HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	複合型ビヘイビアによる円環構造弾性ロボットの自律行動獲得
Author(s)	米陀, 佳祐; 鈴木, 育男; 山本, 雅人 他
Citation	精密工学会誌, 77(5), 476-482 https://doi.org/10.2493/jjspe.77.476
Issue Date	2011
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/64598
Type	journal article
File Information	77_476.pdf



Hokkaido University Collection of Scholarly and Academic Papers : HUSCAP

論文

複合型ビヘイビアによる円環構造弾性ロボットの自律行動獲得 *

米陀佳祐 ** 鈴木育男 *** 山本雅人 *** 古川正志 ***

Behavioral Acquisition for Elastic Circular Robot by using Composite Behavior

Keisuke YONEDA, Ikuo SUZUKI, Masahito YAMAMOTO and Masashi FURUKAWA

A virtual elastic robot is proposed which has a body with multiple degrees of freedom. It is capable of fitting its body to the given surrounding environment. The intended robot is modeled by rigid objects connected by spring joints in a circular structure. Its control system manipulates spring actuators to realize elastic movements. This paper aims to acquire its control system for the robot to behave autonomously to adapt to various circumstances. A physical simulation is done to achieve given tasks for the elastic robot. The simulation result shows that the elastic robot achieve a simple locomotion task. Moreover, we conduct a learning experiment to adapt the robot to a complicated circumstance, in which an obstacle is put In order to allow the robot to adapt to there, we propose a composite behavior which consists of simple behaviors. The simulation results in forming a behavioral pattern of autonomous locomotion.

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

1. 序　　論

本研究では，移動することで環境に適応可能な自律ロボットを実現するための適応行動の獲得を目指す．自律的なビヘイビアの獲得を実現するために，目的の作業に基づいたタスク達成問題を与える．このように自律行動獲得を目指した研究は，人工生命及び進化ロボティクスの分野で行われてきた．特に近年では，タスク達成に適した制御系を最適化問題によってボトムアップ的に構築するアプローチが採用されており，発見的なビヘイビアの獲得が期待される．代表的な研究には，K. Sims[1)]が提案した仮想生物モデルがある．この研究では，仮想生物の形状及びビヘイビアの獲得に進化計算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であるかという課題を挙げている．

K. Sims[1)]が提案した仮想生物モデルは，最適化時の環境に特化した最適形状の設計が期待できる．しかし，最適化時以外の環境には十分な適応能力が得られない．この問題を解決するために，形状を変形して多様な環境への適応を目指す自律ロボットとしてモジュラーロボットが提案されている[2) 3)]．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，単体のモジュールでは運動を発生できないが，複数のモジュールを連結する各関節を動作させることで，高い自由度を持つ柔軟な運動が可能な点である．更に，モジュール同士の連結を組み替えることで，多様な形状への変形が可能である．近年のモジュラーロボットに関する研究では，形状再構成における効率的な計画アルゴリズムの提案及び特定の形状に対する効率的な制御方法の提案が課題とされている[4)]．更に，進化計算を導入することで自律行動の獲得に取り組む研究も報告されている[5)]．しかし，形状の変形による環境適応を目指す場合，環境やタスクに対してその場で適した形状の決定が要求される．これは，K. Simsの研究で挙げられた課題と同様の問題である．

これらの背景から，最適化による形状の獲得及び変形を扱うのではなく，高い自由度の形状を持つ自律ロボットに注目する．本研究では，多自由度な形状を持つ自律ロボットを弾性ロボットと呼び，進化計算を適用し高度な自律行動の獲得を目指している．弾性ロボットは柔軟な形状を利用して周囲の環境に形をフィットさせることが期待される．つまり，細い隙間があれば形状を細長くして通り抜けることが可能であり，不整地があれば段差に形をフィットさせて環境に適応することが期待される．本研究では，単純な構造の弾性ロボットとして，円環構造を持つロボットを対象とした自律移動行動の獲得に取り組んでいる．これまでの研究において，目的地として光源を設置し，光源を追従移動するコントローラの獲得を実現している[6) 7)]．また，障害物を設置して部分的に光源を遮断した環境下においても，光源に近づく行動の獲得を実現している．本稿では，障害物を設置した環境における多様なロコモーションを実現するために，複数のビヘイビアを組み合わせた複合的なビヘイビアの形成に注目する．弾性ロボットが，環境に対して適したビヘイビアを選択し，一連の複合的なビヘイビアを形成することで高度なタスクを達成可能であることを示す．

