



Title	仮想水中環境における人工生物の遊泳獲得
Author(s)	中村, 啓太; 鈴木, 育男; 山本, 雅人 他
Description	第10回AI若手の集い MYCOM2009 2009.6.4-5 主催: 人口知能学会
Citation	第10回AI若手の集い MYCOM2009, 27-30
Issue Date	2009
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/50947
Type	journal article
File Information	2-4-nakamura.pdf



仮想水中環境における人工生物の遊泳獲得

*中村啓太, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志

北海道大学大学院 情報科学研究科

〒060-0814 札幌市北区北 14 条西 9 丁目

E-mail : {poco, ikuo, masahito, mack}@complex.hokudai.ac.jp

Abstract: 本研究では, 人工生物が水中生物に見られる遊泳を獲得することを目的とし, 水の影響力である浮力, 抗力をモデル化した仮想水中環境を構築を行う. 更に, 構築した環境下で, 物理モデリングに基づく遊泳獲得シミュレーション方法を提案し, 人工生物の遊泳獲得を行い, 獲得した遊泳挙動を解析した.

1. はじめに

近年, 映画やゲームなどの 3D コンテンツの需要により, 人工生物を実時間アニメーションとして, 視覚的にリアルに見せる技術開発が発達しており, 人工生物の行動を獲得するための研究が, 人工生命やロボティクスなどの分野をはじめとして, 様々な方法を用いて行われている. 人工生物などの行動獲得を目的とした研究は, センサとアクチュエータを持つ自律的な仮想魚モデルを提案し, 行動ルーチンに基づいて魚の行動をより視覚的にシミュレートした Terzopoulos ら [1], トポロジー遺伝子を利用して仮想生物の形態を表現し, 進化計算に基づく学習を行うことで, 目的の行動をする仮想生物をシミュレートした Sims[2] などが挙げられる. これらの挙動には, 水や空気などの環境に大きく影響される. しかしながら, これらの従来研究では, 水や空気などの抵抗による影響を考慮していない環境下で, 人工生物の行動獲得シミュレーションを行っていることが多い. また, 数値流体力学の分野では, MPS 法 [3] をはじめとする粒子法を利用した, 正確な流体シミュレーションが行われており, その結果から, 流体アニメーションを生成することが行われている. 更に, 環境による影響を重要視し, 粒子法を利用して正確な仮想水中環境を構築し, その構築した環境下で, 人工生物の行動獲得を行っている研究 [4] もある. これは粒子間だけではなく, 粒子と人工生物の相互作用を計算する必要があり, 膨大な計算時間を必要となるため, 二次元仮想環境下で人工生物の行動獲得シミュレーションを行っている. そのため, 粒子法を利用して構築した環境下で, 人工生物の行動獲得シミュレーションを実時間で行うことが困難であるのが現状である.

そこで, 本研究では, 流体の影響を考慮した人工生物の行動獲得シミュレーションを実時間で行うために, 流体の影響(浮力, 抗力)をモデル化した計算量が少ない仮想水中環境の構築を行う. そして, 構築した環境下で, 人工生物の遊泳獲得シミュレーション方法を提案し, シミュレーション結果から, 水中生物等に見られる遊泳が獲得可能であることを検証する.

2. 仮想水中環境の構築

仮想水中環境は, 直方体, 球, 三角メッシュで作られる立体に作用する水の影響力である, 浮力と抗力のモデル化で構築した(図 1). シミュレーションは, 各時間における物理法則に従った人工生物の行動を計算して実施する. 構築した仮想水中環境は, 水の密度 ρ [kg/m³] を 998.203, 重力加速度 g [m/s²] を 9.80665 と設定している. 物理計算には, NVIDIA 社で提供している物理エンジン『PhysX』[5] を利用する. 水による影響力は, 他にも, 揚力, せん断力, 及びうず抵抗などがあるが, 本研究で扱う人工生物に対して, これらは十分に小さいと仮定しており, 粒子との相互作用の力をモデル化する対象にしていない. PhysX は, 重力, 摩擦力, 衝突検出などの物理法則に従う, 剛性体, 弾性体などの物体のリアルタイムシミュレーションを可能にす

