様々な形態的特徴を持つ人工生物に対する自律行動アニメーション生成

Generating an Autonomous Behavior of Virtual Creatures which have various shapes

○学 岩館 健司 (北大) 正 鈴木 育男 (北大)
正 山本 雅人 (北大) 正 古川 正志 (北大)

Kenji IWADATE, Hokkaido University, kenji-i@complex.eng.hokudai.ac.jp
Ikuo SUZUKI, Hokkaido University
Masahito YAMAMOTO, Hokkaido University
Masashi FURUKAWA, Hokkaido University

In this study, we aim to evolving autonomous virtual creatures which have various 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.

Key Words: Artificial Neural Network, Central Pattern Generator, Particle Swarm Optimization, Artificial Life

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、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律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、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、現実世界の動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。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様々な形態的特徴を有する人工生物に歩行、遊泳などの様々な行動を獲得させる。

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[1]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, CPG 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概観を図 1(a)-図 3(a)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。センサ及びアクチュエータの設置位置を図 1(b)-図 3(b)に示す。光センサは指向性を有し、センサと光源の角度を θ_L として $\cos\theta_L$ 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。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 4 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 1 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(1)、出力信号 v_i を式(2)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[2]を採用している。CPG の活動式を式(3)~(5)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 2 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。

$$u_i = \sum_j w_{ji} v_j \quad (1)$$

$$v_i = \frac{1}{1 + e^{-u_i/T}} \quad (2)$$

$$T_r \dot{x}_i + x_i = -\sum_j a_{ji} y_j - b z_i + u_i + s_i \quad (3)$$

$$T_a \dot{z}_i + z_i = y_i \quad (4)$$

$$y_i = \max(0, x_i) \quad (5)$$

Table 1 Input signal of ANN

From each sensor	Value
Light strength	$S_L \in [0, 1]$
Inclination of sensor	$S_I \in [-1, 1]$
Environmental pressure	$S_P \in [0, 1]$
From each actuator	Value
Angle	$\cos \theta_A \in [-1, 1]$
Normalized angular velocity	$\omega_A / \omega_{A \max} \in [-1, 1]$

Table 2 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	$T_a = 0.153337$

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[3]を使用し、重力、摩擦、反発、流体による浮力及び抗力をシミュレートした。

(a) Figure of the salamander

(b) Sensors and actuators

Fig. 4 Structure of the controller

5. 自律行動アニメーション生成実験

製作した人工生物に対する行動獲得実験を実施した。

本研究では粒子群最適化(Particle Swarm Optimization, PSO)をコントローラの最適化に導入し、ANN, CPG 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。PSO による w_{ji} の更新式を式(6)-(7)に、最適化に用いた設定を表 3 に示す。ここで、 D は w の変化量、 c_0 は慣性定数、 c_1, c_2 は最適位置からの影響力を決定するパラメータ、 pb は各粒子が得た最適位置、 gb は群全体が得た最適位置、 r_1, r_2 は $[0, 1]$ の乱数を示す。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、人工生物の光源方向への速度 V と、センサの入力値 L を最大化する評価関数を設定した(式(8))。人工生物を学習させる環境として、地上、及び水中環境を構築し、一回の試行時間を 2000[step](33.3[sec])として上記した評価関数により評価値を算出し、この評価値を最大化する様に最適化を行った。

Table 3 Setting of optimization

Number of swarm	200
Inertia	$c_0=0.9$
Influence of pb	$c_1=0.9$
Influence of gb	$c_2=0.9$

$$w_{ij}^{t+1} = w_{ij}^t + D_{ij}^t \quad (6)$$

$$D_{ij}^{t+1} = c_0 D_{ij}^t + c_1 r_1 (pb_{ij}^t - w_{ij}^t) + c_2 r_2 (gb^t - w_{ij}^t) \quad (7)$$

$$f(V, L) = VL \quad (8)$$

6. 結果と考察

6.1 四足ロボットモデルの自律行動アニメーション生成

地上で獲得された四足ロボットモデルの自律行動アニメーションを図5, 獲得された四肢のコントローラの出力を図6に示す. 四肢のコントローラは互いに同期し, 左右及び前後で逆の位相をもつ出力を獲得した. これにより, 四足ロボットモデルは地上で四肢を使った歩行行動を実現した.

Fig. 5 acquired behavior

Fig. 6 output of the controller

6.2 魚モデルの自律行動アニメーション生成

水中環境中で獲得された魚モデルの自律行動アニメーションを図7, 獲得された胴のコントローラの出力を図8に示す. 胴のコントローラは, 前方から後方に向かって滑らかな位相差を持つ制御信号を獲得し, これにより魚モデルは水中環境から受ける抗力を利用した遊泳行動を実現した.

Fig. 7 acquired behavior

Fig. 8 output of the controller

6.3 イモリモデルの自律行動アニメーション生成

地上, 水中それぞれの環境中で獲得されたサラマンダモデルの自律行動アニメーション, 及び胴のコントローラの出力を図9,10及び図11,12に示す. コントローラは図9, 図11に示す滑らかな位相差を持つ制御信号を獲得した. これにより, 各々の環境中に適した行動(四肢と地面の摩擦を使った歩行, 水の抗力を利用した遊泳)を自動的に獲得することが明らかとなった.

Fig. 9 acquired behavior on the ground

Fig. 10 output of the controller

Fig. 11 acquired behavior in the water

Fig. 12 output of the controller

7. 結言

本研究では物理アニメーション自動生成手法の確立を目的として, 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 CPG を人工生物のコントローラとして導入し, 様々な形態的特徴を持つ人工生物の自律行動アニメーション生成を実施した.

実験により, 各々の人工生物が環境の違いによってそれぞれの持つ形態的特徴を生かした移動手段(歩行, 遊泳)を自動的に獲得することが明らかとなった.

今後は, 障害物や人工生物同士の相互作用を考慮した, より複雑な行動獲得を目指す.

文 献

- [1] 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(I)—, 2008 年度精密工学会春季学術講演会, pp.987-988, 2008
- [2] K. Matsuoka: Mechanisms of Frequency and Pattern Control in the Neural Rhythm Generators, Biol. Cybern. 56, pp.345, 1987
- [3] NVIDIA PhysX: http://www.nvidia.com/object/nvidia_physx.html
- [4] L. N. Patel, A. Murray, J. Hallam: Increased Swimming Control with Evolved Lamprey CPG Controllers, Neural Networks, IJCNN '05 4, pp.2195-2200, 2005