以下，2章では関連研究を挙げ，3章で弾性ロボットの構成について述べ，4章で移動行動の獲得実験を物理シミュレーションで実施し結果を示す．また，5章では障害物を設置した環境下において複合的なビヘイビアを形成する学習実験の物理シミュレーション及びその結果を示し，6章で結論を述べる．

2. 関　連　研　究

弾性ロボットの制御に関するこれまでの研究では，アメーバの運動のような柔軟な動作を再現することに注目した研究が行われている．多自由度モデルによる行動の実現を目指した

* 原稿受付　平成22年10月20日
** 学生会員　北海道大学 大学院情報科学研究科（北海道札幌市北区北14条西9丁目）
*** 正 会 員　北海道大学

研究として，A. Ishiguro ら [8]は円環構造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アメーバ特有の原形質流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，各バネの特性を制御することで，目標地点へ向かうロコモーションを実現している．しかし，数理的な行動のモデル化が必要となるため，多様なビヘイビアの表現が困難である．

また，D. M. Kriesel ら [9]は，円環構造の弾性体を与え，その中に多数の小型生物を配置したモデルを提案している．そして，弾性体の拘束下における各生物の群行動によって柔軟なビヘイビアを実現している．各生物のビヘイビアを進化計算によって獲得することで，障害物を考慮した複雑な環境下での移動行動を獲得した．しかし，モデルの特性を調べるためには各小型生物の挙動を観察する必要があり，運動の解析が非常に複雑である．

本研究で扱うモデルでは，各アクチュエータの挙動はバネによる単純な伸縮運動であるため獲得したビヘイビアの解析は容易である．また，進化計算による行動獲得が可能なモデルであるため，多様な環境への適応行動の獲得が期待できる．

3. 円環構造弾性ロボット

3.1 ボディ

実験で扱う円環構造弾性ロボットの構成を図 **1** に示す．このモデルは，角柱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 つ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，連結する 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．

本モデルは，20 個のモジュールから構成し，平面上の各方向から対称な構造とした．各モジュールの密度を 2,700 kg/m^3，地面との反発係数を 0.3，動摩擦係数を 0.4，静摩擦係数を 0.6 と設定した．また，各モジュールを連結するバネアクチュエータの自然長を 0.2 m，バネジョイントの自然長を 0.4 m とした．各バネは自然長に対して 0.5 倍〜1.5 倍の長さに伸縮可能であり，バネ定数は 500 N/m とした．

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である．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，モジュールと光源間に障害物がある場合は，センサは光源との距離が認識できないとする．

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．

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

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，

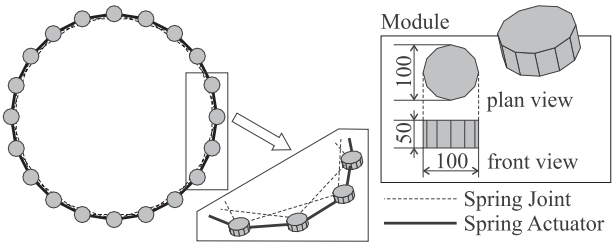


Fig. 1 Body system of modular robot (plan view)

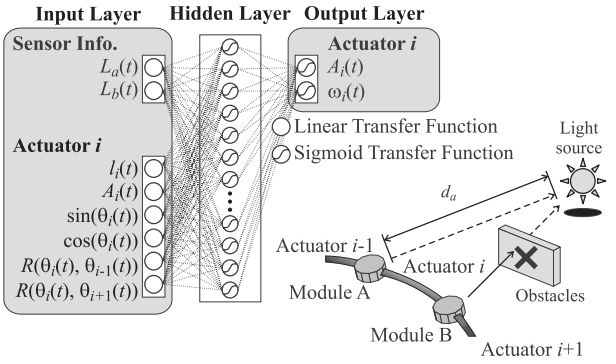


Fig. 2 Sensor system and neural controller of the elastic robot

$A_i(t)$ 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，コントローラを設定する．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 つのモジュールが取得したセンサ情報を入力する．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．

