビアの獲得が望ましい。ここで、この問題の困難さを調べるために、前章の追従行動獲得実験で獲得したコントローラを用いて障害物環境下で光源に到達可能かを調べたシミュレーション結果を図 12 に示す。図 12(d) より約 40,000 ステップのシミュレーションで光源付近に到達する様子である。しかしながら、20,000 ステップを超える時点においても障害物を回り込むビヘイビアは確認できず、移動先で偶然光源を捉えることができたため、光源に到達できたことが観察された。これは、障害物を考慮した環境に適応したコントローラを獲得する必要性を示している。なお、実験条件は先程の実験と同様に表 2 に従い、ビヘイビアは式 (3) によって走光性行動を評価する。

5.2 実験結果

障害物がある場合の新たなビヘイビア獲得の実験結果を図 13~16 に示す。追従行動の獲得実験と同様に図 13 及び 14 は初期世代及び 300 世代目における特徴的なビヘイビアのスナップショットである。学習の初期段階では、出発点で動くことしかできず、ほとんど光に当たることができていない。しかし、世代が進につれて光に当たり評価値を稼ぐ個体が増加し、最終的には光源に近づくビヘイビアが確認できた。図 15 は、最良個体の移動時におけるコントローラの出力値をまとめたグラフである。グラフ内の A, B, C はそれぞれ図 14(b) 中に示すアクチュエータと対応している。図 15 より、移動時の運動は図 7 と同様に進行方向に対して前から順に位相差を形成している様子が確認できる。この運動によって、モジュールを前へ送り出しながら移動行動を引き起こしている。図 16 に、10 世代目、50 世代目及び 300 世代目のビヘイビアに対するシミュレーション中のモデルの重心と光源との距離の推移を示す。図 16 から、世代の進行にともない光源との距離を縮めていることが確認できる。

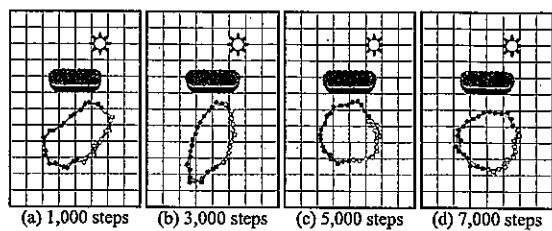


Fig. 13 Obtained behaviors of searching locomotion at the 1st generation

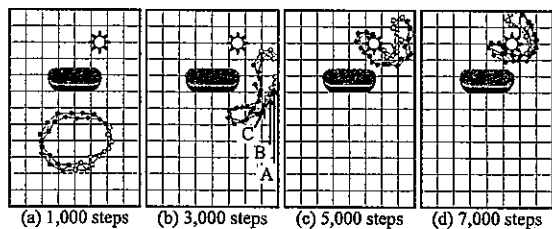


Fig. 14 Obtained behaviors of searching locomotion at the 300th generation

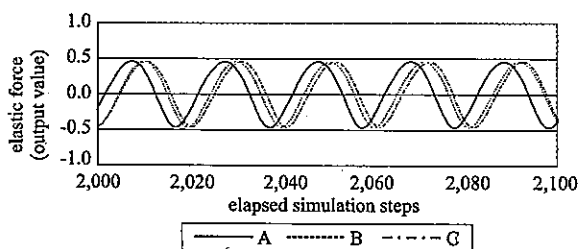


Fig. 15 An elastic force in each simulation step for following locomotion task

6. 基本行動の組合せによる複雑なタスク達成の検証実験

3章及び4章では、障害物の有無を考慮した環境を想定した実験を実施し、それぞれの環境に適応したビヘイビアを獲得した。これらのビヘイビアを基本行動パターンとして、組合せて利用することにより、複雑なタスク達成を実現する。ビヘイビアの組合せによる高度なビヘイビアの構築には、状況に応じて適したコントローラの選択が要求される。これを実現するためのアプローチとしては、サブサンクションアーキテクチャ、ANN 及び Q 学習などを採用した方法が挙げられる。本実験では、基本実験として障害物の通り抜け実験を実施し、円環型モジュラーロボットが複数のコントローラを使い分けることで単体のコントローラよりも早く光源に到達可能であることを検証する。コントローラの切り替えは、単純なアプローチとして閾値による選択方法を採用し、80% 以上のモジュールが光を浴びているなら追従行動のコントローラを使用し、その他の場合は光源探索行動のコントローラを使用する。

