

カンブリア紀のオパビニアの遊泳行動の獲得

北見工業大学 ○工藤章久, 渡辺美知子, ラワンカル アビジート,
鈴木育男, 岩館健司, ㈱テクノウィング 古川正志

要旨

本研究は、4億8500年～5億4000年前のカンブリア紀に生息していた古代生物のオパビニアをコンピュータ上にモデリングし、水環境の三次元物理空間内でどのような動きをしていたのかを再現することが目的である。この動きを再現するために人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)と遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)の進化学習を採用する。提案手法の有用性を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4億8500年～5億4000年前の時期を指し、この時代の化石が発見及び研究された最初の地であるウェールズ地方のラテン語名「カンブリア」から、アダム・セジウィック氏によって命名された。

カンブリア紀では海洋が地球上のほぼ全てを覆い尽くしていたとされ、様々な種類の海洋生物が出現し、中でも節足動物や藻類が発達して生息していた。その中でもカンブリア紀最大の大きさを誇る「アノマロカリス」の仲間とされる「オパビニア」の遊泳行動を再現する。この「オパビニア」の体長は数センチと小さく、複数対のヒレと呼吸用のエラ、「アノマロカリス」に似た3対のフラップを持ち、体軀もそのヒレの数と同数の節、体の下には柔らかい足を持っている。特徴は、5つの目と頭部から伸びた物を掴めるノズル状の触手を持つことである。その触手自体は口ではなく、口は触手の根元にある。

本研究では、三次元物理空間内に「オパビニア」の頭部、胴体、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している。物理演算エンジンはNVIDIA社のPhysXを採用する。遊泳行動の獲得には、人工ニューラルネットワーク(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(GA)を用いる。

2. 三次元物理モデリング

三次元物理モデリングは、物理エンジンを用いて物体の衝突、摩擦、重力等を考慮しながら自然界の物理現象をコンピュータ上で再現することが可能である。例えば、球の等速円運動や慣性の法則、波動実験など様々な物理現象を再現することができる。本研究で使用する物理エンジン「PhysX」はリアルタイム性を重視したソフトウェアである。そのため、シミュレーション中に何らかの変化が与えられたとしても、その変化を結果に反映することができる。

3. オパビニアモデル

モデリングしたオパビニアは図1に示し、(a)に側面図、(b)に上面図、(c)に正面図を示す。モデルは、眼を模した球が5つ接続された立方体の頭部、この頭部から胴体が伸びて、節として十分分割している。さらに、節一つに対して一対の薄い板状のヒレが接続されている。胴体は上下方向と左右方向への自由度を持ち、旋回行動と上昇行動を可能にしている。また、ヒレは上下に可動することができる。これら

全てのヒレと胴体の節は、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。10対のヒレは、左右それぞれ先頭のヒレから順にANNから出力した正弦波の位相をずらすことによって波のような形で運動することで推進力を得ている。

モデル後方に接続された三対のフラップは、姿勢制御のため使用していたと考えるが、本研究では制御対象とせず、固定状態とする。また、モデルのサイズを表1に示す。

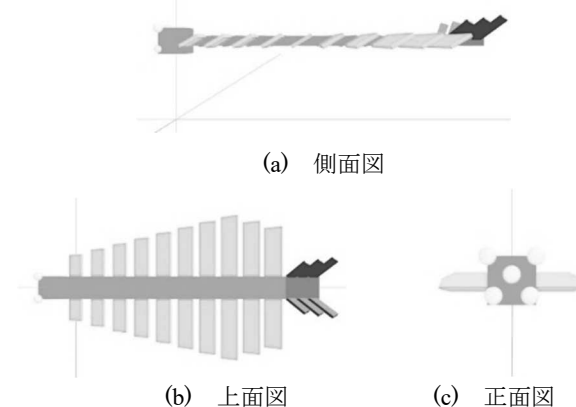


図1 オパビニアモデル

表1 モデルの寸法(m)

胴体(高さ×幅×奥行き)	1.6×1.6×20.0
全体(高さ×幅×奥行き)	1.8×7.6×21.5

4. 人工ニューラルネットワーク(ANN)

ANNとは、生物の脳の神経細胞の構造の一部を模したネットワークモデルである。本研究ではフィードフォワード型の3層のANNを用いている。ANNのニューロン数は入力層4、中間層15、出力層4である。

入力には、モデル頭部から目的地までの角度を入力し、出力は、節の上下方向と左右方向に1出力ずつ、ヒレは出力を左右で分け、式(1)、式(2)に示す関数によって他のヒレが運動する。また、 F_L は左のヒレ、 F_R は右のヒレを制御する関数である。

$$F_L = g \cdot v_1 \cdot \sin\left(\frac{\pi}{120}t - \theta x\right) + C \quad (1)$$

$$F_R = g \cdot v_2 \cdot \sin\left(\frac{\pi}{120}t - \theta x\right) + C \quad (2)$$

g : ゲイン v_1, v_2 : ANN からの出力 C : 切片
 t : シミュレーション時間 θ : 位相 x : ヒレ番号

また、ニューロン間の重み係数は式(3)のシグモイド関数を用いて 0 から +1 の値に制限する。式(3)の温度係数 T は 0.1 に設定した。

$$f(x) = \left(\frac{1}{1 + e^{-x/T}}\right) \quad (3)$$

5. 遺伝的アルゴリズム (GA)