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

ただし，α は重み係数であり，ここでは $\alpha = 0.8$ 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情報として，$L_a(t), L_b(t)$ を入力する．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，振幅 $A_i(t)$，累積位相に対する $\sin(\theta_i(t)), \cos(\theta_i(t))$ も入力する．ただし，ここでアクチュエータ 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．さらに，隣接する 2 つのアクチュエータとの伸縮リズムの位相差をそれぞれ入力する．ここでは，式 (3) に基づき位相差 ($R(\theta_i(t), \theta_{i-1}(t))$ 及び $R(\theta_i(t), \theta_{i+1}(t))$)

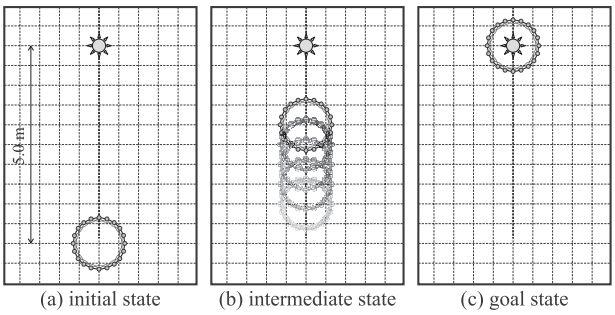


Fig. 3 An outline of a task to move toward a light source

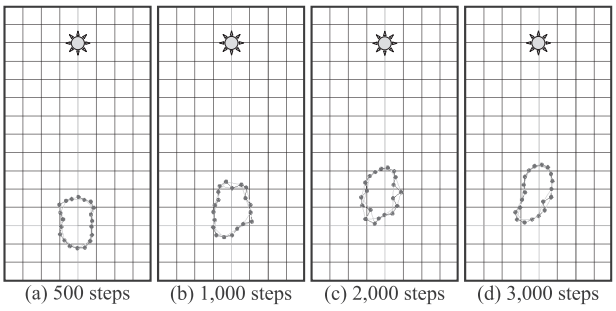


Fig. 4 Obtained locomotion at the 10th generation

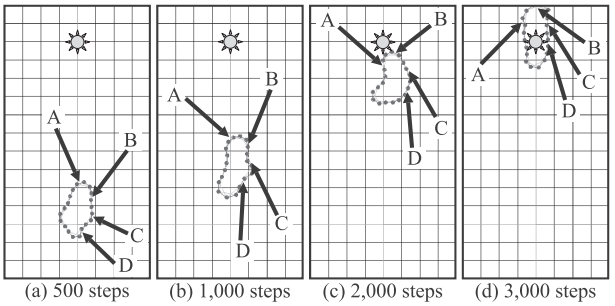


Fig. 5 Obtained locomotion at the 300th generation

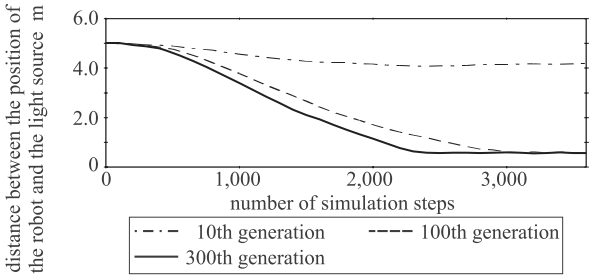


Fig. 6 A distance to destination in each simulation step

を 0.0〜1.0 に正規化して入力値とする．

$$R(\theta_a(t), \theta_b(t)) = \frac{1}{2} \parallel e^{j\theta_a(t)} + e^{j\theta_b(t)} \parallel \qquad (3)$$

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．ANN の構成図を図 **2** に示す．この ANN は，8 入力 2 出力の 3 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. 自律移動行動の獲得実験

4.1 実験内容

弾性ロボットが学習によりビヘイビアを獲得可能であるかを検証する数値シミュレーション実験を実施する．ここでは，光源を追従するロコモーションの獲得を目的としたタスクを設定する．図 **3** に実験環境の模式図を示す．本タスクは，モデルの重心位置から 5m 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．

行動獲得は，バネアクチュエータに割り当てられた全コントローラを構成する ANN の結合荷重を最適化することで実現する．ここで，結合荷重の最適化には，実数型遺伝的アルゴリズム (Real-Coded Genetic Algorithm, RCGA) を適用する．RCGA とは，遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) の最適化パラメータを実数値に拡張したアルゴリズムであり，実数値を直接取り扱える利点を持つ．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．