結果を図 17 及び 18 に示す。図 17 はコントローラを使い分けながら障害物を通り抜けている様子を示したスナップショットである。また、図 18 は、シミュレーション中のモデルと光源との距離をプロットしたグラフであり、2つのコントローラを使い分けた場合及びそれぞれ単体で使用した場合の結果をまとめている。実験結果より、シミュレーションの前半では光が遮られているため、光源探索行動をとり光源方向へ近づく

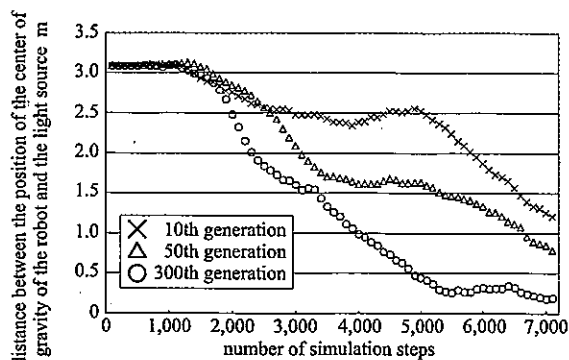


Fig. 16 A distance to destination in each simulation step for searching locomotion task

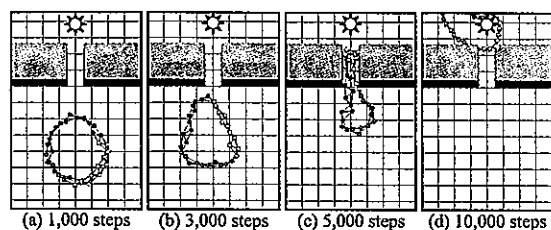


Fig. 17 Obtained behaviors by multiple controllers

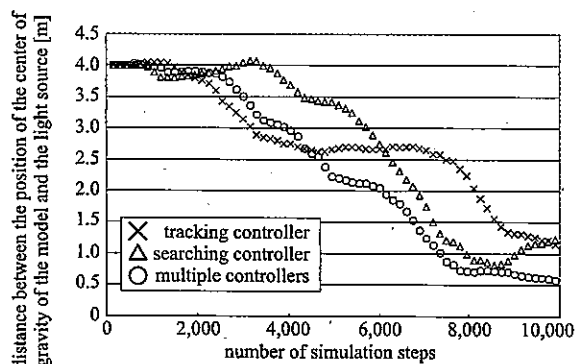


Fig. 18 A distance to destination in each simulation step for multiple task

様子が見られた。そして、4,000 ステップ付近になると、光を浴びるモジュールの割合が高くなり、光源追従行動をとることで障害物を通り抜ける様子が確認できた。最終的には、単体のコントローラよりも早く光源に近づくビヘイビアが得られ、基本的な行動を組み合わせることで学習時よりも複雑なタスクの達成を可能とした。しかしながら、本実験では、単純な閾値によるコントローラの使い分けをしているため、複雑な環境において高度な自律行動を獲得したとはいえない。これを実現するために、どのように基本行動を組み合わせると多様なビヘイビアを形成可能であるのかという点に焦点を当て、自律的な複合型コントローラの提案及び導入が課題となる。

7. 結 論

本研究では、円環構造型のモジュラーロボットが自律的なビヘイビアを獲得するための学習実験を実施した。これらをまとめると以下になる。

- (1) 光源追従行動の獲得実験において、進化計算から各パネの自律分散制御によるロコモーションの獲得を確認した。

- (2) 障害物の設置した環境における光源の探索行動の獲得実験を実施し、ロコモーションの獲得を確認した。
- (3) 上記の2種類の獲得行動を組み合わせ、光の当たる割合によってコントローラを使い分けることでより複雑な環境における光源追従行動が可能であることを検証した。

