



Title	Central pattern generatorによる人工生物のアニメーション生成
Author(s)	岩館, 健司; Iwadate, Kenji; 鈴木, 育男 他
Citation	精密工学会春季大会学術講演会講演論文集, 2010, 93-94
Issue Date	2010-03-01
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/51203
Type	journal article
File Information	B07_093094.pdf



Central pattern generator による人工生物のアニメーション生成

北海道大学 ○岩館健司, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志

Generating an Animation of Virtual Creature with Central Pattern Generator

Hokkaido University Kenji IWADATE, Ikuo SUZUKI, Masahito YAMAMOTO, Masashi FURUKAWA

In this study, we aim to evolving autonomous virtual creatures which have complex shapes in a complex environment. We implement a basic physics law and fluid influences with a virtual environment and evolve virtual creature in various environments. We adopt central pattern generator as controller of the virtual creature. Each model obtains an effective moving behavior in physical environment.

1. 緒言

現在, 三次元コンピュータグラフィクス技術は工学, 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, モデルの挙動にリアリティを与える物理アニメーション技術への関心が高まっており, 仮想の物理環境を構築し, モデルを重力や慣性力に従って挙動させる手法や, 仮想の粒子を多数配置し, 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発的に行動する物体に対する物理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, 制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制作する手法や, 現実世界の動物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制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)の利用によって自発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)}. 本研究では動物の歩行や遊泳にみられるリズムパターンを生成する ANN モデルとして注目を集めている Central pattern generator (CPG) を人工生物のコントローラとして導入し, 仮想物理環境内に置いた人工生物に歩行, 遊泳などの様々な行動を獲得させ, この結果をアニメーションとして検証する.

2. 人工生物

本研究では以前我々が開発した剛体モデリングツール³⁾を用いて実験に用いる人工生物モデルを制作する. 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体物理モデルを制作可能であり, 仮想物理環境における物理シミュレーションおよびANNを用いた自発的行動獲得をサポートしている. 本研究ではこのツールを用いて制作した物理モデルを人工生物として取り扱い, 行動獲得を実施する. 制作した人工生物の一例を図1に, 人工生物が持つ特徴量を表1に示す. 人工生物は剛体を関節で接合した物理モデルであり, 光センサ, 圧力センサ, アクチュエータを備えている.

光センサは指向性を有し, センサと光源の角度を θ_{Sensor} , センサの視野角を R として式(1)に従って光の強度を認知し, コントローラに入力信号として伝達する. 圧力センサは, 人工生物の全ての構成要素に取り付けられており, 外圧 P が水の圧力を超えた場合に1を, 超えない場合に0を認知し, コントローラに入力信号として伝達する.

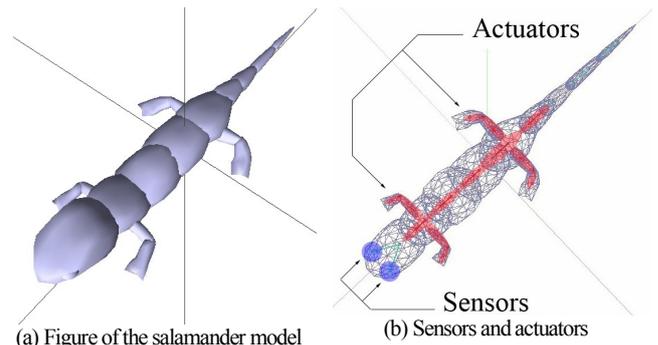


Fig.1 Salamander model

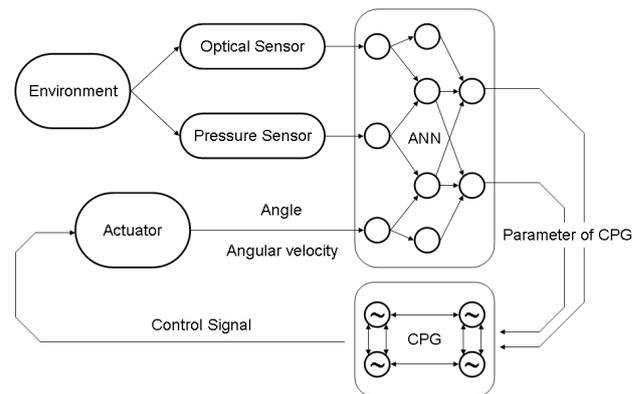


Fig.2 Structure of controller

Table 1 Data of the salamander model

Body	Value
Density	1000
Restitution coefficient	0.1
Static friction	0.5
Dynamic friction	0.4
Limbs	Value
Density	1200
Restitution coefficient	0.1
Static friction	0.9
Dynamic friction	0.8

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

各アクチュエータは回転の3自由度を有しており, コントローラからの制御信号に従って, 角速度制御により駆動する.

以下に, 本研究でコントローラとして導入した ANN, 及び CPG について述べる.

