



Title	弾性バネをアクチュエータとする人工生物の遊泳行動獲得
Author(s)	福本, 晃宏; 鈴木, 育男; 山本, 雅人 他
Citation	情報処理北海道シンポジウム講演論文集, 2010, 139-142
Issue Date	2010-10-02
Doc URL	<a href="https://hdl.handle.net/2115/51045">https://hdl.handle.net/2115/51045</a>
Rights	ここに掲載した著作物の利用に関する注意 本著作物の著作権は情報処理学会に帰属します。本著作物は著作権者である情報処理学会の許可のもとに掲載するものです。ご利用に当たっては「著作権法」ならびに「情報処理学会倫理綱領」に従うことをお願いいたします。
Type	journal article
File Information	Hokkaidosympo2010139-42.pdf



## 弾性バネをアクチュエータとする人工生物の遊泳行動獲得

福本晃宏\* 鈴木育男 山本雅人 古川正志

(北大情報科学)†

## 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 [1] 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を仮想的な筋肉と考え、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、閾値及びシグモイド関数のパラメータを進化的計算である粒子群最適化 (Particle Swarm Optimization, PSO) と遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) 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、遊泳の数値シミュレーションを実施して提案モデルを検証する。

## 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、弾性バネが筋肉の役割をして行動する。

## 2.1 人工魚のモデル

魚の構造を模倣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を配置する。剛体の密度は水の密度と等しい値に設定し、重力による力と水中における浮力による力が互いに打ち消し合うようにする。

作成したモデルを図 1 に示す。剛体の個数は 6 個であり、隣り合う剛体同士は結合されている。結合部 (関節) は 1 自由度で変形する角度は  $\pm 60[\text{deg.}]$  までとする。また、関節が曲がったときに剛体間に隙間ができないよう関節部分に丸みを持たせる。それぞれの剛体の大きさを表 1 に示す。

## 2.2 弾性バネの設定

筋肉の役割をする弾性バネを以下の様に設定する。弾性バネ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。制御は対称の位置にある弾性バネ同士が対

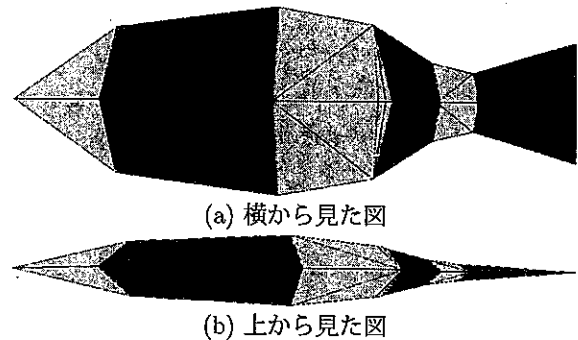


Fig. 1 人工魚のモデル

Table 1 剛体の大きさ (単位:mm)

番号	長さ	高さ (前, 後)	幅 (前, 後)
1(先頭)	600	0, 800	0, 300
2	900	800, 1000	300, 400
3	500	1000, 800	400, 300
4	300	800, 400	300, 150
5	200	400, 300	150, 100
6(尻尾)	500	300, 600	100, 0

あると考えて、2本の弾性バネに対して1つの値で伸縮を行う。またそれぞれの自然長  $l_1, l_2$  は人工ニューラルネットワーク (ANN) により制御し、弾性バネの基本自然長  $l_0$  を用いて式 (2), (3) のように計算する。

$$l_1 = l_0(1 + \sigma z) \quad (2)$$

$$l_2 = l_0(1 - \sigma z) \quad (3)$$

ここで  $\sigma$  は自然長の最大変化量、 $z$  は ANN の出力値である。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。

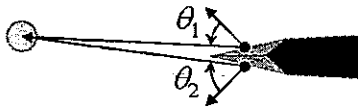
人工魚のモデルには弾性バネが3本ずつ剛体を挟んで対称な位置に計6本設定した。また、関節を3つまたぐように配置し、それぞれの関節に対して同時に力を加えることが可能とする。自然長の最大変化量  $\sigma$  は 0.15 とした。

## 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[2] 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は古川らの研究 [3] を参考にしてモデル化する。