ANN の最適化では，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する．本実験では，モデルのビヘイビアを式 (4) に従い評価する．

$$E_1 = \sum_{t=0}^{N_s} \sum_{i=1}^{N_m} d_i(t) \qquad (4)$$

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の各モジュールと光源間の累積距離を評価する．この評価値が小さいほど，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，評価値を最小化するようコントローラを最適化する．

弾性ロボットがタスクを遂行するために物理シミュレーションを実施する．ここでは，物理演算ライブラリ PhysX [1] 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．ただし，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，及びバネ同士の衝突による影響は発生しないと仮定する．

以上より，一定時間の物理シミュレーションから得られたビヘイビアを式 (4) で評価し，RCGA によってコントローラを最適化する．物理シミュレーションは 1 ステップ当たりのシミュレーション時間 Δt を 1/60 秒として 3,600 ステップ (60 秒間分) 実施する．RCGA による最適化は，個体数 30 個として 300 世代最適化する．なお，交叉率は 80%，突然変異率は 30% とし，エリート保存を採用して最適化を実施する．

4.2 実験結果

RCGA による実験結果から得たビヘイビアのスナップショットを図 **4** 及び **5** に示す．図 4 及び 5 はそれぞれ RCGA の 10 世代目及び 300 世代目に獲得した最良個体のビヘイビアである．学習の初期段階 (図 4) では，モデル全体の運動の適切な制御ができておらず，初期位置から移動できていない．RCGA の世代が進むと，光源に到達し (図 5(c))，そのまま光源付近に留まる (図 5(d)) ビヘイビアが獲得された．また，図 **6** にシミュレーション中の弾性ロボットの重心と光源間の距離の推

[1] NVIDIA PhysX
http://www.nvidia.co.jp/object/physx_new_jp.html/

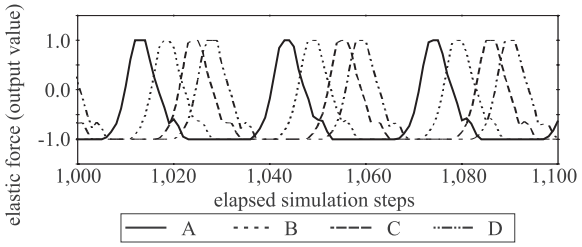


Fig. 7 Elastic forces of actuators in each simulation step in moving

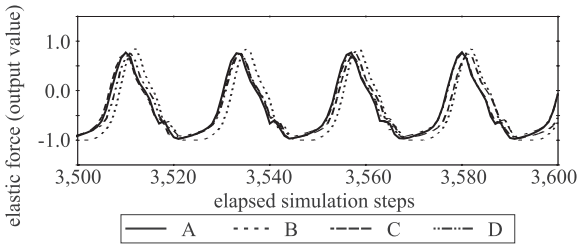


Fig. 8 Elastic forces of actuators in each simulation step in staying

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 6 より，世代の進行に伴いより早く光源に到達する様子が確認できる．さらに，300 世代目では 2,500 ステップで光源との距離を 0.5m 以下とし，以降その距離を維持しながら留まる様子も確認できる．これらの結果から，本実験の学習により弾性ロボットが移動能力を獲得したことが示された．

4.3 運動解析

本実験で獲得した弾性ロボットのビヘイビアからその運動メカニズムを観察する．図 **7** 及び **8** は，最良個体のビヘイビアがシミュレーション中に出力した伸縮力をまとめたグラフである．グラフ内の A，B，C 及び D はそれぞれ図 5 に示した各アクチュエータと対応している．図 7 は 1,000 ステップ目 (図 5(b)) における並進運動時の出力値を表している．同様に，図 8 は 3,500 ステップ目 (図 5(d)) における停止運動時の出力値を表している．

図 7 では，各アクチュエータが一定の位相差を形成しながら同一の周期で伸縮運動をしている．また，図 5(b) より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も確認できる．進行方向に対して位相差を形成することで，各アクチュエータの伸縮運動が弾性ロボット全体に効率的な力の伝播を可能としている．また，図 7 のグラフでは，一周期の伸縮運動の中で正方向のステップ数に対して負方向のステップ数が約 3 倍長いことが確認できる．これは，縮み方向に十分強い力を出力していることになる．

