

水陸両用カエルモデルの自律的行動の獲得に関する基礎研究

○泉 仁斗(北海道科学大学),大江亮介(北海道科学大学),
竹沢 恵(北海道科学大学),木下正博(北海道科学大学),
三田村保(北海道科学大学),川上敬(北海道科学大学)

本研究では1つの環境に特化した人工生物ではなく、複数の環境に対応できる人工生物を創生する、それは陸上、水中の環境下で活動が可能であり、跳躍行動また遊泳行動が可能な「カエル」をイメージした仮想生物をモデル化する。

1.はじめに

人工生命研究の分野において、カール・シムズの *Evolving Virtual Creatures*[5]の研究成果以降、コンピュータ内に定義した三次元の仮想環境内で人工的な生物の構造や振る舞いを自律的に獲得しようとする研究が数多く報告されている。これらの研究成果は 3DCG アニメーションにおけるキャラクターの動作をより自然にするためやロボットの複雑な動作に適用するなどの目的で利用されている。特に 3DCG によるアニメーション等への応用では、映画などの映像作品中に多くの 3DCG による人工生物が表現されるが、これらの動作を設定するにはデザイナーの手作業が必要となる。このような場合に前述の手法を適用することによって、デザイナーの手を煩わせることなく、自然な動作を組み込むことが可能となっている。そのためこのような研究分野は現在も重要なテーマとして多くの研究者が取り組んでいる。しかし実際の生物がそうであるように、地上、空中、水中などの環境すべてに対して適切な振る舞いを一つの生物が獲得することは容易ではない。そのため多くの研究では単一な環境のみを扱い、複数環境を同時に扱っている研究は多くない。そこで本研究では陸上と水中の両環境を模した 3 次元の仮想物理環境内で複数環境に適応した人工生物の適切な振る舞いを自律的に獲得することを試みる。モデリングする人工生物としては陸上と水中で適切な行動をとれる生物の一例であるカエルを模倣する。陸上では跳躍行動をとり、水中では遊泳行動をとらせるものとする。

2. 仮想物理環境とモデリング

本研究では複数の環境に対応可能な人工生物をモデル化することを目的に物理エンジン PhysX を用いて仮想物理環境とその環境上にカエルモデルを作成する。このカエルタイプの人工生物は陸上、水中の環境で活動可能とし、さらに陸上では歩行だけでなく、跳躍行動を可能となるため、より柔軟で複雑な環境に対応できる仮想生物と考え、「カエル」をモデルとすることとした。

2.1 カエルモデルの作成

カエルモデルは剛体であるプリミティブとプリミティブ同士を接合するジョイントの2つの要素から成り立っている。またモデルの行動制御は陸上・空中用の ANN コントロ

ーラと水中用 ANN コントローラを用いて制御することとした。また ANN の結合荷重を最適化する方法として、粒子群最適化法(Particle Swarm Optimization)を用い、適応度関数が最大化する動作を獲得する。

2.2 環境の作成

ここで構築する人工生物であるカエルモデルに行動を獲得させるためには、物理的な環境を与え、環境との相互作用によって学習させる必要がある。本研究では人工生物をとりまく環境として、自然界のカエルと同様に陸上と水中の2つを用意する。

仮想陸上環境では重力とそこから発生する摩擦力を作用させる。重力はワールド座標にて Y 軸下向きに重力 $g[m/s^2]$ として 9.80665 の力をモデルに与える環境である。

また仮想水中環境においても、同様に重力は作用するものとする。摩擦力に関しては重力から発生する垂直抗力に基づき PhysX から計算された値をそのまま用いる。

一方、仮想水中環境では指定したワールド座標系で $y=10$ の平面を水面として扱い、水面より下にモデルがある場合には流体の影響として浮力と抗力をモデルに与えるものとする。浮力の計算はアルキメデスの法則に基づき物体が押しつけた水の重力と同じ大きさの力を物体の質量中心で重力と逆向きに加えることでモデル化を行う。浮力の大きさ F は式(1)で定式化される。

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

ここで $\rho[kg/m^3]$ は水の密度、 $V[m^3]$ は物体の体積、 $g[m/s^2]$ は重力加速度を表す。 $\rho[kg/m^3]$ には 998.203 を、 $g[m/s^2]$ には 9.80665 の値を設定している。抗力の計算はモデルの表面に均一に分布した力を与えることでモデル化を行なった。流体力学の分野で解析的に求められる流れの $1/2 * \rho * U^2 [kg/m * s^2]$ と、物体の基準面積 $S[m^2]$ を利用して、抗力の大きさ D を式(2)で定式化した。

$$D = C(1/2)\rho U^2 S \quad (2)$$

ここで、 C は抗力係数と呼ばれるスカラー量であり、本研究では抗力係数を 1.50 とした。また基準面は全ての面に対して流速の向きと面の法線ベクトルからなる角度を求め、面の面積とその余弦値の積を基準面積とする。

