



Title	弾性体を制御する人工生物による遊泳行動獲得
Author(s)	福本, 晃宏; Fukumoto, Akihiro; 鈴木, 育男 他
Citation	精密工学会秋季大会学術講演会講演論文集, 2010, 685-686
Issue Date	2010-09-10
Doc URL	<a href="https://hdl.handle.net/2115/51247">https://hdl.handle.net/2115/51247</a>
Type	journal article
File Information	K07_685686.pdf



## 弾性体を制御する人工生物による遊泳行動獲得

北海道大学 大学院情報科学研究科  
○福本晃宏, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志

Acquisition of swimming on artificial creature by using elastic springs  
Akihiro Fukumoto, Ikuo Suzuki, Masahito Yamamoto, Masashi Furukawa  
Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University

Many real creatures have muscles to control their behavior. This study proposes a muscle model and its control method for artificial swimming creature. The muscles are composed of elastic springs for the uses of actuators. ANN controls these actuators. ANN's weights are optimized for the creature to achieve proper swimming by EC and PSO. Simulation results show the swimming of the artificial creature can be compared to the real swimming creature.

## 1. はじめに

人工生物の行動に関する研究ではK. Simsの研究<sup>1)</sup>に代表されるように、関節のトルクを制御する方法が多い。しかし実際の生物は関節を直接制御するのではなく、筋肉を制御することによって間接的に関節に対して力を加えることで行動している。そこで本研究では弾性バネモデルを筋肉に見立てた仮想筋肉と考え、これをアクチュエータとして遊泳する人工生物をモデル化する。アクチュエータの制御器には人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)を使用し、その結合荷重を進化的計算である遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)と粒子群最適化(Particle Swarm Optimization, PSO)によって最適化する。また、水中の環境を近似した仮想物理環境を導入し、高速に計算可能なモデル化を行って数値シミュレーションを行う。

## 2. 人工生物のモデル

本研究で使用する人工生物は複数の剛体によって身体を形成し、弾性バネモデルが筋肉の役割をして行動する。

## 2.1 遊泳モデル

筋肉を有する原始的な生物の遊泳に着目して人工魚のモデルを作成する。魚の筋肉は背骨に対して平行に配置される体側筋であることから、作成する人工魚のモデルでは中央に背骨や胴体に相当する剛体を配置し、側面に魚の体側筋を模倣して弾性バネモデルを配置する。このモデルは原始的な生物であるナメクジウオの遊泳シミュレーション<sup>2)</sup>を参考にしている。剛体の密度は水の密度と等しい値を設定し、重力による力と水中における浮力による力が打ち消し合うようにする。作成したモデルを図1に示す。ここでは、隣接する剛体同士は結合してあり、各関節における自由度は1で蝶番のような変形が可能である。また、弾性バネモデルは鎖線で示されている。

## 2.2 弾性バネモデル

筋肉の役割をする弾性バネモデルを以下の様に設定する。弾性バネモデルでは筋肉の伸縮を表現するために自然長を変更する。弾性バネにおける力 $F$ は式(1)のように表される。

$$F = -kx - b\dot{x} \quad (1)$$

ここで $k$ は弾性係数, $b$ は粘性係数, $x$ は自然長からの変位である。また自然長 $l$ は自然長変化率 $\lambda$ と弾性バネの基本自然長 $l_0$ を用いて式(2)のように計算される。

$$l = \lambda l_0 \quad (2)$$

自然長を変更することにより変位 $x$ が変更され、結果的に弾性バネが力を発生する。 $\lambda$ の値域は自然長の最大変化量 $\sigma$ を用いて $[1-\sigma, 1+\sigma]$ と表すことができる。

遊泳モデルには弾性バネが3本ずつ剛体を挟んで対称に計6本設定した。また、対称の位置にある弾性バネ同士が対であると考え、2本の弾性バネに対して1つの値で伸縮の制御を行う。つまり、片方の自然長変化率が $\lambda$ のとき他方の自然長変化率は $2-\lambda$ とする。また、関節を3つまたぐように配置してあるのでそれぞれの関節に対して同時に力を加えることが可能である。弾性バネのパラメータは全て等しい値を採用し、弾性係数は $5000[\text{N/m}]$ 、粘性係数は $0.1[\text{N}\cdot\text{m}\cdot\text{s}]$ 及び自然長の最大変化量は $0.15$ である。

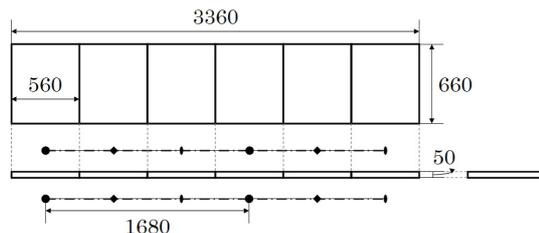


Fig. 1 The orthographic views of the swimming model.