獲得した並進運動では，進行方向に対して隣接するモジュールを引き寄せ，そして押し出す動作を周期的に発生させることで効率的な動作を実現している．ここで，獲得した並進運動の運動メカニズムの模式図を図 **9** に示す．この運動メカニズムは，伸縮運動に位相差を形成することでモジュールと地面間の静摩擦力及び動摩擦力を効率的に切り替えている．

これに対して，停止時の出力値 (図 8) では，各アクチュエータの伸縮運動に位相差がないことが確認できる．これは，隣接アクチュエータ間における位相差のない伸縮運動によって，お互いの力を打ち消す働きが期待できる．この打ち消す伸縮運動はモデル全体の動作を妨げる運動となり，その結果ロボットはその場で停止する．以上より，隣接するアクチュエータ同士の位相差を調整することによって，弾性ロボットが効率的に並進運動及び停止運動を制御していることが確認された．

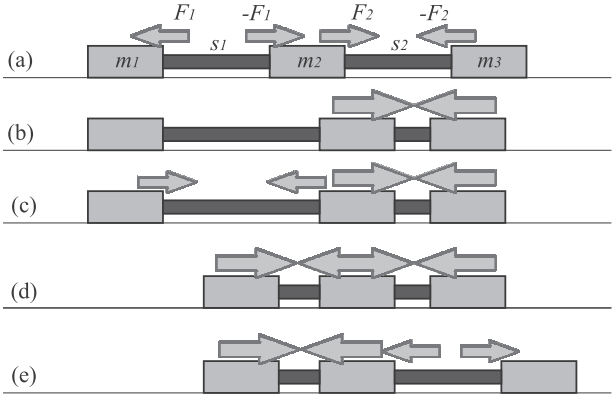


Fig. 9 A motion mechanism of the obtained locomotion

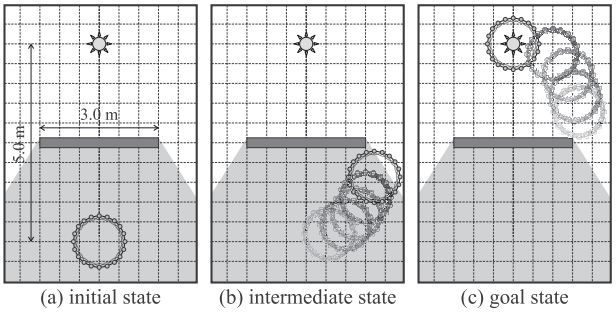


Fig. 10 An outline of a task to stay out and reach an obstacle

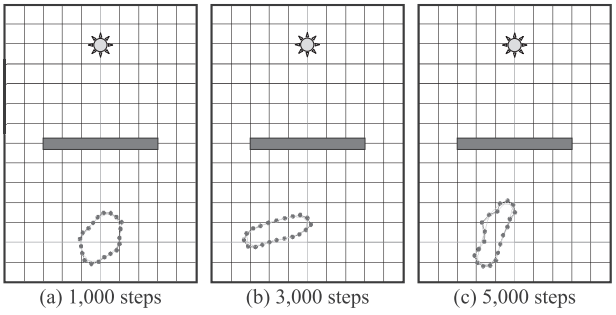


Fig. 11 A verification result when a light is interrupted completely for the obtained locomotion

5. 複合型ビヘイビアによる自律移動行動の獲得実験

5.1 実験内容

前章で示した実験は光源へ向かい移動し停止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を認識できる状況を想定しており，障害物を考慮した環境は想定していない．そこで本章では，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状況下での自律行動の獲得実験を実施する．図 **10** に実験環境の模式図を示す，図 10 では障害物によって光源を認識できない領域がある (灰色領域)．弾性ロボットは初期状態において光源を認識できないため，障害物を回り込み光源に近づく必要がある．ここで，前章の実験で獲得した最良個体が図 10 の環境でどのように振