\* fukumoto@complex.eng.hokudai.ac.jp

† 札幌市北区北 14 条西 9 丁目北海道大学大学院情報科学研究科

Fig. 2 角度  $\theta_1, \theta_2$  の取得

### 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 (4) で計算される。

$$F_B = \rho V g \quad (4)$$

$\rho$  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 (5) でモデル化する。

$$F_D = \frac{1}{2} \rho v^2 S C_D \quad (5)$$

$\rho$  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

弾性バネの制御には ANN を使用する。使用する ANN は 3 層のフィードフォワードニューラルネットワークである。中間層と出力層の出力値は次の式 (6), (7) で計算される。

$$z_j = \varsigma \left( \sum_i w_{ij} y_i - \theta_j \right) \quad (6)$$

$$\varsigma(x) = \frac{1 - e^{-ax}}{1 + e^{-ax}} = 2\varsigma_a(x) - 1 \quad (7)$$

ただし  $z_j$  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,  $\varsigma(x)$  はシグモイド関数  $\varsigma_a(x)$  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 10 個, 8 個及び 3 個とした。なお、中間層の個数は経験的に決定した。

### 4.1 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 2 のように角度  $\theta_1, \theta_2$  を求め、連続値で表現可能なように  $\cos\theta$  と  $\sin\theta$  を利用する。モデル自身の情報は弾性バネの長さ  $l_i$  を  $(l_i - l_0)/\sigma$  として値を  $[-1, 1]$  の範囲に変換したものとす。

## 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 PSO と GA を使用する。どちらも ANN の結合荷重  $w$  と閾値  $\theta$  及びシグモイド関数のパラメータ  $a$  を単純に並べた配列に対して最適化を行う。PSO と GA の設定を表に示す。

Table 2 PSO と GA のパラメータ

共通のパラメータ		PSO		GA	
解配列長	126	$\varphi_w$	0.9	エリート数	20%
個体数	50	$\varphi_1$	2	交叉率	60%
繰返し数	500	$\varphi_2$	2	突然変異率	5%

### 5.1 粒子群最適化

PSO における解配列の更新は次の式 (8) 及び (9) を使用する。

$$v_i^{t+1} = \varphi_w v_i^t + \varphi_1 R_1 (x_i^b - x_i^t) + \varphi_2 R_2 (x_g - x_i^t) \quad (8)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (9)$$

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  $R_2$  は対角成分が  $[0, 1]$  の実数値乱数をとる対角行列である。

### 5.2 遺伝的アルゴリズム

GA で使用する遺伝演算である選択, 交叉及び突然変異についてそれぞれ以下に説明する。

**選択** 適応度の高い個体を一定数だけエリート保存戦略によって保存する。

**交叉** 各ニューロンの入力への結合荷重と閾値, シグモイド関数のパラメータを 1 つのまとまりと考えて一様交叉を行う。ANN のパラメータ以外の値はブレンド交叉を行う。ブレンド交叉とは 2 体の親個体のそれぞれの遺伝子の区間  $d_i$  を両側にそれぞれ  $\alpha d_i$  だけ拡張した区間から一様乱数に従ってランダムに子個体を 2 体生成する演算である。親個体は選択によって残された個体から 2 体をランダムに選択し, 子個体は 2 体ずつ生成して個体数が一定になるようにする。

**突然変異** 要素ごとに突然変異確率に従い一様乱数によって値を変更する。

### 5.3 PSO と GA のハイブリッド

実験では PSO と GA をハイブリッドして最適化を行う。組み合わせた場合の最適化ではまず PSO による最適化を行う。そして個体群の適応度の平均値もしくは最大値が一定ステップ更新されなかった場合には各粒子における最適解を個体とする GA に変更する。また GA でも同様に平均値や最大値が一定ステップ更新されなかった場合には, エリート個体からランダムに選択された個体群を用いて PSO に変更する。この繰返しを終了ステップまで繰り返す。

## 5.4 適応度関数

PSO と GA で使用する適応度関数  $f$  は、目的地に接近するほど高くなる値  $f_D$  と目的地の方向を向いているほど高くなる値  $f_T$  の和を用いる。(式 (10)) またどちらも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や目的地を長い間人工魚の正面に捕らえている個体の適応度が評価される。

$$f = \sum_t (f_D^t + f_T^t) \quad (10)$$

$$f_D^t = \begin{cases} 1 & \text{: after goal} \\ 1 - \frac{d_t}{d_0} & \text{: } d_t \leq d_0 \\ 0 & \text{: otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

$$f_T^t = \begin{cases} 1 & \text{: after goal} \\ \frac{1}{2} \sum_i^N \left( \frac{\vec{f}_i \cdot \vec{t}_i}{|\vec{f}_i| |\vec{t}_i|} + 1 \right) & \text{: otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