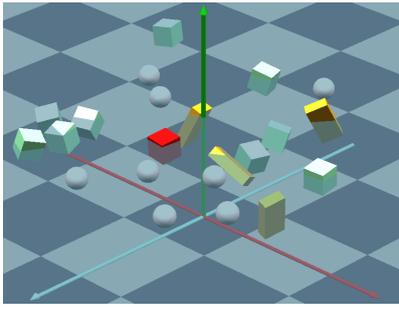


図1 構築した仮想水中環境

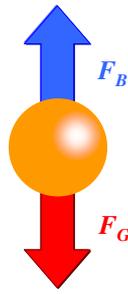


図2 浮力のモデル化

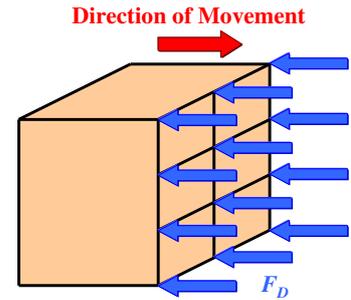


図3 抗力のモデル化

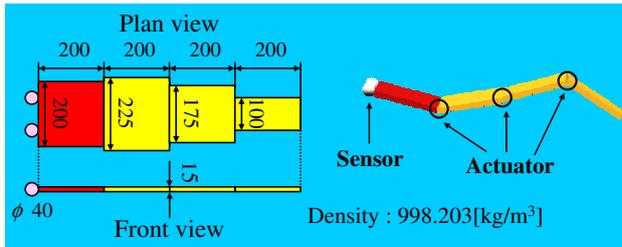


図4 ヒラメモデル

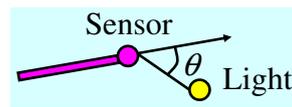


図5 センサー

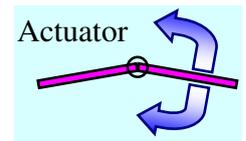


図6 アクチュエータ

るが、流体による影響力をサポートしていないため、浮力と抗力のモデル化を独自で実装を行った。

浮力はアルキメデスの法則に基づき、水中にある物体に対して、物体が排除した水の重量に等しい大きさの力を物体の質量中心に重力と逆向きに加えることでモデル化を行った(図2)。浮力の大きさ F_B [N] は式(1)で定式化した。

$$F_B = \rho V g \quad (1)$$

ここで、 ρ [kg/m³] は水の密度、 V [m³] は物体の体積、 g [m/s²] は重力加速度を表す。

抗力は物体の表面に均一に分布した力を加えることでモデル化を行った(図3)。流体力学の分野で解析的に求められた流れの動圧と $\frac{1}{2}\rho U^2$ [kg/m²・s²] と、物体の基準面積 S [m²] を利用して、抗力の大きさ F_D [N] を式(2)で定式化した[6]。

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

ここで、 C_D は、抗力係数とよばれるスカラー量であり、物体の形状によって異なる。本研究では、文献[6]から、球の抗力係数を0.47、直方体の抗力係数を1.50、三角メッシュで作られる立体を2.10とした。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。

3. 遊泳人工生物モデル・制御方法

前章で記述した方法で構築した仮想水中環境下で、人工ニューラルネットワーク(ANN)と遺伝的アルゴリズム(GA)を利用して、人工生物が水の抵抗を利用して光源に向かう遊泳を獲得する実験を行った。

獲得実験で用いる遊泳モデルは、剛性体を繋げることで作成した。遊泳モデルは剛性体を動かすことで行動を生成する。本研究では、ヒラメやエイなどに見られる波打つように遊泳する漕艇型の魚を簡単に模倣したヒラメモデルを作成した(図4)。ヒラメモデルは、密度が998.2030[kg/m³]で、大きさが全て異なる4つの直方体と、同じ大きさの2つの球で構成されている。モデルの目の位置には、光源との角度を求める光センサー(図5)を2カ所設置し、胴体の位置に直方体を動かす自由度1のアクチュエータ(図6)を3カ所設置した。

表1 人工ニューラルネットワークの入力値と出力値

入力値	各時間におけるアクチュエータ i に繋がれている剛体間の相対角度 $(\theta_{xi}, \theta_{yi}, \theta_{zi})$
	各時間におけるアクチュエータ i に繋がれている剛体の相対角速度 $(\omega_{xi}, \omega_{yi}, \omega_{zi})$
	各アクチュエータ i の初期位相 (ϕ_i)
	各時間における平面に投影したセンサー j と光源との角度 θ_α の正弦値と余弦値 $(\sin \theta_\alpha, \cos \theta_\alpha)$
	各時間における正面に投影したセンサー j と光源との角度 θ_β の正弦値と余弦値 $(\sin \theta_\beta, \cos \theta_\beta)$
出力値	各時間におけるアクチュエータ i に繋がれている剛体の理想角速度 ω_i の変数 (R, ω)

表2 遺伝的アルゴリズムの設定

遺伝子型	3層 ANN の重み行列 W_{ij}
表現型	センサーと光源との距離 d
個体数	20
シミュレーションステップ	900
世代数	500
交叉率	0.9
突然変異率	0.05
初期位置	(0.0, 5.0, 0.0)
光源位置	(5.5, 5.0, 0.0)