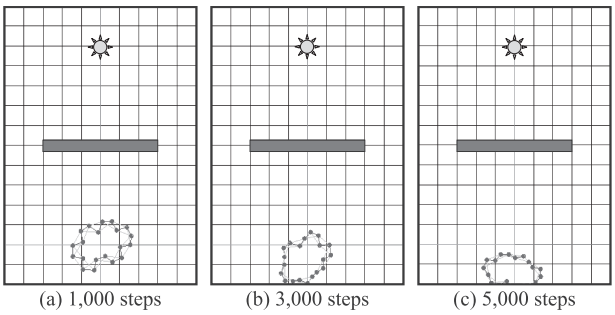


Fig. 12 An obtained locomotion in the complicated circumstance with an obstacle

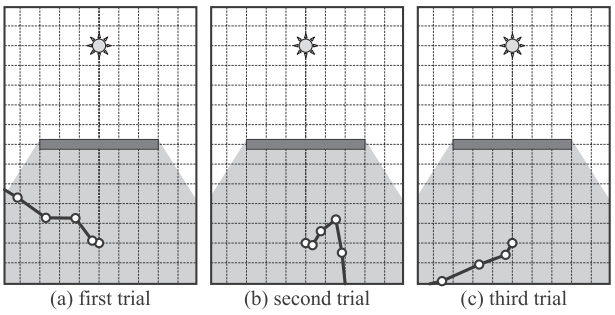


Fig. 13 Trajectories of the obtained behaviors in elapsed simulation step

る舞うのかを検証する．検証結果を図 **11** に示す．図 11 では，弾性ロボットが光源位置を認識できないため，初期位置から移動できていないことが確認できる．そこで，弾性ロボットが障害物を回り込み光源に近づく適応行動の獲得を目的とした学習実験を実施する．

実験では，前章の実験と同様にシミュレーション中のビヘイビアを評価し，RCGA でコントローラを最適化する．障害物を設置した状況を考慮して，モデルのビヘイビアを式 (5) に従い評価する．

$$E_2 = \sum_{t=0}^{N_s} \sum_{i=1}^{N_m} L_i(t) \tag{5}$$

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．この評価値 E_2 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の各モジュールがどれだけ光源に反応したのかを評価する．この評価値を最大化することで，多くのモジュールが光を浴びるために障害物を回り込むビヘイビアが期待される．

まず，この問題の困難性を検証するために，式 (5) の評価関数を用いて前章と同様の条件の行動獲得実験を実施する．ただし，シミュレーションステップ数は十分に光源に到達可能なステップ数として 5,400 ステップとした．実験結果として，RCGA によって 300 世代最適化したビヘイビアを図 **12** に示す．図 12 では，弾性ロボットは設置された障害物によって光源情報が遮断されるため，光源へ近づけないことが確認できる．光源情報が遮断されて入力情報から目標方向を認識できないため，適切な移動行動を獲得できない．従って，光源を認識可能な領域へ移動するために，他のアプローチによって光源を遮られた状況のビヘイビアを獲得する必要がある．

5.2 複合型ビヘイビアの形成

障害物を考慮した複雑な環境におけるタスク達成を目的とした場合，より高度な意思決定が要求される．ここで，前章で獲得した移動行動に注目して特徴を観察する．図 11 では光源を認識できない状況において適切に行動できないことを確認した．前章の実験では光源を遮断した状況を考慮していないため，図 10 の実験環境は未学習な状況となる．従って，この状況でどのように振る舞うのかを推定することは困難である．そこで，前章の最適化実験を複数回実施し，各施行で獲得した最良個体に対して本実験環境におけるビヘイビアを観察する．

検証結果として 3 種類の個体のビヘイビアを図 **13** に示す．図 13 は 5,000 ステップ間の弾性ロボットの重心位置の軌跡を示した図であり，1,000 ステップごとに○印をプロットしてある．図 13 の各ビヘイビアを観察すると，図 11 と同様に適切な振る舞いができてないことが確認できる．しかし，各ビヘイビアは特定の方向に進むなど多様なビヘイビアが見られる．そこで，これらの多様なビヘイビアに注目し，複合化することで未学習な状況における適応行動の形成を目指す．