## 3. 仮想物理環境

本研究ではNVIDIA社が提供する物理エンジンであるPhysX<sup>3)</sup>を利用して物理現象をシミュレートする。PhysXでは剛体や弾性体のシミュレーションが容易であり、かつ高速に実行可能である。しかし、PhysXにおいて十分なサポートがされていない流体環境における浮力や抗力などは別の実装する必要がある。今回は水中における浮力と抗力を導入した仮想物理環境をモデル化する。

## 3.1 浮力

流体環境ではアルキメデスの原理より、物体には流体の密度に比例した鉛直上向きの力 $F_B$ (浮力)が生じる。浮力は式(3)で計算される。

$$F_B = \rho Vg \quad (3)$$

$\rho$ は水の密度, $V$ は物体の体積, $g$ は重力加速度である。

## 3.2 抗力

水中における抗力 $F_D$ は様々な要因の影響を受ける。しかし、すべての要因について考慮することはほぼ不可能であり、計算時間も膨大になる。そこで本研究では以下の流体力学で用いられる一般的な抗力の式(4)でモデル化する。

$$F_D = \frac{1}{2} \rho v^2 S C_D \quad (4)$$

$\rho$ は水の密度, $v$ は物体と水との相対速度, $S$ は抗力を受ける物体の投影面積, $C_D$ は物体固有の抗力係数である。

## 4. 人工ニューラルネットワーク

弾性バネモデルの制御にはANNを使用する。使用するANNは図2のような構造をしており、出力値が入力層にフィードバックされるようになっている。中間層と出力層の出力値は次の式(5),(6)で計算される。

$$z_j = s\left(\sum_i w_{ij} y_i\right) \quad (5)$$

$$s(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1 = 2\zeta_1(x) - 1 \quad (6)$$

ただし $z$ はニューロンの出力値, $w$ は結合荷重, $y$ はニューロンへの入力値, $s(x)$ は標準シグモイド関数 $\zeta_1(x)$ の値域を $(0,1)$ から $(-1,1)$ にした関数である。入力層と中間層、出力層のニューロン数はそれぞれ7個、5個、3個である。中間層の個数は経験的に決定した。

## 4.1 出力

ANNの制御対象は人工魚のモデルにおける弾性バネモデルの自然長であり、その値は自然長変化率によって決められる。したがって求める自然長変化率 $\lambda$ は出力値 $z$ と自然長の最大変化量 $\sigma$

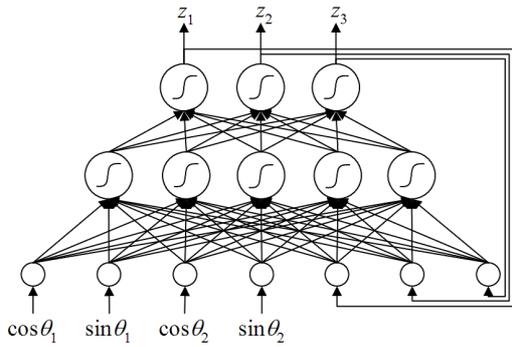


Fig. 2 The artificial neural network as a controller for the elastic spring models of the swimming creature.

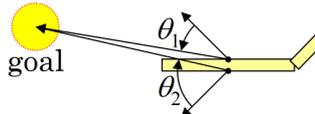


Fig. 3  $\theta_1$  and  $\theta_2$  are the angles, which are used for an input of the ANN.

を用いて式(7)で計算される.

$$\lambda = \sigma z + 1 \quad (7)$$

#### 4.2 入力

入力には人工魚のモデルから見た目的地への情報と制御対象であるモデル自身の情報を与える. 目的地への情報は人工魚のモデルに設定された2つの視覚ベクトルと目的地へのベクトルを用いて図3のように角度  $\theta$  を求め, 連続値で表現できるようにするために  $\cos \theta$  と  $\sin \theta$  を利用する. モデル自身の情報は弾性バネモデルの自然長変化率に関する値として出力値をフィードバックする. また, 入力値は全て[-1,1]の範囲内である.

#### 5. 進化的計算

ANNの結合荷重を最適化するために進化的計算のGAとPSOを使用する. どちらもANNの結合荷重を単純に並べた配列に対して最適化を行う. GAとPSOの設定を表1にまとめる.

##### 5.1 遺伝的アルゴリズム

GAでの遺伝操作には, エリート保存, 各ニューロンにおける入力の結合荷重に対しての一様交叉および突然変異を行う. 突然変異では要素ごと突然変異確率に従い一様乱数によって値を変更する.

##### 5.2 粒子群最適化

PSOにおける解配列の更新は次の式(8)を使用する.

$$\begin{aligned} v_i^{t+1} &= \varphi_w v_i^t + \varphi_1 r_1 (x_i^b - x_i^t) + \varphi_2 r_2 (x_g - x_i^t) \\ x_i^{t+1} &= x_i^t + v_i^{t+1} \end{aligned} \quad (8)$$

ここで粒子  $i$  について,  $v_i$  は速度,  $x_i$  は解配列,  $\varphi_w$  は慣性係数,  $\varphi_1$  は各粒子における今までの最良解  $x_i^b$  に関する係数,  $\varphi_2$  は粒子全体の中での最良解  $x_g$  に関する係数である. また  $r_1$  と  $r_2$  は[0,1]の乱数である.

