



Title	Animated Robotの研究 : 水中姿勢制御の獲得
Author(s)	中村, 啓太; Nakamura, Keita; 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, 2008, 881-882
Issue Date	2008-09-01
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/51212
Type	journal article
File Information	K44_881882.pdf



Animated Robot の研究 —水中姿勢制御の獲得—

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 —Acquisition of the Underwater Behavior Control—

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

There have been many researches for generating and acquiring behavior of an artificial life creature (AC) and artifact object(AO). The environment greatly influences such behavior. In this study, we attempt to establish how to model the underwater environmental influence accurately and aims at acquiring the real behavior visually. Then, we propose a simulation method for AC and AO to let them acquire and control proper behavior under the given influence based on physics modeling. Simulation results show a position control and a swimming one in running water are properly acquired for AC and AO.

Key words: Artificial life, Physics modeling, Animation, Simulation

1. はじめに

現在,人工生物の挙動を生成,獲得するための研究が,人工生命の分野をはじめとして,様々な分野で多く実施されている.特に,視覚的にリアルな生物,人工物などの振る舞いの生成,獲得を目的とした研究は,魚の動きをシミュレートした Terzopoulos 等¹⁾ など多く行われている.これらの挙動には,環境が大きな影響を与えるが,従来では,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簡素化した計算法を用いて環境をモデル化していることが多い.本研究では,水中環境の影響を正確にモデル化し,その環境内で,運動モデルの姿勢制御,遊泳制御の物理モデリングに基づくシミュレーション方法を提案する.これらの結果,視覚的にリアルな挙動の獲得ができることを目的とする.

2. Animated Robot

Animated Robot(Anibot)とは,3次元仮想空間内で自律的に行動するエージェントであり,物理法則に従って行動する.本研究では,この Animated Robot が学習することで,自律的に振る舞いを獲得し,行動することでアニメーションを生成する.

3. 水中環境モデルの構築

これまでの研究⁴⁾⁵⁾では,基本的な形状(直方体・球)に対する浮力,抗力のモデル化を行ったが,複雑な形状に対して,モデル化した力を適用できなかった.そこで,今回は三角メッシュ体に対する浮力,抗力のモデル化を行った.

3.1 三角メッシュ体に対する浮力のモデル化

三角メッシュ体に対する浮力は,基本的な形状と同様に,アルキメデスの原理に基づいて,水中にある物体に対して,物体が排除した流体の重量に等しい大きさの力をその物体の質量中心に加える方法でモデル化を行った.浮力の大きさを $F[N]$ は以下の式で求めることができる.

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

ここで, $\rho[kg/m^3]$ 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.体積は物体の重さと密度の関係から求めることができる.

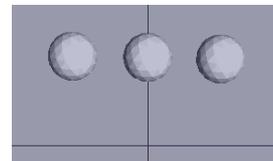


Fig. 1 before buoyancy ex.

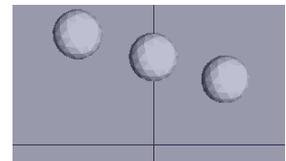


Fig. 2 after buoyancy ex.

3.2 三角メッシュ体に対する抗力のモデル化

流体が物体に及ぼす抗力は,物体まわりの流れの圧力分布や速度分布が分かれば求められる.しかし,極めて簡単な形状の物体に対しても,抗力を解析的に求めるのが可能なのは,限られた速度範囲に対してだけである.従って,今回,解析的に求められた流れの動圧 $\frac{1}{2}\rho U^2[kg/(m \cdot s^2)]$ と,物体の基準面積 $S[m^2]$ によって無次元化した以下の式(2)を用いて抗力 $D[N]$ をモデル化を行った²⁾.

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

ここで, C_D は抗力係数とよばれるスカラー量である.基準面積 S には,流れに垂直な平面への物体の投影面積を用いる.今回は,文献²⁾から,三角メッシュ体に形状が似ている物体の抗力係数($C_D = 2.01$)を利用し,それぞれの三角メッシュの重心に対しての抗力を求めて,その重心に抗力を加えている.

4. 水中環境のシミュレーション実験

本研究では,物理エンジンを利用して,前章で述べた方法で物体に力を加える方法で,浮力と抗力をモデル化した水中環境を構築した.今回,nvidia社³⁾で提供している物理エンジン「PhysX」を利用して,物理法則に従って各時間における物体の振る舞いをシミュレートを行う.

4.1 浮力の検証実験

浮力のモデル化の検証として,体積と形状が等しく,密度が違う3種類の物体を水中に放したところ(図1),重力が浮力より大きい場合,物体が沈み,浮力が重力より大きな場合,物体が浮く振る舞いが得られ,適切に浮力が働いていることが確認できた(図2).

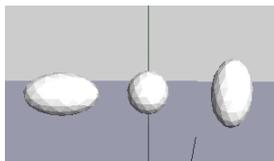


Fig. 3 before drag ex.

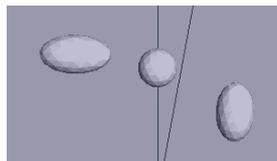


Fig. 4 after drag ex.