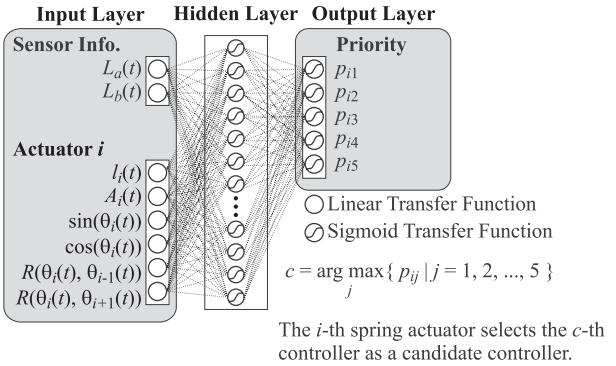


Fig. 14 ANN structure of behavior selector

複合型ビヘイビアの形成に当たり，前章で獲得した複数の個体を基本ビヘイビア群として与え，状況に応じて適した基本ビヘイビアを選択するアプローチを採用する．そこで，状況に応じて基本ビヘイビアを選択する ANN ベースのビヘイビア・セレクターを与えて行動獲得実験を実施する．ビヘイビア・セレクターの構成図を図 **14** に示す．ビヘイビア・セレクターはコントローラと同様に各アクチュエータに設置され，入力に対して各基本ビヘイビアの優先度を出力する．図 14 中の優先度 p_{ij} はアクチュエータ i に対応する基本ビヘイビア j である．アクチュエータ i はビヘイビア・セレクターが出力した最大優先度の基本ビヘイビアを候補として選択する．弾性ロボットは各アクチュエータが選択した候補基本ビヘイビアから，多数決選択によって適した基本ビヘイビアを決定する．そして，決定された基本ビヘイビアのコントローラを用いて各アクチュエータが運動する．

実験では，シミュレーション中のビヘイビアを式 (5) に基づいて評価し，RCGA でビヘイビア・セレクターの ANN を最適化する．ただし，各アクチュエータに定義したビヘイビア・セレクターの結合荷重は共通の値を使用する．基本ビヘイビア群は前章の移動行動獲得実験を同一条件で 5 回試行し，各試行で獲得した最良個体を採用する．5 つの基本ビヘイビアは，光源が遮られた状況で学習していないため，単体のビヘイビアでは適切な行動を期待できない．本実験の複合化によって，

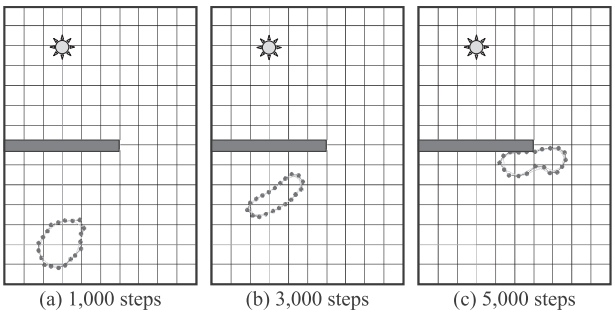


Fig. 15 An obtained composite behavior to stay out and reach an obstacle at the 10th generation

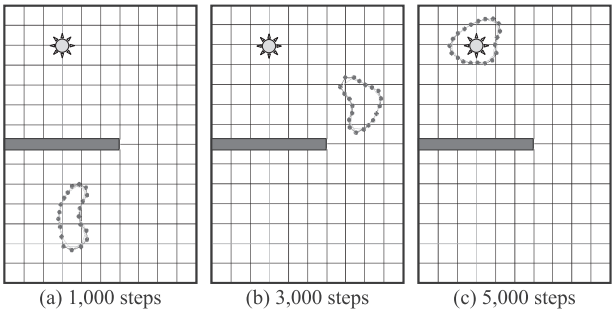


Fig. 16 An obtained composite behavior to stay out and reach an obstacle at the 300th generation

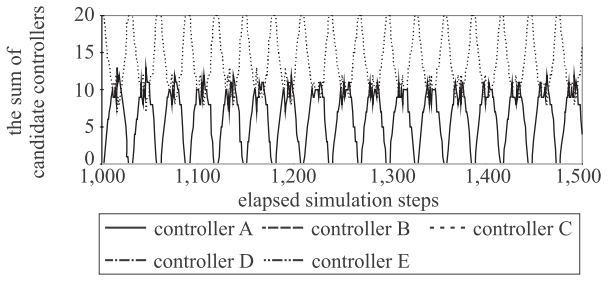


Fig. 17 The sum of candidate controllers in each simulation step in reaching the obstacle

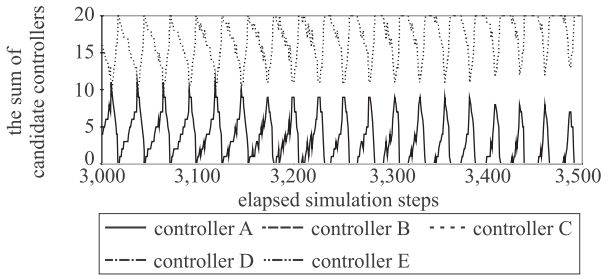


Fig. 18 The sum of candidate controllers in each simulation step in moving toward the light source

