

カンブリア紀のハルキゲニア生物の行動再現に関する研究

○中山裕貴(北見工業大学), 渡辺美知子(北見工業大学),

鈴木育男(北見工業大学), 岩館健司(北見工業大学), 古川正志(北海道情報大学)

要旨

本研究は、三次元物理空間にカンブリア紀の古代生物であるハルキゲニアをモデリングし、水中歩行行動の再現を目的とする。モデルの歩行行動の獲得には、人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)の機械学習と遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を用いた進化学習を採用する。最後に、シミュレーション実験で有効性を検証する。

1. はじめに

地質時代の区分でカンブリア紀とされる 5 億 4100 万年前から 4 億 8500 万年前、地球は先カンブリア時代に形成された海洋にほぼ全体を覆いつくされていた。この海洋中に様々な海洋生物が現れ、カンブリア紀に生物の多様性が増大し動物門のほとんどが出現したと考えられている。この時期に出現した生物は、現在の生物と比べると非常に奇妙な姿をしている。従って、この時期の生物はカンブリアモンスターと呼ばれている。さらにその生態や動きには不明なところも多い。その中でも特に奇妙な姿をしているのがハルキゲニアである。ハルキゲニアとはラテン語で「幻惑するもの」という意味であり、その異様な姿から学名がつけられた。体長は 0.5 センチから 3 センチほどで、円柱状の胴体から 7 対の細長い脚があり、その先からは 1 対の爪が備わり、背側には足の数と同じく 7 対の棘が並んでいる。頭部はやや細長く、1 対の目があり、口の中には環状の歯がある。また、首に相当する部分には細長い触手のような付属肢が存在していた。

本研究では、三次元物理空間内にハルキゲニアをモデリングし、目的地まで自律的に歩行する行動の再現を目的とする。物理エンジンは、NVIDIA 社の PhysX を採用する。水中歩行の獲得には、人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)の機械学習を採用し、この ANN のニューロン間の結合荷重の最適化に遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を用いる。

2. 三次元物理モデリング

物理エンジンを用いる利点は、三次元仮想空間内で重力や摩擦、浮力など様々な物理現象を再現することができる。本研究で使用する PhysX は、リアルタイムで物理演算とその結果をシミュレーションすることができるソフトウェアである。

近年、ロボットや人工生物モデルをモデリングし、空気中や水中などの様々な環境下において、目的に沿って自律的な行動を獲得させる研究が盛んに行われている。これらの研究において北海道情報大学の古川²⁾らは、自律行動の獲得に学習機能を持たせたモデルをアニメロボット(Animated Robot, Anibot)と名付けて活発に研究を進めている。

3. ハルキゲニアモデル

モデリングしたハルキゲニアは図 1 に示し、(a)に側面図、(b)に正面図、(c)に上面図を示している。モデルは 7 個の立方体を連結させたものを胴体とし、1 個の立方体から 1 対の脚と 1 対の棘がそれぞれ接続されている。胴体の立方体はひねりが加えられる構造であり、それにより片方の脚を

上げると同時にもう片方の脚を下げるようになっている。また、図 1 の赤の立方体を第 1 体節とすると第 2 体節と第 3 体節の間、第 3 体節と第 4 体節の間は左右に振れるよう接続部分を設定している。脚は前後に可動するように設定し、胴体のひねりと組み合わせ歩行動作となる。これらの接続箇所はアクチュエータを持っているため、別々に稼働することが可能である。第 2, 第 3 体節間と第 3, 第 4 体節間の左右への振りを共通の ANN からの出力とし、胴体のひねりと脚を ANN から出力した個別の正弦波で稼働させる。背側の棘は天敵から身を守るために付いていたと考えられ、本研究では制御の対象とはせず固定状態と設定した。モデルのサイズを表 1 に示す。ここで、PhysX 内の計算を正確に行うため実際のものよりも大きいモデルを採用した

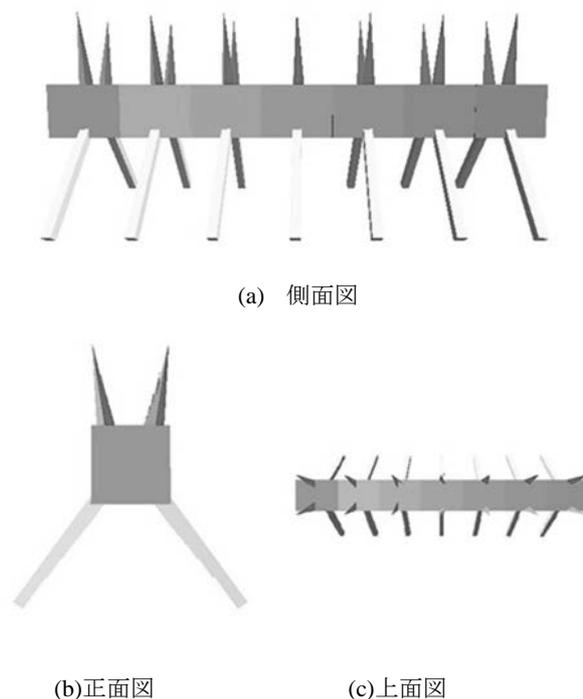


図 1. ハルキゲニアのモデル

表 1. モデルの寸法

	高さ×幅×奥行き [mm]
胴体	30×30×280
全体	122×102×280

4. 人工ニューラルネットワーク(ANN)

