HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	Animated Robotの研究 : 人工生物の遊泳
Author(s)	中村, 啓太; 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, 2009, 559-560
Issue Date	2009-02-25
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/51201
Type	journal article
File Information	H18_559560.pdf

Hokkaido University Collection of Scholarly and Academic Papers : HUSCAP

Animated Robotの研究 -人工生物の遊泳-

北海道大学大学院情報科学研究科 ○中村 啓太，鈴木 育男，山本 雅人，古川 正志

A Study on Animated Robot -Underwater Behavior of Virtual Creatures-

Hokkaido University Keita NAKAMURA, Ikuo SUZUKI, Masahito YAMAMOTO, Masashi FURUKAWA

We have studied a control method for artificial creatures swimming in consideration of buoyancy and water drags as a virtual water environment. This enables the artificial creature to obtain suitable swimming behaviors. This study reports on the morphologies evolution for the artificial creatures to acquire swimming behavior faster and more flexible. Numerical simulation shows that morphologies evolution proceed to acquiring appropriate swimming behavior.

1. はじめに

現在，人工生物の挙動を獲得するための研究が，人工生命の分野をはじめとして，様々な分野で多く行われている．特に，視覚的にリアルな生物，人工物などの挙動獲得を目的とした研究は，魚の挙動をシミュレートしたTerzopoulosら[1]，仮想生物の挙動のシミュレートしたSims[2]などが挙げられる．これらの挙動には，環境が大きな影響をもたらすが，従来の研究では，環境による影響を正確にモデル化するのではなく，多大な計算時間を避けるために簡素化した計算法を利用して環境をモデル化していることが多い．著者らは，視覚的にリアルな人工物の挙動獲得を目的として，水中環境の影響（浮力，抗力）をモデル化した仮想水中環境内で，物理モデリングに基づく人工物の遊泳制御シミュレーションを行ってきた[3]．本研究では，様々な遊泳行動獲得を目的とし，進化計算によって，物理モデリングに基づく遊泳行動獲得シミュレーションを提案する．シミュレーション結果から，水中生物等に見られるような遊泳方法が獲得されることを確認した．

2. Animated Robot（Anibot）

Anibotとは，仮想空間内で自律的に行動し，物理法則に従うエージェントと定義する．本研究では，このAnibotにセンサーとアクチュエータを設置して，センサーからの情報に基づいて，自律的にアクチュエータを動かし，学習，進化を行って獲得された挙動により，水中遊泳のアニメーションが得られることを目指している．

3. 水中環境モデルの構築

本研究では，NVIDIA社[5]で提供している物理エンジン『PhysX』を利用して，直方体，球，三角メッシュで作られる立体に作用する浮力と抗力のモデル化を行い，仮想水中環境を構築し，各時間における物理法則に従った人工物の挙動をシミュレートする[3][4]．浮力と抗力をモデル化することで，水の抵抗を利用した遊泳が可能になる．構築した仮想水中環境は右手座標系に従い，xz平面が水底で，y軸の正の方向が鉛直上向き方向となる．本研究では，水の密度 ρ_{water}[kg/m^3] を998.203，重力加速度 g[m/s^2] を9.80665としている．

3.1 浮力のモデル化

浮力はアルキメデスの原理に基づき，水中にある物体に対して，その物体が排除した流体の重量に等しい鉛直上向き方向の力を，物体の質量中心に加える方法でモデル化を行った．浮力の大きさ F[N] は式 (1) で求められる．

$$F = \rho V g \tag{1}$$

ここで，ρ[kg/m^3] は流体の密度，g[m/s^2] は重力加速度，そして，V[m^3] は物体の体積である．

3.2 抗力のモデル化

抗力を圧力抗力と摩擦抗力との和からモデル化する方法があるが，この方法では計算時間が膨大になる．本研究では，解析的に求められた流れの動圧 $\frac{1}{2}\rho U^2$[kg/(m・s^2)] と，物体の基準面積 S[m^2] により，式 (2) を用いて抗力 D[N] の大きさを求めることとした[6]．