未学習な状況における適切な行動を形成可能であるのかを検証する．なお，実験条件は前節の実験と同様の値を採用する．

5.3 実験結果

RCGA による最適化から獲得したビヘイビアを図 **15** 及び **16** に示す．図 15 は RCGA の 10 世代目に獲得した最良個体のビヘイビアを示すスナップショットである．学習の初期段階では，光源を認識可能な領域へ移動するビヘイビアが確認できた．また，図 16 は 300 世代目に獲得した最良個体のビヘイビアを示すスナップショットである．RCGA の世代が進むにつれて，早いステップで障害物を回り込み，光源へ近づくビヘイビアが確認できる．

次に，獲得したビヘイビアからビヘイビア・セレクターの出力値を観察する．図 **17** 及び **18** に，最適化したビヘイビア・セレクターが出力した候補基本ビヘイビアをまとめたグラフを示す．図 17 は，光源情報を遮断された状況 (図 16(a)) でアクチュエータが選択した候補基本ビヘイビアの総和をまとめてある．弾性ロボットは最も選択された基本ビヘイビアを用いて行動するため，図 17 では 2 種類のビヘイビアを周期的に切り替える様子を確認できる．各基本ビヘイビアは光源情報を遮断した状況を考慮していないが，複数の基本ビヘイビアを複合化することで適切な行動を形成可能であるといえる．また，図 17 では 2 種類の基本ビヘイビアのみを利用しており，他の 3 種類の基本ビヘイビアは全く選択されていないことも確認された．

次に，図 18 は，光源を認識できる状況 (図 16(b)) での候補基本ビヘイビアの総和をまとめたグラフである．図 18 より，弾性ロボットは徐々に 1 種類の基本ビヘイビアのみを用いて行動する様子を確認できる．これは，全ての基本ビヘイビアは，光源を認識できる状況において光源へ移動可能であるため，複合化せずに単体のビヘイビアを利用しているといえる．実験結果より，未学習な状況において多様な振る舞いを示す基本ビヘイビア群を複合化することで，適応行動を形成可能であることを示した．また，図 12 と図 16 を比較すると，直接 ANN を最適化し達成できないタスクに対してボトムアップなアプローチが有効であることが示された．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[2]．

6. 結　　論

本研究では，円環構造型の弾性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のようになる．

(1) 隣接アクチュエータとの位相差を形成することで効率的な並進運動及び停止運動の獲得を確認した．
(2) 基本ビヘイビアを ANN ベースで複合化することで未学習な状況を含む環境に適応可能なこと確認した．

行動獲得実験では，各アクチュエータの伸縮動作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．そして，複数のビヘイビアを複合化することで，未学習な環境における適応行動を形成可能であることを示した．しかし，本実験で獲得した複合型ビヘイビアは特定の環境に限定された適応行動であるため環境の変化に対する汎化性が低い．従って，多様な環境に適応するため，基本ビヘイビアの効果的な複合パターンを形成するアプローチが

[2] Autonomous Systems Engineering Lab., Hokkaido Univ. http://autonomous.complex.eng.hokudai.ac.jp/researches/physics-modeling/movies/yoneda/

今後の課題となる．これを実現することで障害物を考慮した環境において光源を探索するビヘイビアの実現が期待される．また，本稿では多数決決定による基本ビヘイビア複合化の有効性を示したが，高度な意思決定の実現のためには自律分散的にビヘイビアを複合化するアプローチが挙げられる．また，弾性ロボットの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，及び外乱・ノイズの影響に対するロバスト特性を示すことが課題である．

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) 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.
3) 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.
4) 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.
5) 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.
6) 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).
7) 米陀 佳祐, 鈴木 育男, 山本 雅人, 古川 正志: 円環構造型モジュラーロボットの自律移動行動の獲得, 精密工学会誌, **76**, 12, (2010) .
8) 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).
9) D. M. Kriesel, E. Cheung, M. Sitti and H. Lipson: Beanbag Robotics: Robotic Swarms with 1-DoF Units, Ant Colony Optimization and Swarm Intelligence, (2008) 267.