

カンブリア紀のアノマロカリスの遊泳行動の獲得

○五十嵐地広(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、カンブリア紀に生存していた古代生物のアノマロカリスをモデリングし、遊泳用のヒレを用いながら水中を遊泳する自律行動の再現を目的とする。モデルの遊泳行動の獲得には、機械学習の人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)を採用し、ANNの結合荷重の最適化に遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を用いて遊泳行動の再現を試みる。提案手法の有効性を確認するために数値シミュレーション実験で検証する。

1. はじめに

カンブリア紀とは、およそ5億4100万年前から4億8500万年前の間の時期を指し、この時代の化石が初めて発掘されたウェールズ地方の「カンブリア」という地名に由来する。カンブリア紀以前の地球は、地球史上最も過酷な氷河期であったと言われ、動物の存在が確認されてはいるものの、その種類は多くない。しかし、カンブリア紀に入ると、氷河期が終わりを迎え、海洋が地球上のほぼ全てを覆いつくすようになった。このことがたくさんの生物を生み出し、多様性が増大するきっかけとなった。この時期に出現した生物は現在の生物と比較すると、非常に奇妙な姿をしているものも多くあり、その生態は解明されていないことも多い。これらの生物の中で、カンブリア紀最大の大きさを誇り、生態系の頂点にいたとされている動物が、「アノマロカリス」¹⁾である。体長は数10センチから1メートルを超えるものもあり、その他の生物が数センチであったことを考えるとその大きさがうかがえる。「アノマロカリス」の特徴的なところは、前方に2本突き出した腕の役割を担っていた大付属肢、リング状の口、そして泳ぐためのヒレが13対の両側に備わっていたことである。特に、13対ものヒレを持つ動物は、現在では存在しないため、非常に興味深い特徴であると言える。

本研究では、三次元物理空間内に「アノマロカリス」の胴体と13対のヒレをモデリングし、任意の目的地まで自律的に遊泳する行動の獲得を目的とする。物理演算エンジンは、NVIDIA社のPhysXを採用する。自律走行の獲得には、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

パーソナルコンピュータ上の三次元空間内で物体をモデリングし、物理演算エンジン²⁾を利用することで、様々な物理現象を再現することが可能となる。物理演算エンジンは、物体が持つ質量や速度、地面との摩擦や空気抵抗など、基本的な力学的法則を簡単にシミュレーションすることができる。本研究で使用するPhysXは、リアルタイム性を重視した物理演算エンジンで、リアルタイムで物理演算と、その結果の表示を行うソフトウェアである。そのため、シミュレーション中に三次元空間内に何らかの変化を与えても、即座にその変化を結果に反映することができる。

3. アノマロカリス

モデリングしたアノマロカリスは図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、四角柱状の本体に、薄い板状のヒレを13対本体の側面に接続している。本体は上下にそりまがることができ、上昇下降などを容易にしている。ヒレは、上下に可動することができ、同時に本体との接続部分でひねりが加えられるようになっている。ヒレの上下運動はシミュレーション時には、自発的に動かすことになるが、ヒレのひねりは設定した可動域の範囲内で水の抵抗により受動的に動くことになる。ヒレと本体との接続は、ヒレの中心からわずかに本体の前方向にずらしているため、ヒレを上方向に動かしている場合は、時計回りに、下方向の場合は、反時計回りにひねりが加えられることになる。これらのヒレは全て別々に可動することができるが、前方のヒレの動きをトレースし、全体では波をうつような形で動かすことが理想である。これを実現するには、最も前方についているヒレのみを制御対象とし、それ以外のヒレは時間差で同じ動きをするものとしている。モデル後方には斜め上方向に3対のヒレが本体に接続されているが、本研究では、13対のヒレのみで遊泳行動の獲得を行っているため、固定状態である。モデルのサイズを表1に示す。

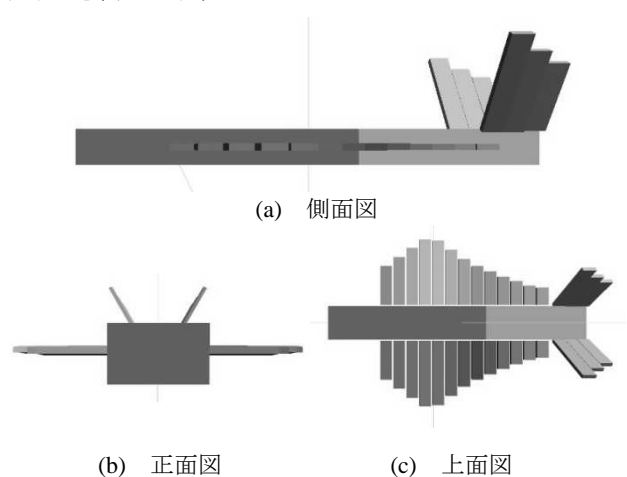


図1. アノマロカリスのモデル

表1. モデルの寸法(mm)

| | |
|-----------|-----------|
| 本体(長さ×横幅) | 1542×200 |
| 全体(長さ×横幅) | 1553×1000 |

