



HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	Animated Robotの研究 : 複合環境における行動獲得
Author(s)	岩館, 健司; 米陀, 佳祐; 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, 887-888
Issue Date	2008-09-01
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/51215
Type	journal article
File Information	K47_887888.pdf



The technique of the creation of CG will be more valuable for designers to create autonomous motions of more realistic virtual creatures, because manual motion designs by using motion captures are time-consuming tasks with high costs. In this study, we aim to evolving autonomous virtual creatures on complex environment. We implement basic physics law and fluid influences in our constructed environment and compare adaptive motions of each creature placed in a different environment.

1. 緒言

現在, 三次元コンピュータグラフィックス技術は工学, 物理学, 医学, 映画産業, ゲーム産業等, 多岐にわたる分野において必要不可欠な技術となっている。近年のエンタテインメントの分野においては, 製作したモデルをいかに「それらしく」動かすかというアニメーション技術への関心が高まっており, 仮想的物理環境を構築し, モデルを重力や慣性力に従って挙動させる手法や, 仮想的粒子を多数配置し, 各々の粒子間に働く力(引力, 斥力, 粘性等)をシミュレートすることで流体(水, 炎, 煙等)の振る舞いを表現する手法が提案され, 実際に映画やゲームなどで利用されている。

しかしながら, 生物のように自らの意思によって自律的に行動する物体に対するアニメーションの自動生成手法は未だ研究段階にあり, 実用段階には至っていない。現在の三次元 CG アニメーションでは, 製作したモデルに対して, クリエイターが時系列に沿ってモデルのポーズ(位置, 姿勢)を指定し, ポーズ間の動作を補間することでアニメーションを製作する手法や, 現実世界の物体の動きをモーションキャプチャによって数値化し, この値をモデルに対して適用する手法が主流となっている。しかし, これらを用いたアニメーション製作には専門的な知識が要求され, 莫大な時間と労力を要する。

この問題を解決するため, 単純な演繹ルールの組み合わせや, 人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network; ANN)の利用によって自律的に物体のモーションを生成するエージェントベースのアプローチが提案され, 多くの研究者によって研究が進められている^{1), 2)}。しかしながら, これらの既存研究はいずれも形状に特定の制限を持つモデルに対するモーション生成を行っており, 自由に製作された複雑な形状を持つモデルに対してモーションを生成する研究は行われていない。また, これらの研究では物理環境を考慮せず, 重力や慣性力等の簡潔な力のみを実装することが多い。

そこで本研究では, 空気や水等, 流体から受ける抗力を備えた仮想物理環境を構築し, 水と空気が混在する複合環境において任意の形状を持つ仮想生物の行動獲得を行う。

2. Animated Robot

Animated Robot とは, 仮想物理空間内において自律的に行動するエージェントを示す造語であり, センサ, アクチュエータ, 意思決定機能を持ち合わせたソフトウェアロボットと言い換えられる。本研究では, この概念を採用し, Animated Robot を仮想的生物として導入し, この仮想生物自身が自律的に振舞うことでアニメーションを生成する。

3. 物理モデルの製作

本研究では以前我々が開発した剛性体モデリングツール³⁾を用いて実験に用いる物理モデルを製作した。このソフトウェアは GUI ベースで任意形状を持つ三次元剛性体物理モデルを製作可能であり, 仮想物理環境における物理シミュレーションおよび ANN を用いた自律的行動獲得をサポートしている。

本研究では複合環境として水辺の環境を想定しており, 水辺に生息する生物の遊泳および歩行動作の獲得を実施する。製作した Salamander モデルの概観を図 1 に, モデルの持つ特徴量を表 1 に示す。Salamander は水辺に生息し, 地上における歩行と, 水中における遊泳が可能な生物であるため, 本研究の実験用モデルとして採用した。Salamander モデルは 2 つの光センサと 13 本のアクチュエータを持っており, 光センサは, センサと光源の角度を θ_s , センサ

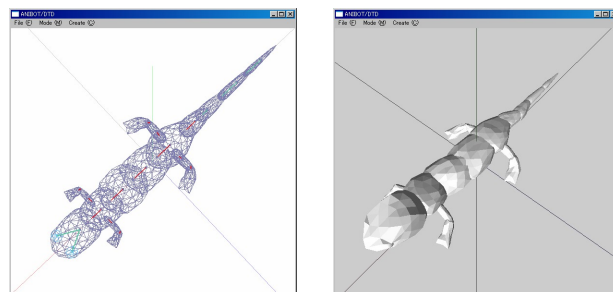


Fig.1 Salamander Model

Table 1 Data of salamander model

Number of primitives	20
Number of sensors	2
Number of actuators	13

$$L = \begin{cases} \theta_s \leq R & : \cos(\pi\theta_s/R) \\ \text{otherwise} & : 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} T_i &= A_i \sin(\theta_i + \omega_i \Delta t + \varphi) \\ \theta_{i+1} &= \theta_i + \omega_i \Delta t \end{aligned} \quad (2)$$