##### 5.1 適応度関数

GAとPSOで使用する適応度関数  $f$  は, 目的地により速く到着するほど高くなるように式(9)を用いる. また各ステップの総和を取っているため, あまり遠回りしない個体の適応度が評価される.

$$f_i = \begin{cases} 1 & \text{after goal} \\ 1 - \frac{d_t}{d_0} & d_t \leq d_0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$$f = \sum_i f_i$$

ただし,  $f_i$  は  $t$  ステップ時の適応度,  $d_t$  は  $t$  ステップ時の目的地までの距離,  $d_0$  は目的地までの初期距離である.

#### 6. 遊泳獲得実験

作成したモデルで遊泳行動の獲得実験を行い, その結果から獲

Table 1 Parameters of GA and PSO

Common parameters		GA		PSO	
Solution length	50	Elite number	10	$\varphi_w$	0.9
Population	50	Crossover	60%	$\varphi_1$	2
Iteration	1000	Mutation	5%	$\varphi_2$	2

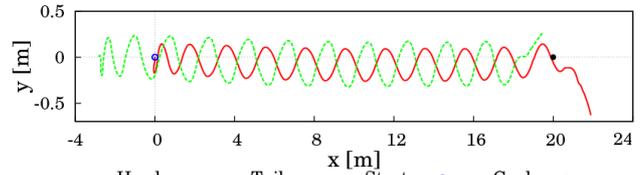


Fig. 4 The trajectory of swimming behavior.

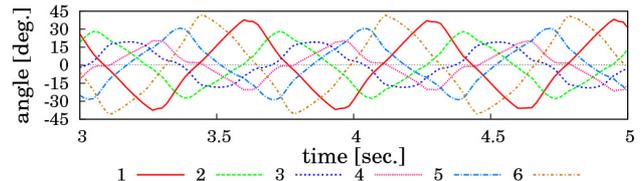


Fig. 5 The angles of the rigid bodies on x-axis. The head number is 1 and the tail number is 6.

得した遊泳行動の解析を行う. 実験条件は, 目的地を遊泳モデルの正面に配置し, 初期距離は20[m]とする. また数値シミュレーションは1ステップを1/60[sec.]とし, 計600ステップの10秒間行う.

#### 6.1 実験結果

GAによる最適化の実験によって得られた最良個体の遊泳行動について解析を行う. まず, 得られた遊泳行動の軌跡を図4に示す. これはモデルの先頭と末尾の剛体における重心の軌跡をプロットしたものである. 初動に着目すると, 先頭の剛体が若干後方に下がって勢いをつけていることが確認できる. また全体的に体を振動させて進んでいることも確認できる. 次に各剛体の回転角度を図5に示す. 前方から後方にかけて位相が徐々にずれていることから, 頭から尾に向かって波が伝えられていることが確認できる. また, シミュレーション結果をアニメーションにより観察すると, ナメクジウオの遊泳に見られるS字状運動のような動きが見られた.

#### 6.2 GAとPSOの比較

今回の実験で使用したGAとPSOの学習曲線を見てみると, GAの方は200世代付近の早い段階で良い解に収束し, PSOはあまり良い解には収束しなかった. そこで, PSOの慣性係数  $\varphi_w$  を0.9から0.0に線形に減少させて最適化を行うと, 十分に良い解に収束することがわかった. これらの結果を参考にして, 目的地の初期距離を10[m], 計300ステップの5秒間とし, 個体数を25にして再度シミュレーションを行った結果, どちらも200世代で十分良い解に収束し, 同じような遊泳方法を獲得した.

#### 7. おわりに

弾性バネモデルを筋肉と見立てた人工生物のモデルを適切に制御し, 仮想物理環境において遊泳行動を獲得することができた. もし, 今回使用したモデルに対して関節のトルクを制御する方法を考えると, ANNの出力数は5個となって解配列が大きくなり, 最適化にかかる時間が長くなることが予想される. また, 得られた行動の解析を行った結果, 実際の生物に見られるS字状運動による遊泳が獲得されていることが確認できた.

#### 参考文献

- 1) K. Sims, "Evolving 3D morphology and behavior competition", *Proceedings of the Fourth International Workshop on the Synthesis and Simulation of Living Systems, MIT, Cambridge, MA, USA*, pp.28-39, 1994.
- 2) 熊本水頼 編『ヒューマノイド工学』東京電気大学出版局, 2006.
- 3) NVIDIA PhysX, [http://www.nvidia.com/object/physx\\_new.html](http://www.nvidia.com/object/physx_new.html)