$$D = C_D \frac{1}{2}\rho U^2 S \tag{2}$$

ここで，C_D は抗力係数とよばれるスカラー量である．本研究では，文献[6]から，直方体の抗力係数 C_D を2.01，球の抗力係数 C_D を0.47，三角メッシュで作られる立体の抗力係数 C_D を2.01としている．基準面積 S は，流れに垂直な平面への物体の投影面積を用いる．直方体の場合は，各面に対して均等に抗力を加える．球の場合は，中心に進行方向に対して逆向きの抗力を加える．また，三角メッシュで作られる立体の場合は，それぞれの三角メッシュの重心に対する抗力を求め，その重心に三角メッシュの法線方向の逆向きに抗力を加える．

4. 運動モデルの遊泳行動獲得実験

前章で述べた方法で構築した仮想水中環境内で，人工ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムを利用して，運動モデルが遊泳行動を獲得する実験を行った．本研究では，水による抵抗を利用して，運動モデルが目標位置に向かって遊泳できるかどうかを検証し，その解析を行った．

4.1 運動モデル

今回の実験で用いる運動モデルを，**図1**で示す，魚を模倣した複数の剛体を接合したFish model（全長0.8[m]，幅0.2[m]）を採用した．Fish modelは，4つの同じ直方体（縦0.2[m]，横0.2[m]，高さ0.015[m]，密度998.203[kg/m^3]）と，2つの同じ球（半径0.02[m]，密度998.203[kg/m^3]）で構成されている．Fish modelの目の位置に目標位置との角度を求めるセンサーを2箇所設定し，Fish modelの胴体の位置にアクチュエータを3箇所設定した．Fish modelは，アクチュエータを使って，胴体を動かすことで，水の抵抗を利用した遊泳が可能になる．

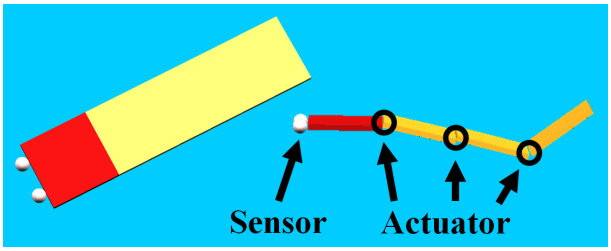

Fig. 1 Fish model

Table 1 Condition of GA

Genotype	W_{ij}
Phenotype	d
Population	15
Simulation Step	900
Generation	1000
Crossover Probability	0.9
Mutation Probability	0.1
Start Position	(0.0, 2.5, 0.0)
Target Position	(-3.0, 2.5, 0.0)
Evaluation Function	$-\sum^{Step}\sum^{sensor} d$

4.2 人工ニューラルネットワーク（ANN）

本研究では, ANN を利用して, Fish model のアクチュエータの制御を行った．実験では, 3 層 ANN を採用した．各時間でのアクチュエータ i の角度 $(\theta_{xi},\theta_{yi},\theta_{zi})$, 相対角速度 $(\omega_{xi},\omega_{yi},\omega_{zi})$, xz 平面と yz 平面に投影した, センサー j と目標位置との角度の正弦と余弦の値 $(\sin\theta_{xzj},\cos\theta_{xzj},\sin\theta_{yzj},\cos\theta_{yzj})$ を ANN の入力とし, 各時間でのアクチュエータ i の角速度の変数 (R_i,ω_i) を ANN の出力とした．Fish model の各アクチュエータは正弦波形状に振動すると仮定し，ANN によって制御する各時間でのアクチュエータ i の角速度は式 (3) で定義する．

$$R_i \sin(\omega_i \triangle t + \phi_i) \tag{3}$$

ここで，$\triangle t$ は 1 ステップの時間を，ϕ_i は予めアクチュエータ i によって決まっている初期位相を表す．

4.3 遺伝的アルゴリズム（GA）

本研究では，GA を利用して，3 層 ANN の重みと，ANN によって制御する各時間でのアクチュエータの角速度を求めるときに用いる初期位相に対して最適化を行った．GA の設定を**表 1** に示す．原点の座標は水中の底面の一点とした．1 ステップを 1/60 秒として，Fish model の挙動をシミュレートを行い，900 ステップ計算する．評価関数は，各時間の Fish model の各センサーの位置と目標位置との距離 d を累積した値とし，評価値を最小化するように学習，進化を行う．淘汰の方法として，エリート保存法と評価値に基づくランク選択によって，上位 5 個体の複製を 2 個体ずつ生成し，さらに新しく 5 個体生成した（計 15 個体）．次世代の候補とし，次世代の重みと初期位相へ引き継ぎを行う．