ここで  $f_D^t$  は  $t$  ステップ時の距離に関する適応度、 $d_t$  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り、 $f_T^t$  は  $t$  ステップ時の方向に関する適応度、 $\vec{f}_i$  は  $i$  番目の剛体の正面ベクトル、 $\vec{t}_i$  は  $i$  番目の剛体から見た目的地へのベクトル、 $N$  は剛体の数である。

## 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、その結果から獲得した遊泳行動の解析を行う。実験条件は、目的地を図 3 のように人工魚のモデルの周囲 4ヶ所に配置し、初期距離は 10[m] とする。最終的な適応度は各目的地に対する適応度の積とし、それぞれの適応度が高くなるようにする。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 300 ステップの 5 秒間行う。

### 6.1 制御装置の最適化実験

まず、弾性バネの弾性係数や粘性係数及び結合位置を固定し、ANN のパラメータのみを最適化する実験を行う。このとき弾性バネの弾性係数は 5000[N/m]、粘性係数は 0.1[N/m·s] とする。結合位置は剛体の側面の中心位置とする。

#### 6.1.1 実験結果

実験によって得られた最良解の個体に関して遊泳の解析を行う。

まず、目的地に向かう経路を確認するために目的地 0 に向かう遊泳の軌跡を図 4 に示す。軌跡の途中の点は 5 秒時点での位置である。頭部の軌跡はいびつな周期を描き、尻尾の軌跡はきれいな周期を描いていることが確認できる。これは、頭部よりも尻尾を使って進んでいるためであると思われる。また、全体的に目的地まで遠回りせずに向かっていることが確認できる。

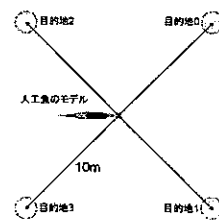


Fig. 3 目的地

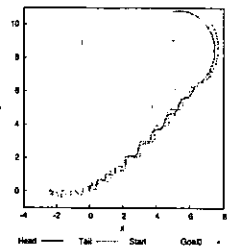


Fig. 4 目的地 0 への遊泳の軌跡

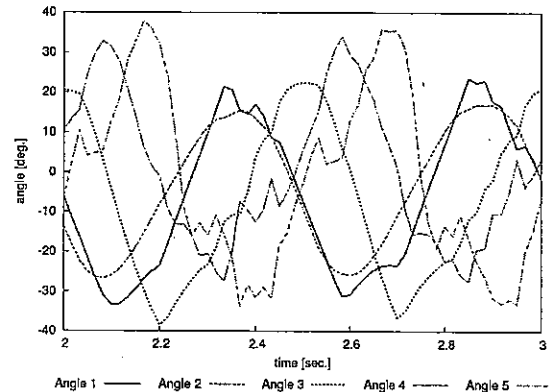


Fig. 5 各関節の角度

次に遊泳の際にどのような体勢になっているかを確認するために 2 秒から 3 秒までの間の関節の角度を図 5 に示す。ここで頭部から尻尾にかけて 1 から 5 の番号をつけている。この図から頭部から尻尾にかけて波を伝えていることが確認でき、尻尾に近づくにつれて徐々に振幅が大きくなっていることも分かる。このことから尻尾を大きく振ることで遊泳の推進力を生み出していると推測できる。

### 6.2 弾性係数と粘性係数の最適化

次に ANN のパラメータに加えて弾性バネの弾性係数と粘性係数も同時に最適化する実験を行う。ただし結合位置は前の実験と同様に固定とする。

#### 6.2.1 実験結果

数回の実験を行ったが、どの実験においても ANN のパラメータのみを最適化した実験よりも適応度が高い個体が得られた。実験で得られた最良解の個体に関して解析を行う。

弾性バネの弾性係数は約 2 倍の値に収束し、粘性係数の値は実験ごとに異なる値に収束した。より大きな力で行動できるようにするために弾性係数が大きくなったと考えられる。また制御装置と同時に最適化しているため、粘性係数は制御装置に合わせて適切に最適化されたのではないと思われる。

また、同様にモデルの遊泳の軌跡を図 6 に示す。この図から ANN のパラメータのみを最適化した場合とほぼ同様の経路を通っていることが確認できる。しかし、弾性バネの弾性係数が大きくなり、それに合わせて粘性係数の