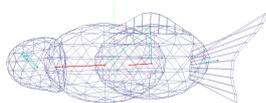


Fig. 5 fish model

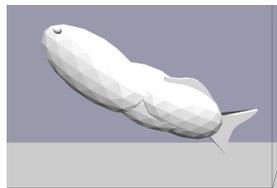


Fig. 6 fish model simulation

4.2 抗力の検証実験

抗力のモデル化の検証として、密度が等しくて形状が違う3種類の物体を水面から高い位置で放したところ(図3)、形状によって流体が物体に及ぼす抗力が異なるため、沈み方に異なる振る舞いを得られた(図4)。

二つの実験によって、物理エンジンを利用して現実世界の水中環境をシミュレートすることが確認できた。

5. 運動モデルのシミュレーション

本研究で構築した水中環境内で、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、運動モデルの振る舞いを獲得する実験を行った。今回の実験では、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た。

5.1 運動モデル

本研究では、図5で示す複数の剛体が接合した魚を模倣したfish modelを作成した。fish modelは、5個の三角メッシュ体と2個の球で構成されている。それぞれの剛体はジョイントで接合されており、fish modelの目の位置に目標位置との角度を求める角度センサー2個を配置し、fish modelの胴体の位置にアクチュエータを2箇所設定した。

5.2 ニューラルネットワーク

本研究では、ANNを利用して、運動モデルの振る舞いを獲得する実験を行った。今回は、3層ANNを採用した。各ステップで得られるジョイントの角度 $(\theta_{x_i}, \theta_{y_i}, \theta_{z_i})$ 、相対角速度 $(\omega_{x_i}, \omega_{y_i}, \omega_{z_i})$ 、角度センサーによって求められた目標位置と運動モデルとのx軸方向とy軸方向に対する角度 G_x, G_y (cosの値)をANNの入力とし、各アクチュエータに対して与える速度の変数 (R, ω_t) をANNの出力とした。速度は以下の式で求めている。

$$R \sin(\omega_t \Delta t + \theta_t + \phi)$$

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \omega_t \Delta t$$

ここで、 Δt は1ステップの時間を表し、 ϕ はfish modelが予め与えられている位相である。

5.3 遺伝的アルゴリズム

本研究では、GAを用いて、3層ANNの隠れ層をつなぐ重み行列 $[W_{ij}]$ に対して最適化を行う。GAの設定を表1に示す。ただし、原点の座標は水中の底面の一点としている。評価関数は、各ステップ毎の運動モデルのセンサーの位置と目

Table 1 Condition of GA

Genotype	W_{ij}
Phenotype	d
population	15
Crossover Provability	0.65
Mutation Provability	0.3
Simulation Steps	500
Default Position	(0.0, 3.0, 0.0)
Target Position	(20.0, 0.0, 0.0)
Evaluation Function	$F(d) = -\Sigma d - p \times 10$

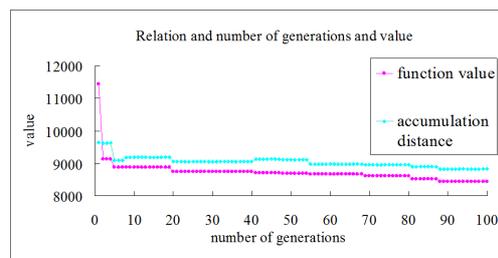


Fig. 7 Relation between generations and value

標位置との累積距離の値 d に-1を掛けた値と、各ステップ毎の角度センサーの値が負になった回数 p に-10を掛けた値の和にしている。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 W_{ij} へ引き継ぎを行い、シミュレーションを行った。

5.4 結果・考察

シミュレーションの様子を図6に示す。シミュレーション時間と各世代数のエリート個体の評価関数の関係を図7に示す。今回作成したfish modelは学習を行うにつれて累積距離を縮めることはできたが、目標位置に到達できなかった。これはfish modelの形状が遊泳を行うのに相応しくないからだと思われる。ゆえに、更なる精巧なモデルを色々作成して、シミュレーションを行う必要がある。更に、ANNの入出力やGAの評価関数を様々に設定する必要がある。

6. おわりに

本研究では、物理エンジンを利用して、三角メッシュ体に対して力を加える方法で、重力、浮力、流体が色々な形状の物体に及ぼす抗力をモデル化した水中環境を実装した。さらに、その水中環境内で物体のシミュレーションを行い、遊泳を獲得する実験を行った。今後の課題として、モデル、ANNの入出力、評価関数を見直した、運動モデルの姿勢制御の改善が挙げられる。

参考文献

- 1) Xiaoyuan Tu, Demetri Terzopoulos: Artificial Fishes: Physics, Locomotion, Perception, Behavior Artificial Life, 1, 4 (1994) 327.
- 2) 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).
- 3) NVIDIA Corporation: <http://www.nvidia.com/>.
- 4) Keita Nakamura, Makoto Morinaga, Kenji Iwadate, Keisuke Yoneda, Ikuo Suzuki, Masahito Yamamoto, Masashi Furukawa: Studies on Modeling Environment for Physics Modeling AMAM (2008).
- 5) Keisuke Yoneda, Kenji Iwadate, Ikuo Suzuki, Masahito Yamamoto, Masashi Furukawa: Development of Modeling Tools for Animated Robot AMAM (2008).