3. 最適化による人工生物の行動獲得

本研究では作成したモデルに仮想物理環境での適切な行動を獲得させる。獲得させる行動はできるだけ早く目標物に近づくための移動行動とする。この移動行動は跳躍行動と遊泳行動の2つの行動から構成されるものとし、この2つの行動を状況に応じて水中環境時、陸上環境時それぞれにおいて獲得させる。これらの行動は人工生物に搭載された ANN コントローラにより制御されるものとし、状況に応じた適切な行動をアクチュエータに出力できる ANN コントローラを粒子群最適化法(PSO)により獲得する。今回は陸上・空中用の ANN コントローラと水中用の ANN コントローラを搭載するものとし、状況に合わせて使用する ANN コントローラを切り替えるものとする。この ANN は 3 層のリカレント型 ANN で構成されている。陸上・空中用の ANN コントローラの入力値と出力値を表 1 に示し、水中用の ANN コントローラの入出力値を表 2 に示す。

Table 1 Input and output signals of the ANN for on ground environment

Input signals	
I ₁ ~I ₁₄	各時刻における足 14 関節の角度 θ
I ₁₅ ~I ₁₇	カエルモデルのグローバル座標(X,Y,Z)
I ₁₈ ~I ₂₁	胴体のローカル座標系とワールド座標系の軸のずれ角の余弦値(X,Y,Z)
I ₂₂	胴体と目標地点との距離
I ₂₃ ~I ₃₇	1 時刻前の出力値 (14 関節の角速度 ω)
Output signals	
O ₁ ~O ₁₄	前足・後足 14 関節の目標角速度 ω

Table 2 Input and output signals of the ANN for under water environment

Input signals	
I ₁ ~I ₁₄	各時刻における足 14 関節の角度 θ
I ₁₅ ~I ₁₇	カエルモデルのグローバル座標(X,Y,Z)
I ₁₈ ~I ₂₃	胴体の向いている方向のベクトルと目標物までのベクトルとのずれ角の余弦値(X,Y,Z), および外積値(X,Y,Z)
I ₂₄	胴体と目標地点との距離
I ₂₅ ~I ₃₉	1 時刻前の出力値 (14 関節の角速度 ω)
Output signals	
O ₁ ~O ₅	前足・後足 14 関節の目標角速度 ω

3.1 跳躍行動の獲得

陸上環境ではカエル様モデルができるだけ早く目標物に接近し、かつ水中環境へのダイビングを想定し、跳躍行動を獲得させることとした。このとき、前足は胴体のバランス調整のために使われ、後足はより強く地面を蹴るために使われる。この動作は陸上・空中用 ANN コントローラで制御され

るため、ANN の初期結合重みをランダムに設定し、評価関数(3)の値を最小化するように PSO によって ANN の重みを最適化する。行動評価のための 1 エピソードにおける試行時間は、予備実験の結果から 400 ステップとした。式(3)中で D はモデルと目標物との距離とし、 r は X 軸まわりの姿勢が保たれている時に与えられる報酬で負の値が与えられる。

$$E = \sum_t^{400} D_t + r_t \quad (3)$$

3.2 遊泳行動の獲得

水中環境でもカエル様モデルができるだけ早く目標物に接近できるような遊泳行動を獲得させる。遊泳行動では前足の関節を動作させて潜水角度を調整し、後足の関節を適切に動作させて前進する。この動作も跳躍行動と同様に水中用 ANN コントローラで制御されるため、ANN の初期結合重みをランダムに設定し、評価関数(4)の値を最小化するように PSO によって ANN の重みを最適化する。ここでは 1 エピソードの試行時間は 1200 ステップとした。式(4)中の D はモデルと目標物との距離である。

$$E = \sum_t^{1200} D_t \quad (4)$$

3.3 行動のスイッチング

本研究では陸上・空中環境と水中間では別々の ANN コントローラを用いるため、どの時点でどちらの ANN を使用するべきかを決定しなければならない。今回はもっとも簡便な手法として、カエル様モデルの Y 座標値から、水面より上ならば跳躍行動、水面より下ならば遊泳行動と、獲得した二つの行動を使い分けることで目標に近づく行動を獲得する。

4. 終わりに

本研究では、物理エンジンを用いて跳躍や遊泳が可能なカエル様モデルを作成し、コントローラとしての ANN に PSO を用いて結合荷重を最適化することで、環境に適した移動行動を獲得した。

文献

- [1] 岩館, 米陀, 鈴木, 山本, 古川, "Animated Robot の研究 - 剛体モデリングツールの開発とその応用 -", 精密工学会誌 Vol.76, No2, pp.232-237. 2010
- [2] 梅村悠太: "仮想物理環境におけるバットモデルの跳躍行動の獲得", 北海道大学, 2011
- [3] 中村啓太: "仮想水中環境における人工生物の遊泳獲得", 北海道大学
- [4] 大江, 鈴木, 山本, 古川, "複合的人工ニューラルネットワーク:—教師なし学習を用いた動的制御における選択型ニューラルネットワークアンサンブル—", 精密工学会誌 79(6), 552-558, 2013
- [5] SIMS, Karl. "Evolving virtual creatures.", Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques. ACM, pp. 15-22, 1994
- [6] Ohkura, Kazuhiro, et al. "MBEANN: mutation-based evolving artificial neural networks.", Advances in Artificial Life. Springer Berlin Heidelberg, 936-945, 2007