3. コントローラ

本研究で導入したコントローラは図 2 に示すように、生物の脳に相当する ANN と、脊髄系に相当する CPG を組み合わせた構造を持っている。

本研究で導入した ANN には表 2 に示した光センサ及び圧力センサからの情報、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、CPG への制御パラメータを出力する。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、入力信号 u_i を式(2)、出力信号 v_i を式(3)で与えた。ここで w_{ji} はニューロン j , i 間の結合重み、 T は温度計数である。

ANN から与えられた信号を周期運動に変える CPG には、松岡らが用いたニューロンモデル⁴⁾を採用している。CPG の活動式を式(4)~(6)に示す。ここで a_{ji} はニューロン j , i 間の結合重み、 s_i は感覚フィードバック、 T_r 及び T_a は時間応答に対する定数であり、本研究では、表 3 に示す値を採用した。また、 u_i は外部入力、 b はニューロンの疲労による順応効果を調節する変数であり、この二つのパラメータを ANN により制御することで、CPG が出力するリズムパターンの振幅、及び周期を調節した。

4. 仮想物理環境の構築

人工生物の物理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、本研究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、物理法則に従って時刻毎の物体の位置、姿勢をシミュレートするライブラリである。本研究では、NVIDIA 社から提供されている PhysX ライブラリ⁵⁾を使用した。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 は物体が流体から受ける抵抗力、浮力のシミュレーションをサポートしておらず、これらを実現するためには、これらの影響力を外力として与える必要がある。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）を仮想物理環境に導入した。

物体に働く浮力は、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(7)により算出し、物理モデルの重心に鉛直上向きに作用させた。物体に働く抵抗力は、抗力係数を C_d 、物体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(8)により算出し、物体の表面からランダムに選択した複数の作用点に対して作用させた。

5. 行動獲得実験

行動獲得の基礎実験として、10 個の剛体をアクチュエータで直列に繋げた人工生物に対して行動獲得実験を実施した。

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_{ji} を最適化することで目的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 4 に示す。

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、評価関数を人工生物と光源の距離 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 を最大化する様に設定した(式(9))。 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(10)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。

人工生物を学習させる環境として、水中環境を構築し、一回の試行時間を 2000[ステップ][33.3[sec]]として上記した評価関数により評価値を算出し、GA による最適化を行った。

6. 結果と考察

獲得されたコントローラは、図 3 に示した様に人工生物の前方から後方(図 3 上方から下方)に向かって滑らかな位相差を持つ制御信号を出力し、モデルの遊泳を実現した。今後はより複雑な形状を持つモデルに対する行動獲得、高次の意思決定を伴う行動の獲得を目指す。

Table 2 Input data of ANN

From each sensor	Value
Light strength	$L \in [0, 1]$
Environmental pressure	$\sigma \in [0, 1]$
Cosine of angle between sensors and vertical axis	$\cos(\theta_{Vertical}) \in [-1, 1]$
Sine of angle between sensors and vertical axis	$\sin(\theta_{Vertical}) \in [-1, 1]$
From each actuator	Value
Cosine value of angle of actuators	$\cos(\theta_{Actuator}) \in [-1, 1]$
Sine value of angle of actuators	$\sin(\theta_{Actuator}) \in [-1, 1]$
Normalized gain of the control signal	$\frac{A_{t-1}}{A_{\max}} \in [0, 1]$

Table 3 Constants of CPG

Weight of synaptic connection	$a = 1.070772$
Firing rate of the tonic input	$s = 0.0$
Rise time constant	$T_r = 1.181958$
Time lag of the adaptation effect	$T_a = 0.153337$

Table 4 Setting of optimization

Number of individuals	200
Mutation rate	0.05
Crossover probability	0.2

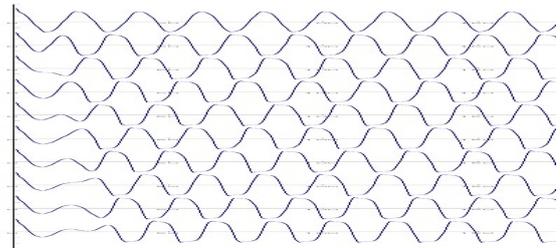


Fig.3 output signal of Controller

$$u_i = \sum_j w_{ji} v_j \quad (2)$$

$$v_i = \frac{1}{1 + e^{-u_i/T_r}} \quad (3)$$

$$T_r \dot{x}_i + x_i = -\sum_j a_{ji} y_j - b z_i + u_i + s_i \quad (4)$$

$$T_a \dot{z}_i + z_i = y_i \quad (5)$$

$$y_i = \max(0, x_i) \quad (6)$$

$$F_{buoyancy} = \rho V g \quad (7)$$

$$F_{drag} = C_d \frac{1}{2} \rho A v^2 \quad (8)$$

$$f(D, E, L) = -aD - bE + cL \quad (9)$$

$$aD_{\max} > cL_{\max} > bE_{\max} \quad (10)$$

$$a, b, c : constant$$

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) K. Matsuoka: Mechanisms of Frequency and Pattern Control in the Neural Rhythm Generators, *Biol. Cybern.* 56 (1987) 345
- 5) NVIDIA PhysX, http://www.nvidia.com/object/nvidia_physx.html