ANNとは、生物の脳の神経回路網を模倣したネットワークモデルである。本研究では、入力層 2、中間層 29、出力層 46 のフィードフォワード型の 3 層の ANN を採用する。

入力層では、モデル頭部から目的地までの距離を入力としている。目的地までの距離はステップ数毎に計算している。ニューロンの出力関数には、式(1)のシグモイド関数を用いて 0 から +1 の値を出力し、脚の前後運動、胴体のひねりと振りを行う。式(1)の T は、温度係数として 0.1 を設定した。

$$f(x) = \left(\frac{1}{1 + e^{-\frac{x}{T}}} \right) \quad (1)$$

5. 遺伝的アルゴリズム(GA)

本研究では、ANN の重み係数を最適化するのに GA を採用した。GA とは生物の進化過程から着想を得た最適化手法である。ANN の重み係数を遺伝子表現したものを GA の個体とし、交叉、突然変異、選択、淘汰の遺伝子操作を行い最適化する。初期値はランダムに発生させた値を代入し、重み係数の範囲は $(-1 \leq w \leq 1)$ とする。表 2 に GA の条件を示す。なお、1step を 1/120 秒とする。

表 2. GA の実験条件

世代数	70
個体数	100
ステップ数	8000
交叉率	0.4
突然変異率	0.6
淘汰率	0.3

6. 評価関数

式(2)の評価式 d は、モデルの頭部から目的地までの距離とペナルティの総和を表わす式であり、値が小さいほど良い評価とした。ペナルティは式(3)に示し、モデルの第 4 体節の進行方向ベクトルと第 4 体節からの目的地までのベクトルの角度から与える。図 2 にモデルから目的地までの距離と角度を示している。

$$d = \sum_{i=0}^n (x_i + x_i \cdot P_i) \quad (2)$$

$$P_i = -\cos \theta_i + 2 \quad (3)$$

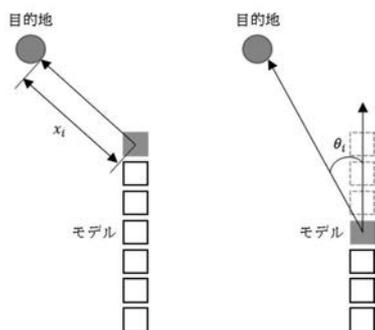


図 2 モデルと目的地の距離と角度

7. 結果と考察

数値シミュレーション実験の結果、モデルは脚の振りと胴体の振り、ひねりを組み合わせ初期位置から設定した目的地まで自律的に歩行することができた。目的地をモデルの斜め前に設定した時、軌跡が弧を描くように歩行する場合と直線的に進み目的地付近で方向転換する場合が確認された。3 に歩行の様子と図 4 に目的地までの歩行経路の軌跡を示している。

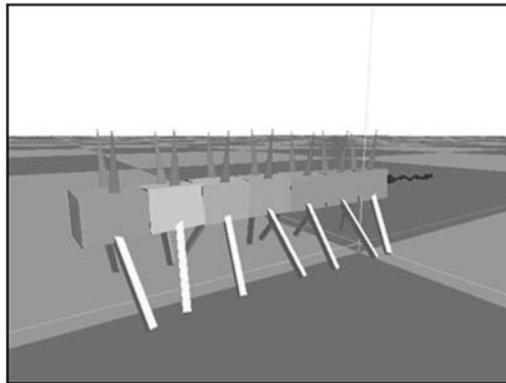


図 3 歩行の様子

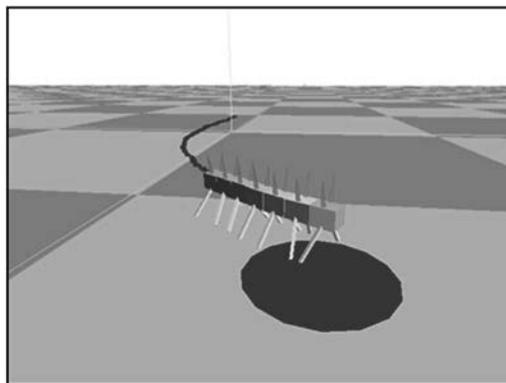


図 4 目的地までの歩行経路の軌跡

8. おわりに

本研究では、三次元物理空間内にハルキゲニアを簡略化しモデリングを行い、進化学習を適用することで初期位置から目的地までの自律的な歩行行動を再現することができた。その結果、以下の事が得られた。

1. ハルキゲニアモデルは、ANN と GA を用いて最適化を行うことで、初期位置から目的地までの歩行行動が再現された。
2. 目的地に到達後、新たな目的地を設定するとモデルは自律的に目的地に歩行することが確認された。

参考文献

- 1) 千崎達也, 左巻健男, カンプリアモンスター図鑑—カンプリア爆発の不思議な生き物たち—, 秀和システム, 2015
- 2) 岩館健司, 米蛇佳祐, 鈴木育男, 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—, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2008, 2PG-I9(1)-(4), 2008