

多足生物モデルの歩行獲得

北見工業大学 ○谷祐樹, 渡辺美知子, 鈴木育男, 岩館健司

要旨

本研究では、三次元物理空間の陸環境内に多足生物モデルを生成し、その生物モデルに人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network, ANN) の機械学習、その ANN のニューロン間のシナプス結合の最適化に遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) を適用して多足生物モデルの歩行を試みる。提案手法の有効性を数値シミュレーション実験で検証する。

1. はじめに

物理演算エンジンとは、二次元や三次元空間に任意の物体をモデリングし、現実世界の物理法則に基づいて動きなどを再現するソフトウェアのことである。具体的には、重力、摩擦力、水・空気の抵抗などの物理情報、質量・材料の特性などの物理情報を基に動力学方程式の導出や衝突判定の検出などの難しい計算を人間の代わりに行ってくれる。近年、物理演算エンジンは、シミュレーションや 3DCG (Three Dimension Computer Graphics) を用いた映像作品の製作など幅広い分野に活用されている。

最近では、三次元物理空間内に人工生物の犬モデル¹⁾、無人輸送車 (Automatically Guided Vehicle, AGV)²⁾、飛行船³⁾などをモデリングし、陸や空気などの様々な環境下においてモデルが何らかの動きを再現している。

北海道大学の古川ら⁴⁾⁵⁾は、このモデルに学習機能を持たせて目的を満たすような自律行動を獲得するモデルをアニボット (Animated robot, Anibot) と名付け、活発に研究を行っている。これらの研究では、陸や水などの環境とある目的が与えられたとき、モデル自身が環境に働きかけて学習を行い、目的達成や生物の自然な振る舞いを自律的に獲得することを目的としている。

本研究では、三次元物理空間内に多足生物モデルをモデリングし、モデル自身の学習により多足歩行の振る舞いや目的地到達の行動を獲得させることが目的である。この多足生物モデルにはセンサーが内蔵され、モデルの制御には人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network, ANN) を用いる。また、ANN のニューロン間のシナプス結合の最適化には遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) を採用している。多足生物モデルは、スムーズな歩行と目的地までの距離が短くなるように学習させることを目的とする。

2. 多足生物モデル

図 1、図 2 は、それぞれ多足生物モデルの側面図と上面図を示している。本研究で作成した多足生物モデルは、胴体、胴体側面から伸びる 6 本の足で構成されている。図 3 に示すようにモデルの寸法は、胴体部分が全長 6m、幅 1m、厚さ 0.4m であり、足部分の寸法が長さ 1m、幅 0.4m、厚さ 0.4m である。また、胴体と足の接続位置は左右とも胴体の 1m、3m、5m 部分であり、足の角度は 30 度に設定する。多足生物モデルは、胴体に設けられたセンサーによって現在地から目的地までの距離と角度を検出できる。図 4 は、多足生物モデルの初期位置と光源の位置を示している。

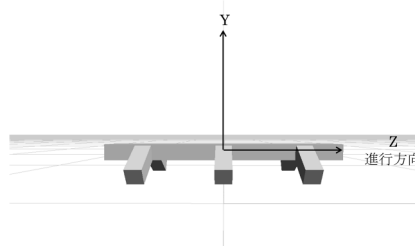


図 1 多足生物モデルの側面図

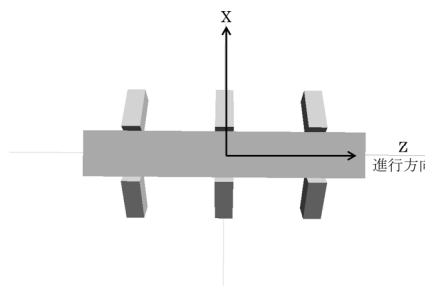


図 2 多足生物モデルの上面図

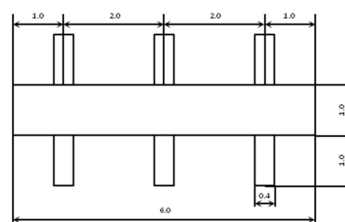


図 3 多足生物モデルの上面図 (各寸法)

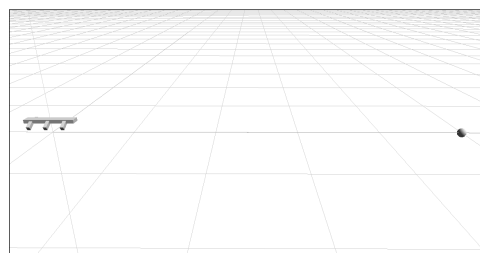


図 4 多足生物モデルの初期位置と光源の位置

3. 制御方法

3.1 人工ニューラルネットワーク (ANN)

多足生物モデルの歩行制御には、図5に示すフィードフォワード型の3層のANNを用いる。各層へのニューロン数は、それぞれ入力層3、中間層5、出力層6とした。ANNの入力には、多足生物モデルと目的地までの距離と目的地との角度としきい値の設定を与える。出力は、6本の各足である。中間層と出力層には、結合しているニューロンからの入力の総和にシグモイド関数を用いて出力関数とする。また、重み係数 w の初期値には、ランダムで発生させた値を代入する。ここで、ランダムに発生させる重み係数 w の値の範囲は $(-10000 \leq w \leq 10000)$ を設定する。

