



HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	円環構造型モジュラーロボットの移動行動獲得とモジュール拡張性に関する考察
Author(s)	米陀, 佳祐; 鈴木, 育男; 山本, 雅人 他
Citation	精密工学会春季大会学術講演会講演論文集, 2010, 87-88
Issue Date	2010-03-01
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/51202
Type	journal article
File Information	B03_087088.pdf



円環構造型モジュラーロボットの移動行動獲得とモジュール拡張性に関する考察

北海道大学 ○米陀 佳祐, 鈴木 育男, 山本 雅人, 古川 正志

Acquisition of Locomotion and Consideration of Scalability for Modular Robot with an Annular Shape
Hokkaido University, 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 it is that the modular robot behavior is obtained by an each module movement based on local communications between linked modules. This study focuses on a computer simulation obeying physics laws for a virtual modular robot. This simulation aims at achieving given tasks autonomously for it in specific circumstances. Our goal is to acquire a control system in evolution for the virtual modular robot and to discuss about model scalability.

1. はじめに

進化ロボティクスや人工生命の分野において、自律ロボットの制御に関する研究が行われている。特に、与えられたタスクを自律的に達成するビヘイビアの獲得は重要な課題である。本研究では、特定環境下でロボットが目的のタスクを自律的に達成する問題の計算機シミュレーションに焦点を当てる。

このようなタスク達成問題を取り扱うため、これまでに3次元仮想空間内に構築された仮想自律ロボットとして Animated Robot (Anibot) を提案し、Anibotの簡易帰化モデル及び物理シミュレーションを実施できる共通ツールとしてモデラー TIPS-PM の開発を進めてきた¹⁾。

本稿では、形状を変えながら周囲の環境及び与えられたタスクへの適応が期待できるモデルとして、モジュラーロボットに注目する。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。このロボットの特徴はモジュール連結部の回転及び伸縮などの局所的な相互作用により各モジュールが運動し、ロボット全体が振る舞う点である²⁾。本研究では、高い自由度を持ち環境への柔軟な適応が期待できる円環構造のモジュラーロボットを対象として、モジュール間の相互作用のみから全体を運動させるビヘイビアの進化的獲得を目指す。行動獲得は、形状を変形する簡単なタスクとして、障害物の隙間を通り抜けるタスクの学習実験を物理シミュレーションによって実現する。また、学習から得られたビヘイビア拡張性を議論するため、モジュール数を拡張したモデルの制御実験を再学習なしで実施し、それらの結果を示す。

2. 円環構造モジュラーロボット

2.1. ボディ

実験で扱うモジュラーロボットを図1に示す。このモデルは、直方体形状のモジュールをバネアクチュエータで円環状に連結したモデルである。各バネの伸縮をモデル全体に伝えやすくするため、近隣のモジュール同士だけでなく2リンク先のモジュール同士もバネジョイントで連結している。

2.2. 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て、光源へ向かい移動するビヘイビアを想定している。そこで、各モジュールにセンサとして光センサ及び障害物用の距離センサを定義し、周囲情報

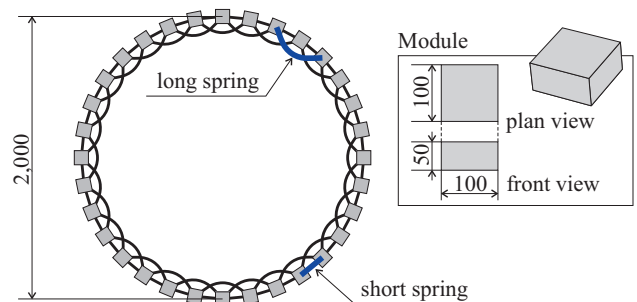


Fig.1 Body system of modular robot (plan view)

の認識を可能とする。

光センサは、モジュール i が光源から受ける光強度 $L_i(t)$ の取得が可能である。光強度はモジュールと光源の間の距離 d_i に対して式 (1) で定められる。

$$L_i(t) = \begin{cases} e^{-\alpha d_i} & (\text{if module } i \text{ receives light}) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (1)$$

ただし、モジュールと光源の間に障害物がある場合、その光センサは光源を認識できないとする。ここでは、距離に対して減衰する関数として指数関数で光量を定義した。なお、 α は重み係数であり $\alpha = 0.8$ とした。

2.3. 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 (2) に従う力を加えることで制御する。

$$f_i(t+1) = A_i(t) \sin(\omega_i(t)\Delta t + \theta_i(t)) \quad (2)$$

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ステップのシミュレーション時間、及び $\theta_i(t)$ は累積位相である ($\theta_i(0) = 0$, $\theta_i(t+1) = \theta_i(t) + \omega_i(t)\Delta t$)。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、各時刻において、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。

2.4. 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

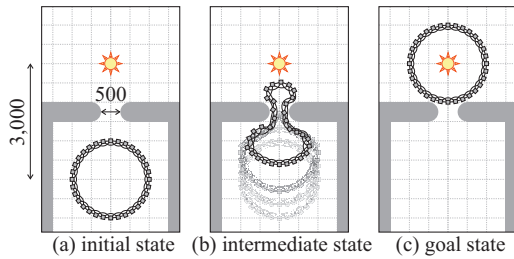


Fig.2 A task of learning experiment (top view)