の視野角を R とする式(1)に従って光の強度を認知し, ANN に入力信号として伝達する。また, ANN によって得られた出力信号は, 振幅を A_i , 角速度を ω_i , 初期位相を φ , 角度を θ_i , 時間刻みを Δt とする式(2)に従ってトルクに変換され, アクチュエータに伝達される。以下に本研究で導入した ANN について述べる。

4. Artificial Neural Network

本研究で導入した ANN には式(1)で示したセンサからの情報, アクチュエータの角度, 角速度が入力信号として与えられる。ANN は図 2 に示す構造を持っており, 式(2)における振幅 A_i 角速度 ω_i を出力する。

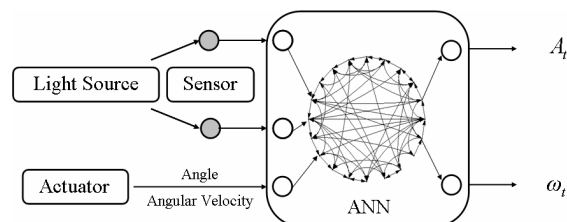


Fig.2 Structure of controlling system

本研究では各ニューロンの反応関数に sigmoid 関数を採用しており, ニューロンの入出力関係は入力信号を u_i , 出力信号を v_i , ニューロン j , i 間の結合重みを w_{ji} , 温度係数を T として式(3)で与えられる。

$$\begin{aligned} v_i &= \frac{1}{1 + e^{-u_i/T}} \\ u_i &= \sum_j w_{ji} v_j \end{aligned} \quad (3)$$

この ANN によって算出された信号は, 各アクチュエータに伝達され, 物理モデルの動力として機能する。

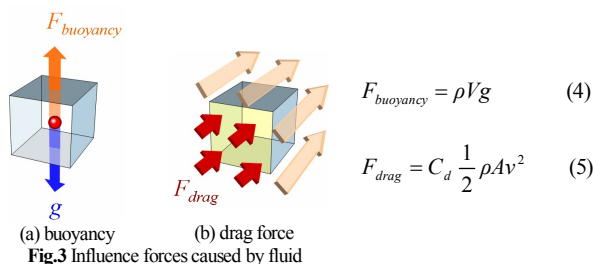
5. 仮想物理環境の構築

シミュレーションに用いる仮想の物理環境を構築するにあたり、本ソフトウェアでは物理エンジンを導入した。物理エンジンとは与えられた形状情報、物理情報を元に、物理法則に従って各時刻における物理モデルの挙動をシミュレートするライブラリである。本ソフトウェアでは、nVidia 社から提供されている PhysX ライブラリ⁴⁾を使用している。PhysX は物体の衝突検出、剛体力学、軟体力学、流体力学に則ったシミュレーションをサポートしている。

しかしながら、PhysX は物理モデルが流体から受ける抵抗力をサポートしておらず、これらを実現するためには、これらの抵抗力を外力として加える必要がある。本研究では、流体中を移動する物体に作用する浮力と二種類の抵抗力（摩擦抵抗、慣性抵抗）を仮想物理環境内に構築した⁵⁾。

物理モデルに働く浮力は、流体の密度を ρ 、物体の体積を V 、重力加速度を g として式(4)により算出し、図 3(a)に示すように物理モデルの重心に鉛直方向上向きに加えた。

物体に働く抵抗力は、抗力係数を C_d 、物理モデルと流体の相対速度を v 、抗力を加える参照面の面積を A として式(5)により算出し、図 3(b)に示すように物理モデルの表面からランダムに選択した 100 点の作用点に対して加えた。



6. 実験

製作した Salamander モデルを ANN によって制御し、様々な環境における行動獲得を行った。以下に実験に用いた実験条件を示す。

6.1 実験条件

自由な形状を持つ物理モデルの行動を獲得させる場合、明確な教師信号を定義することは困難であり、教師あり学習による ANN の最適化は行えない。そこで、本研究では遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を導入し、ANN のニューロン間の結合重み w_{ij} を最適化することで任意のモーションを獲得する手法を採用した。最適化に用いた設定を表 2 に示す。

Table 2 Setting of optimization

Number of individuals	40
Mutation rate	0.05
Crossover probability	0.6
Position of destination (light source)	(0, 0, 10)
Simulation time	300