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、単純な構造であるフィードフォワード型の3層のANNを利用している。ANNのニューロン数は入力層4、中間層5、出力層3である。

入力層には、モデル中心から目的地までの角度を入力する。なお、目的地までの角度はステップ数ごとに計算している。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、ヒレの上下運動、本体のそりかえりを行う。式(1)の T は、温度係数として0.1を設定した。

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

5. 遺伝的アルゴリズム(GA)

本研究では、ANNのニューロン間の重み係数を最適化する方法にGAを採用した。GAの遺伝子は重み係数 w とし、交叉、突然変異、選択・淘汰の遺伝オペレータを適用する。初期値はランダムに発生させた値を代入する。重み係数の範囲は $(-1 \leq m \leq 1)$ と設定する。表2にGAの条件値を示す。なお、1ステップは1/60秒としている。

表2. GAの実験条件

| | |
|-------|------|
| 世代数 | 10 |
| 個体数 | 5000 |
| ステップ数 | 7500 |
| 交叉率 | 0.3 |
| 突然変異率 | 0.05 |
| 淘汰率 | 0.2 |

6. 評価関数

GAに用いる評価関数は、個体群の中でどの個体が優れているのかを評価する関数である。アノマロカリスは、物体が水中を移動するために移動速度が非常に遅く、いかに効率良く目的地に向かっていけるかが重要である。本研究では、一定のステップ数の中で、どれだけ目的地に近づいたかを評価関数としている。本体の中心と、目的地の距離の計算は、各ステップ毎に行い、ひとつ前のステップと現在のステップでの距離を比較し、より近い値を評価値としている。目的地は、図2に示すような位置関係で固定して学習させる。この位置は、最終ステップでの本体の位置が目的地を通り過ぎないために設定し、同時に旋回、直進の要素を含むような設定となっている。

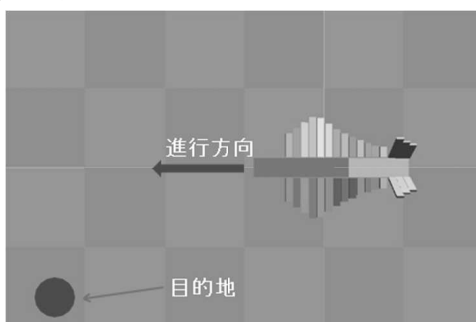


図2. モデルと目的地の関係

7. 結果・考察

数値シミュレーション実験の結果、モデルは自律的に上昇・下降、旋回、直進を組み合わせることで、目的地に到達することが確認できた。図3は上昇、図4では旋回の様子を示している。また、図5はスタート位置から目的地に向かって遊泳する様子と軌跡を示している。

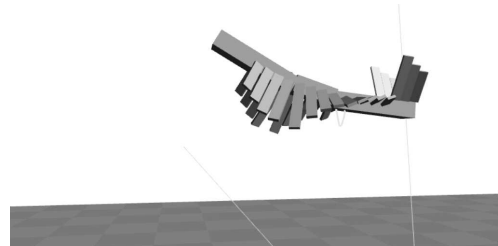


図3. 上昇行動

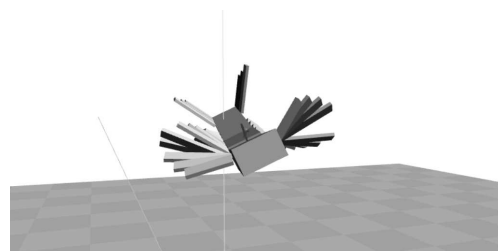


図4. 旋回行動

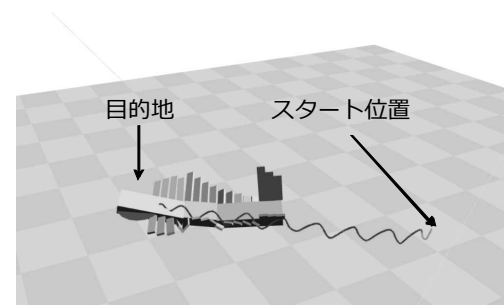


図5. 目的地までの遊泳行動

8. おわりに

本研究では、3次元物理空間内にアノマロカリスを簡略化してモデリングを行い、進化学習を用いて初期位置から目的地までの遊泳行動を自律的に獲得させた。その結果、以下の事が得られた。

1. ANNとGAを用いて進化学習させたモデルは、初期位置から目的地まで自律的な遊泳行動を獲得した。
2. モデルは、必要に応じて上昇、旋回、直進行動を使い分けて遊泳することが可能であることが確認された。
3. 目的地を変更した場合、再び目的地の方向に自律的に遊泳していくことが確認された。

参考文献

- 1) 千崎達也, 左巻健男, カンプリアンモンスター図鑑—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, 米陀佳祐, 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-G19(1)-(4), 2008