得を目指すため、コントローラは人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network, ANN) で構成する。ANN には、センサが取得した光情報、及び現在のアクチュエータの状態として累積位相 $\theta_i(t)$ 及び力 $f_i(t)$ を入力する。そして、アクチュエータの各時間ステップにおいて制御パラメータ $A_i(t)$ 及び $\omega_i(t)$ を出力して伸縮を制御する。

3. 数値シミュレーション実験

3.1. 実験内容

円環構造のモジュラーロボットがビヘイビアを獲得し、タスク達成が可能かを検証する学習実験を実施する。本実験は図 2 に示すように、障害物に囲まれた状況下で隙間を通り抜け、光源へ移動するビヘイビアを獲得する実験である。学習実験は、モデルが持つ全 ANN の結合荷重を実数型遺伝的アルゴリズム (Real-Coded Genetic Algorithm, RCGA) で最適化する。ただし、学習の簡単化のため、各 ANN の結合荷重は共通の値を使用する。

3.2. 実験条件

学習中におけるモデルの振る舞いは式 (3) で評価する。

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

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、モデルがシミュレーション中にどれだけ光源の光を受けたかを評価する。この評価値が大きいほど、早く光源に近づき光源付近で長く留まるビヘイビアとなり、評価値を最大化するよう ANN を最適化する。

本実験では、ニューロン数 20 個の隠れ層を 2 層持つ 4 層構造 ANN を採用した。RCGA は、個体数 30 個で 200 世代最適化する。各遺伝オペレータは、交叉率 80%、突然変異率 1% とした。シミュレーションは 1 ステップ 1/60 [sec] とし、1 エピソード 8,200 ステップのビヘイビアを評価する。

3.3. 実験結果

学習実験の結果をまとめる。図 3 に GA によって 200 世代最適化した最良個体のビヘイビアの様子を示す。このスナップショットでは、モデルが隙間へ向かい形状を細長く変形させ、隙間を抜け出す様子を確認できる。この実験では、GA の世代が進むにつれて、光源の光をより受けやすい場所に移動するビヘイビアが見られた。その結果、効率的に隙間から外へ抜け出すビヘイビアを獲得できた。

また、学習後のコントローラを利用してモジュール数を拡張したモデルに適用した様子を図 4 及び図 5 に示す。図 4 ではモジュール数を 1/4 倍の 8 モジュールにし

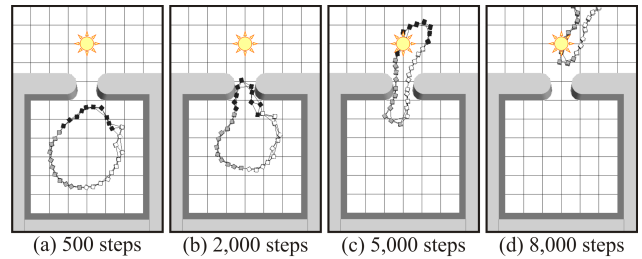


Fig.3 Experiment result at the 200th generation

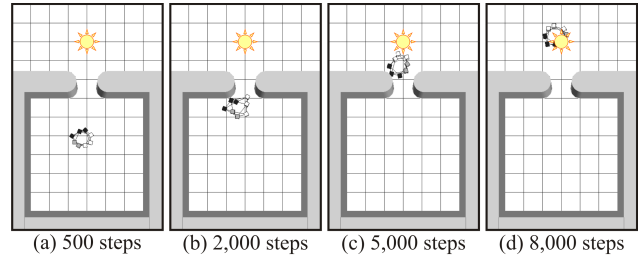


Fig.4 Experiment when 32 modules are increased to 8 modules

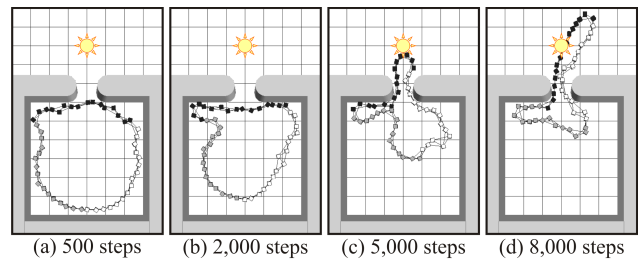


Fig.5 Experiment when 32 modules are increased to 48 modules

た場合、図 5 では 1.5 倍にした 48 モジュールの場合のビヘイビアの様子である。自律分散的にビヘイビアを制御するコントローラを採用しているため、ある程度のモジュール数の拡張でもタスク達成が確認できた。これらの結果より、本モデルの制御におけるモジュールの拡張性が期待できる。なお、この実験で獲得したビヘイビアの様子は動画として Web 上に公開してある³⁾。

4. おわりに

本研究では、円環構造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。実験では、自由度の高い形状を利用して、柔軟な運動から移動行動を獲得し、さらにモジュールの拡張性を確認した。今後は、獲得したビヘイビアの運動メカニズムを時系列で解析し、より効率的な制御方法に関して議論することが課題となる。

参考文献

- 1) K. Yoneda, K. Iwadate, I. Suzuki, M. Yamamoto and M. Furukawa, Development of Modeling Tools for Animated Robot, International Symposium on AMAM2008, 2008.
- 2) S. Murata and H. Kurokawa: Self-Reconfigurable Robot: Shape-Changing Cellular Robots Can Exceed Conventional Robot Flexibility, IEEE Robotics & Automation Magazine, (2007) 71.
- 3) Autonomous System Engineering Lab., Hokkaido Univ., <http://junji.complex.eng.hokudai.ac.jp/researches/physics-modeling/movies/yoneda/>