4.4 実験結果・考察

1000 世代のエリート個体のシミュレーションの様子を 150 ステップ毎に表示した結果を**図 2** に示す．各世代のエリート個体の評価値の関係を**図 3** に示す．1000 世代のエリート個体の最初の 100 ステップ間での各アクチュエータの角速度をプロットしたものを**図 4** に示す．これらの結果から，本研究で採用した Fish model は学習，進化を行うことで，目標位置に到達する行動を獲得できることが確認された．更に，前方のアクチュエータの角速度の位相が，後方のアクチュエータの角速度の位相よりも速い場合，前方に遊泳することが分かった．

Fig. 2 Simulation result

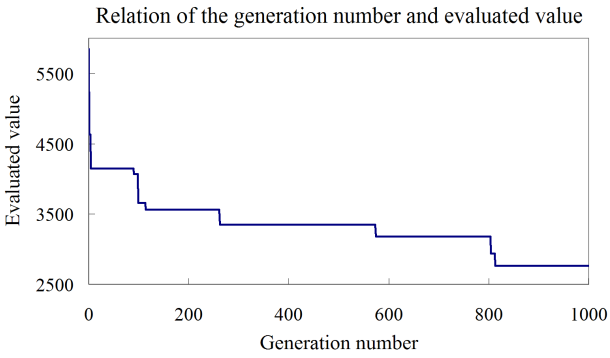

Fig. 3 Relation of the generation number and evaluated value

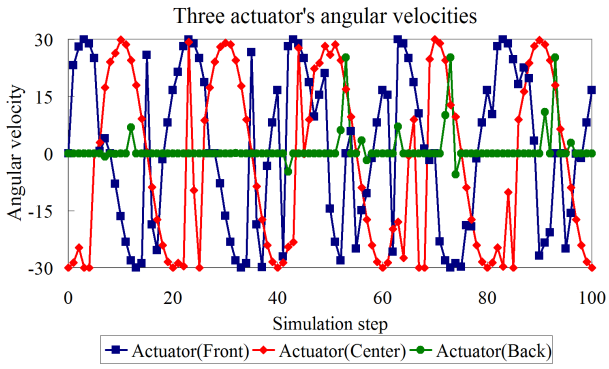

Fig. 4 Three actuator's angular velocities

5. おわりに

本研究では，物体に力を加える方法で，水の影響力を考慮した仮想水中環境を構築した．さらに，その仮想水中環境内で進化計算を利用した運動モデルのシミュレーションを行い，その結果，遊泳行動を獲得し，そのメカニズムについて解析した．今後の課題として，様々な形状の運動モデルの挙動獲得，進化計算に基づいた運動モデルの形状進化が挙げられる．

参 考 文 献

1) D.Terzopoulos, X.Tu, R.Grzeszczuk: "Artificial fishes", Artificial Life, vol.1-4, pp.327-351, 1994.
2) K.Sims: "Evolving Virtual Creatures", Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques, pp.15-22, 1994.
3) 中村啓太, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志: "Animated Robot の研究 -水中姿勢制御の獲得- ", 2008 年度精密工学会秋季大会学術講演会, pp.881-882, 2008.
4) K.Nakamura, M.Morinaga, K.Iwadate, K.Yoneda, I.Suzuki, M.Yamamoto, 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.
5) NVIDIA Corporation: http://www.nvidia.com/
6) 松尾一泰: "流体の力学—水力学と粘性・完全流体力学の基礎", 理工学社, 2007.