遊泳モデルのアクチュエータの出力の制御には3層 ANN を利用する。ANN の設定を表1 に示す。本研究では、遊泳モデル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のアクチュエータ i ($i = 1, 2, 3$) の理想角速度 ω_i は式 (3) で定義する。

$$\omega_i = R \sin(\omega \Delta t + \phi_i) \quad (3)$$

ここで、 Δt は1ステップの時間を、 ϕ_i は予め定まっているアクチュエータ i の初期位相を表す。

中間層のニューロン数は、入力層のニューロン数の2倍とし、3層 ANN の結合重みをランダムな値で初期化している。この結合重みを進化計算 (GA) で最適化し、光源に向かう遊泳を可能にする。

4. 遊泳獲得実験

前章で記述したヒラメモデルが、水の抵抗を利用して光源に向かう遊泳獲得実験を行った。実数 GA を利用して、3層 ANN(入力ノード数 29, 中間ノード数 58, 出力ノード数 6) の結合重みと、各アクチュエータの初期位相の最適化を行う学習を行った。GA の設定を表2 に示す。ここで、原点の座標 (0.0, 0.0, 0.0) は水中の底面の一点に設定している。1ステップを1/60秒として、900ステップになるまで、ヒラメモデルのシミュレートを行い、500世代になるまで実験を行った。GA の評価関数は、各ステップにおけるセンサーの位置と光源との距離 d の累積値とし、式 (4) で定式化する。

$$EvaluatedValue = \sum_{t=0}^{Step} \sum_{j=0}^{S_{num}} |P_L - P_j(t)| \quad (4)$$

ここで、 $Step$ はシミュレーションステップ数、 S_{num} はセンサーの総数、 P_L は光源の位置、 $P_s(t)$ は時刻 t におけるセンサー j の位置を表す。この評価値を最小化する学習を行った。淘汰手法として、エリート選択 (上

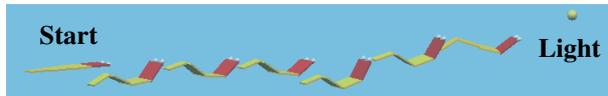


図7 エリート個体が獲得した遊泳のスナップショット

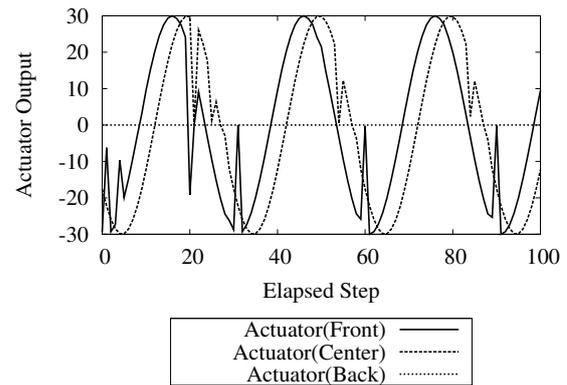


図8 ヒラメモデルの各アクチュエータの出力

位5個体)と評価値に基づくランク選択によって、上位5体の複製を2個体ずつ生成し、交叉と突然変異を行い、更に、下位5個体を新しく生成した個体と入れ替えを行っている。

150ステップ毎に表示した500世代数のエリート個体が獲得した遊泳の一例を図7に、0~100ステップ間のアクチュエータの出力を図8に示す。ヒラメモデルが獲得した光源に向かう遊泳行動をURL[7]で公開している。図8で示すように、進化後のヒラメモデルは、波を前から後ろに伝えることで遊泳するため、進化計算から、漕艇型の魚に見られる遊泳を獲得可能であることが分かる。更に、後ろのアクチュエータの出力値を0にすることで、推進力を補おうとしていることが分かる。

5. おわりに

本研究では、物理エンジンを利用して物体に力を加える方法で、水の影響力をモデル化した計算量の少ない仮想水中環境の構築した。更に、その構築した仮想水中環境内で、進化計算を利用した仮想生物の遊泳獲得実験を行い、その結果、光源に向かう漕艇型の魚に見られるような遊泳を獲得し、運動モデルのアクチュエータの出力について解析した。今後の課題として、漕艇型以外の遊泳獲得、獲得した遊泳の定量的分析方法を提案し、獲得した遊泳行動のメカニズムを解明を行う予定である。

参考文献

- [1] D.Terzopoulos, X.Tu, and R.Grzeszczuk, "Artificial Fishes: Autonomous Locomotion, Perception, Behavior, and Learning", *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] S.Koshizuka, A.Nobe, and Y.Oka, "Numerical Analysis of Breaking Waves using the Moving Particle Semi-Implicit Method", *International Journal For Numerical Methods In Fluids* 26, pp.751-769, 1998.
- [4] Y.Usami, "Re-examination of Swimming Motion of Virtually Evolved Creature Based on Fluid Dynamics", *Advances in Artificial Life*, pp.183-192, 2007.
- [5] NVIDIA PhysX http://www.nvidia.com/object/nvidia_physx.html
- [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.
- [7] Simulation Result Movie URL: <http://autonomous.complex.eng.hokudai.ac.jp/researches/physics-modeling/movies/nakamura/>