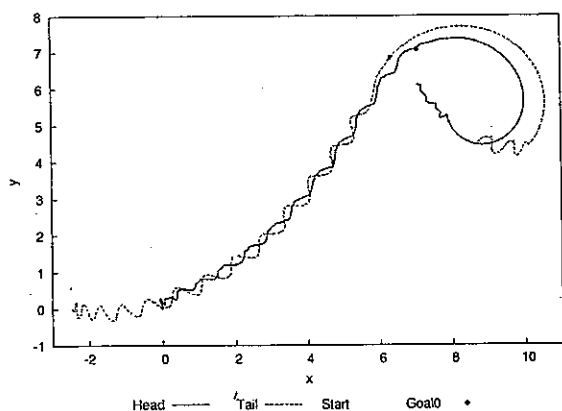


Fig. 6 目的地0への遊泳の軌跡

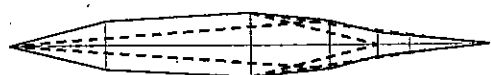


Fig. 7 最適化後の結合位置

値が最適化されているため、より機敏な動作が可能となり、シミュレーション時間内に目的地に到着していることが確認できる。

関節の角度に関しても弾性係数が大きいために少し短い周期での遊泳となっているが、基本的にほぼ同様な結果となったため図は省略する。

### 6.3 弾性バネの結合位置の最適化

最後に弾性バネの結合位置も同様に最適化する実験を行う。このとき結合する剛体は変更せず、剛体内の位置を最適化する。具体的にどのように最適化するか説明する。結合位置の高さはモデルの中央に固定で、範囲は剛体内の平面上とする。また、弾性バネが交差してもよいものとする。

#### 6.3.1 実験結果

この実験も数回行ったが、どの実験結果も前の2つの実験で得られた個体よりも高い適応度の個体を得られた。実験で得られた最良解の個体に関して解析を行う。

まず最適化後の弾性バネの結合位置は実験によって結合位置は若干の違いはあるものの、多くの個体は図7のような位置に最適化された。これは頭部をあまり動かさずに尻尾を大きく振るような動作がしやすくなるような結合位置になっていると思われる。

次に、目的地へ向かう経路を確認するために遊泳の軌跡を図8に示す。結合位置を固定した場合と比べて頭部の振幅が小さくなっていることが確認できる。また、初期位置が後方にある目的地を向く速度が速くなったことで適応度が高くなったと思われる。

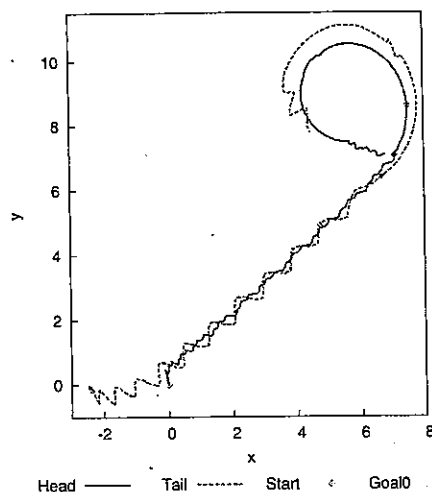


Fig. 8 目的地0への遊泳の軌跡

## 7 おわりに

弾性バネ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。今回使用したモデルにおいて関節の角度をANNによって制御する方法と比較すると、5つの関節をそれぞれ別々に制御するよりも弾性バネを用いて複数の関節を同時に制御する方が波を伝えるというような動作が容易であると思われる。また、弾性バネのパラメータや結合位置も同時に最適化することによってより適応度の高い行動が可能であることが確認できた。特に結合位置も含めた最適化が有効であることが分かった。これはある種、形状とコントローラの共進化と考えることができる。今後の課題として弾性バネの結合する剛体を変更できるようにすることや、弾性バネの数を変更できるようにすることなどが考えられる。また関節の自由度を上げて上下にも移動できるようにして、3次元空間のどんな場所にも移動可能にすることも考えられる。このとき弾性バネの結合位置や本数が非常に重要になるとと思われる。

## 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] NVIDIA PhysX, [http://www.nvidia.com/object/physx\\_new.html](http://www.nvidia.com/object/physx_new.html)
- [3] K.Nakamura, M.Morinaga, K.Iwadate, K.Yoneda, I.Suzuki, M.Yamamoto, and M.Furukawa, "Studies on Modeling Environment for Physics Modeling", *Conference Abstracts of Fourth International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines*, pp.123-124, 2008.