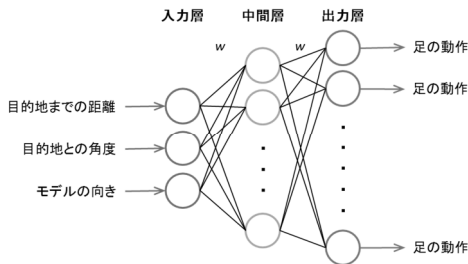


図5 3層のフィードフォワード型のANN

3.2 遺伝的アルゴリズム (GA)

GAは、ANNの各ニューロン間の重み係数 w を最適化するために用いられる。本研究では、GAの遺伝操作として、交叉、突然変異、淘汰（エリート選択）の遺伝オペレータを採用した。交叉には二点交叉を用い、突然変異は遺伝子に乱数を加える方法で行った。評価値は、多足生物モデルと目的地との距離の総和として、式(1)で求める。

$$E = \sum_{t=0}^n (D_t) \quad (1)$$

ここで、 E は評価値、 D_t は現在地から目的地までの距離、 n はステップ数とする。

4. シミュレーション実験

多足生物モデルの初期位置は、原点 $(0.0, 0.0, 0.0)$ とし、目的地の光源は $(0, 0, 50)$, $(50\sqrt{3}, 0, -50)$, $(-50\sqrt{3}, 0, -50)$ の3地点に設定した。図6は、多足生物モデルが目的地に向かって移動中のスナップショットである。この目的地の座標は $(0, 0, 50)$ である。

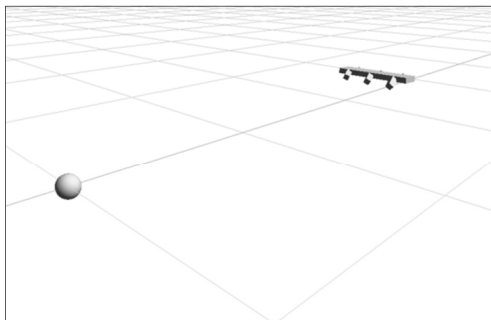


図6 多足生物モデルの移動

図7はANNの重み係数の最適化にGAを適用したときの収束状況を示し、縦軸に評価値と横軸に世代数を示している。このグラフからは、GAの特徴である世代数が増えると階段状に評価値が改善されていることがわかる。また、ほぼ120世代で収束している。

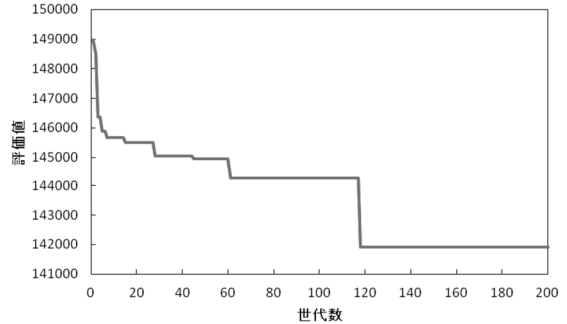


図7 評価値の収束状況

5. 終わりに

本研究では、三次元物理空間内に多足生物モデルをモデリングし、モデル自身の学習により多足歩行の振り舞いや目的地到達の行動を獲得させた。その結果、以下のことが得られた。

- 1) 多足歩行のアニボットモデルにANNの機械学習を用い、ANNのウェイトの最適化にGAを適用し、多足歩行の振り舞いや任意の光源に向かって歩行する行動が獲得された。
- 2) 多足生物モデルの学習は、フィールド上に複数の光源を設定することで、光源に追従するような自律歩行が獲得された。

今後の課題は、より精度の良い評価方法を考えること、各足の周期変更や、関節を増やすことで、より効率的かつ現実の生物に近い歩行を獲得すること、目的地で停止することなどが挙げられる。

参考文献

- 1) 村瀬元起, 渡辺美知子, CPGの最適化による犬モデルの自律歩行動作の獲得, 情報処理北海道シンポジウム2011講演論文集, pp157-160, 2011
- 2) 福原隆宏, 渡辺美知子, 複数のシステム環境下による協調行動の獲得, 第12回公益社団法人計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp74-1F1-1, 2011
- 3) 野田坂佳, 渡辺美知子, 仮想空間に於ける飛行船モデルの行動獲得, 第11回公益社団法人計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, pp319-3J2-2, 2010
- 4) 尾尻和也, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志, 多脚人工生物の行動獲得, 精密工学会北海道支部50周年記念学術講演会講演論文集, pp31-32, 2009
- 5) 岩館健司, 米陀佳祐, 鈴木郁男, 山本雅人, 古川正志, Animated Robotの研究 -剛性体モデルの学習と制御-, ロボティック・メカトロニクス講演会2008, 2P2-G19(1)-(4), 2008