ANN 最適化の戦略として、実際の生物が持ち合わせている基本的な習性を評価関数として導入する。生物がある目標へ移動する場合、「目標を視界に捕らえつつ、最もエネルギー効率の良い振る舞いにより最短経路で目的地へ移動する」ことが考えられる。このことから本研究では、点光源を目標位置として定め、評価関数にモデルと光源の距離 D および、アクチュエータを駆動させるために消費したエネルギー E を最小化し、センサの入力値 L を最大化する式(6)を設定した。 D 、 E 、 L 間には相関関係が成り立つため、係数 a 、 b 、 c を定め、それぞれが式(7)の関係を満たすような値を経験的に設定した。ここで $D_{\max}$ 、 $L_{\max}$ 、 $E_{\max}$ はそれぞれ D 、 L 、 E の最大値を示す。

$$f(D, E, L) = -aD - bE + cL \quad (6)$$

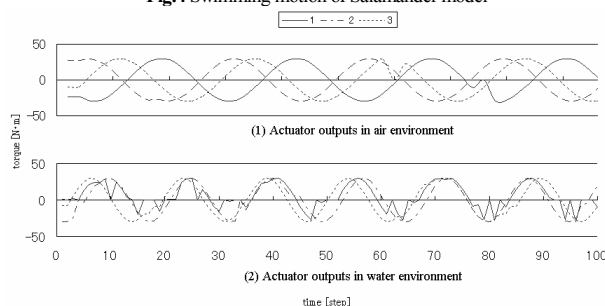
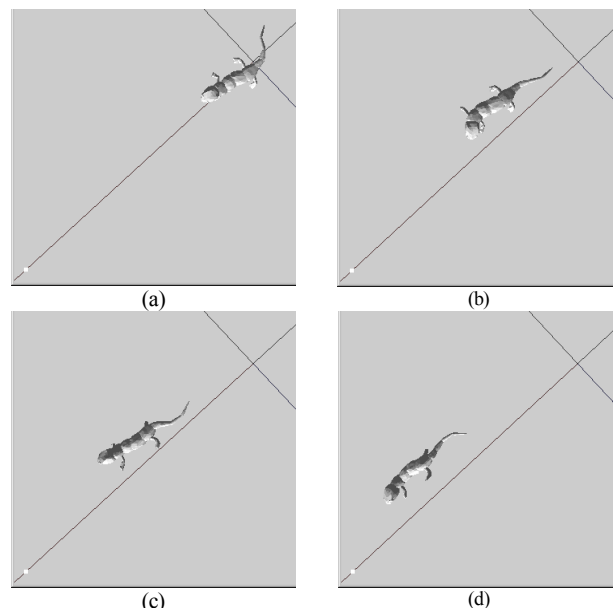
$$aD_{\max} < cL_{\max} < bE_{\max} \quad (7)$$

$a, b, c : \text{constant}$

本研究では Salamander モデルを学習させる環境として、地上と水中の二つの環境を構築し、歩行、遊泳の行動獲得を行った。

6.2 実験結果

図 4 に獲得された Salamander モデルの遊泳のモーションを、図 5 に地上、水中の二つの環境におけるアクチュエータの制御力の時間推移を示す。前足がある節への出力を系列 1、後足がある節への出力を系列 2、前足と後足の中間にある節への出力を系列 3 に示す。地上における学習では、各々の出力の位相差が大きく、水中における学習では位相差が減少し、振動の周波数も高くなり、素早く振動を伝えることで遊泳を実現していることが明らかとなった。



7. 結言

本研究では、製作した物理モデルに対して様々な環境における行動獲得実験を実施した。

生物が持つ基本的な行動原理を評価関数として採用することで、物理モデルが各々の環境に適した行動を自律的に獲得することを確認した。

今後は水と空気が一つの空間に混在する環境を構築し、周囲の環境推移に応じて異なる行動を物理モデルに対し自律的に獲得させる。

参考文献

- 1) D. Terzopoulos, X. Tu, and R. Grzeszczuk: Artificial Fishes Autonomous Locomotion, Perception, Behavior, and Learning in a Simulated Physical World, *Artificial Life*, 1, 4 (1994) 327
- 2) N. Chaumont, R. Egli, C. Adami: Evolving Virtual Creatures and Catapults, *Artificial Life*, 13, 2 (2007) 139
- 3) 岩館, 米陀, 柴田, 鈴木, 山本, 古川, Animated Robot の研究—モデリングツールの開発(1)—, 2008 年度精密工学会春季学術講演会, pp.987-988, 東京, 2008
- 4) nVidia PhysX, http://www.nvidia.com/object/nvidia_physx.html
- 5) 中村, 森長, 鈴木, 山本, 古川, Animated Robot の研究—物理モデリングにおける水中環境の構築—, 日本機械学会 ROBOMECH2008, No.08-4, 長野, 2008