また、行動獲得実験では、各コントローラが互いに位相差を形成することで効率的なロコモーションを発生することを観察した。しかしながら、どのようにしてモデル全体の形状を制御し、タスク達成に至る運動メカニズムの解析は非常に複雑な問題である。そこで、獲得したビヘイビアを時系列解析し、環境に適応しロコモーションを発生させる位相差形成ダイナミクスを調査する必要がある。このダイナミクスを調査することにより、始動・移動・停止など移動運動中の各運動メカニズムが明らかになる。

また、モデルの自律分散制御を生かし、モジュール数を大規模に拡張したモデルを制御可能であるのかを検証すること、外乱を考慮した実験によるロバスト特性の調査が課題である。さらに、モデル自身が持つ自由度の高い形状を生かして、形状の変形がより要求される環境下での学習実験の実施も課題として挙げられる。特に、基本行動を組み合わせた複合型のコントローラを実現することによって、目的及び状況に応じたビヘイビアの使い分けが期待され、多様な環境での適応行動が実現できる。なお、本実験で獲得したビヘイビアの動画はWeb上に公開してある¹⁴⁾。

参考文献

- 1) K. Sims: Evolving Virtual Creatures, Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, (1994) 15.
- 2) 山本 雅人, 岩館 健司, 大江 亮介, 鈴木 育男, 古川 正志: 自律的行動獲得に基づく仮想ロボットの開発, 計測自動制御学会論文集, 46, 1, (2010) 1.
- 3) H. Lipson and J. B. Pollack: Automatic design and manufacture of robotic lifeforms, *Nature*, 406, 6799, (2000) 974.
- 4) J. B. Pollack, H. Lipson, G. Hornby and P. Funes: Three Generations of Automatically Designed Robots, *Artificial Life*, 7, 3, (2002) 215.
- 5) 朝井勇次, 有田隆也: マルチエージェント環境におけるロボットの構造と行動の共進化, 知能システムシンポジウム資料, 30, (2003) 61.
- 6) M. Yim, W. M. Shen, B. Salemi, D. Rus, M. Moll, H. Lipson, E. Klavins and G. S. Chirikjian: Modular Self-Reconfigurable Robot Systems: Challenges and Opportunities for the Future, *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 14, 1, (2007) 43.
- 7) M. Yim, D. G. Duff and K. D. Roufas: PolyBot: a Modular Reconfigurable Robot, *Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2000)*, 1, (2000) 514.
- 8) W. M. Shen, B. Salemi and P. Will: Hormone-Inspired Adaptive Communication and Distributed Control for CONRO Self-Reconfigurable Robots, *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, 18, 5, (2002) 700.
- 9) E. Yoshida, S. Murata, A. Kamimura, L. Tomita, H. Kurokawa and S. Kokaji: A Motion Planning Method for a Self-Reconfigurable Modular Robot, *Proceedings of the 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2001)*, (2001) 590.
- 10) K. Yoneda, I. Suzuki, M. Yamamoto and M. Furukawa: Acquisition of Adaptive Behavior for Virtual Modular Robot Using Evolutionary Computation, *The 10th European Conference on Artificial Life*, (2009).
- 11) A. Kamimura, H. Kurokawa, E. Yoshida, S. Murata, K. Tomita and S. Kokaji: Automatic Locomotion Design and Experiments for a Modular Robotic System, *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, 10, 3, (2005) 314.
- 12) A. Ishiguro, T. Umedachi, T. Kitamura, T. Nakagaki and R. Kobayashi: A Fully Decentralized Morphology Control of an Amoeboid Robot by Exploiting the Law of Conservation of Protoplasmic Mass, *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2008)*, (2008).
- 13) NVIDIA PhysX: http://www.nvidia.co.jp/object/physx_new.jp.html
- 14) Autonomous System Engineering Laboratory, Hokkaido University: <http://autonomous.complex.eng.hokudai.ac.jp/researches/physics-modeling/movies/yoneda/>