本研究では、式(1)、式(2)の g, θ , ANN のニューロン間の重み係数を最適化する方法として GA を採用した。直進や旋回等の遊泳行動を獲得するには、探索範囲が広いので、まず g, θ を直進する場合に限定し、最適化したのちに w を最適化する手法をとった。1段階目では、GA の遺伝子をゲイン g , 位相 θ とし、2段階目では、遺伝子を重み係数 w とし、交叉、突然変異、淘汰の遺伝オペレータを適用した。それぞれの範囲は、 $(0 \leq g \leq 3)$, $(0 \leq \theta \leq \pi/2)$, $(-1 \leq w \leq 1)$ と設定する。表 2 にそれぞれの値を最適化した時の条件を示す。なお、1ステップは 1/60 秒とする。

表 2 それぞれの最適化時の条件

	g, θ	w
世代数	100	100
個体数	100	100
ステップ数	900	1000
交叉率	0.4	0.4
突然変異率	0.2	0.2
淘汰率	0.2	0.2

6. 評価関数

この生物は水中環境で生活しているため、水の抵抗により、移動速度が低下しやすい傾向にある。そのため、いかに速く目的地に向かえるかが重要になる。従って、本研究では、一定ステップ数の中でどれだけ速く目的地に向かえるかを評価とし、評価関数を式(4)に示す。

$$F = \sum_{t=0}^n \vec{P} \cdot \vec{V} \cdot \cos(\alpha) \cdot \cos(\beta) \quad (4)$$

\vec{P} : 頭部から目的地までの単位ベクトル

\vec{V} : 頭部の速度ベクトル α : 頭部の傾き β : 頭部の傾き
 α, β の範囲は $(0 \leq \alpha \leq \pi)$, $(0 \leq \beta \leq \pi)$ であり、範囲を超えた場合、それぞれ $\cos(\alpha)=0$, $\cos(\beta)=0$ となる。従って、センサーである頭部が傾くほど $\cos(\alpha)$ の値が減少し、頭部が目的地を向いていないほど $\cos(\beta)$ の値が減少する。これにより、傾きが 90° を超える、または、頭部と目的地の角度が 90° を超えると評価値が 0 となる。これによって本体が傾いたままの遊泳を抑制している。

7. 結果, 考察

数値シミュレーションの実験の結果、モデルは左右への旋回行動を組み合わせることで、自律的に目的地に到達す

ることが確認できた。図 2.1 は旋回行動、図 2.2 は目的地までの軌跡である。また、図 3 は直進行動の最適化を行った際の収束グラフであり、図 4 は旋回行動の最適化を行った際の収束グラフである。ここでは、縦軸を評価値、横軸は世代数を示している。



図 2.1 旋回行動

図 2.2 目的地までの軌跡

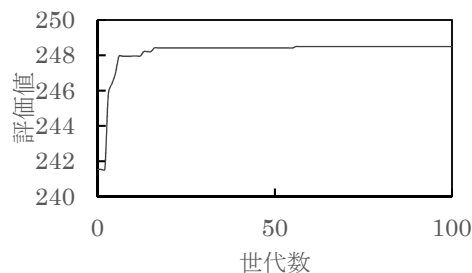


図 3 直進行動における収束状況

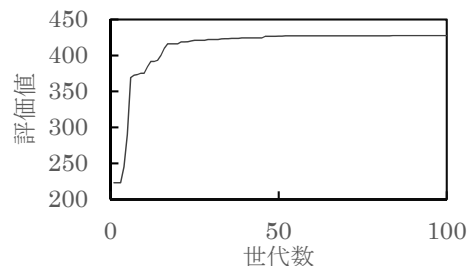


図 4 旋回行動における収束状況

図 3 では 60 世代付近、図 4 では 50 世代付近で収束していることが確認できる。また、モデルは目的地到達後、付近で旋回し、転覆した状態での遊泳や頭部が目的地に向いていない状況がほぼ無いことが確認できた。

8. おわりに

本研究では、三次元物理空間内に古代生物のオパピニアをモデリングし、初期位置から目的地までの遊泳行動の獲得を行った。

その結果、以下の事柄が得られた。

1. 直進行動の学習の後に旋回行動の学習をさせたことで、初期位置から目的地までの遊泳行動を自律的に獲得することができた。
2. モデルは、獲得した直進行動と旋回行動を用いて目的地に到達し、その後、目的地付近で旋回する様子が確認された。

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