

水中マルチコプターの自律遊泳行動の獲得

○山内智史(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、三次元物理空間の水環境下にマルチコプターをモデリングし、任意の目的地まで自律遊泳を行って到達することを目的とする。この自律遊泳には、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) を用い、シミュレーション実験により有効性を検証する。

1. はじめに

現在、水による自然災害や事故は、台風や豪雨による洪水、地震などによる津波、海難事故や水難事故などが日本中で発生している。これらに対する様々な対策をしていたとしても防ぎきれないものは多々ある。2011年3月11日に日本で発生した東日本大震災は、各地の地震被害や津波被害が発生し、これらの被害は福島第一原子力発電所にも及んで大きな事故で凄惨な状況を引き起こしてしまった。また、地球温暖化の影響もあり台風やゲリラ豪雨による洪水問題は、国内外を問わずに年々脅威となっている。このような自然災害や事故に対する防止や発生後の対応策は課題となっている。

近年、回転翼を複数搭載して安定飛行が行えるマルチコプターが注目されている。このマルチコプターは、割と安価で入手可能であり様々な分野での応用が考えられている。例えば、カメラやセンサーなどの撮影や計測システムを搭載したマルチコプターは、建造物のひび割れ調査¹⁾や自然災害調査²⁾などに役立てられている。機体の操作は電波の無線通信で行われているものが多いが、水中では周波数が高くなるほど電波の信号が1m進むごとの減衰が大きくなる傾向がある³⁾。総務省は電波法により、マルチコプターの無線通信の利用可能な周波数帯を定めている。その周波数帯は2.4GHz帯と5.7GHz帯の2種類であるが、この帯域では無線での通信ができなくなることが考えられる。

本研究では、三次元物理空間の水中環境内にマルチコプターモデルを作成し、モデル自身の学習によって任意の目的地へ到達する自律遊泳の獲得が目的である。物理エンジンはNVIDIA社のPhysXを用い、重力、抗力、浮力などの物理現象を再現する。本モデルの自律遊泳の獲得には、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 w の最適化に遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を用いる。これらの提案手法の有効性を確認するために、シミュレーション実験により検証する。

2. 水中マルチコプターモデル

本研究で用いるマルチコプターは、ローターを4つ搭載したクアッドコプターのモデルを作成した。図1は作成したマルチコプターの平面図(a)と正面図(b)を示している。(A)は重心に半径0.075mの球体状の位置センサーを搭載したボディ、(B)と(C)はボディからローターへつなぐアーム、(D)はブレードである。このブレードは、各ローターを挟んで互い違いになるように45度傾けて作成している。(E)はマルチコプターのボディ、(F)はローターである。表

1はマルチコプターモデルのパーツの寸法を示す。

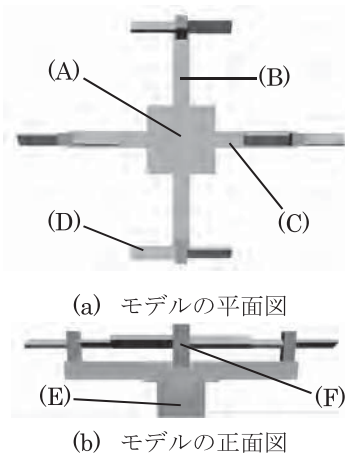


図1 マルチコプターモデル

表1 マルチコプターモデルの寸法

パーツ	パーツ寸法(x×y×z)(m)
(A)	0.06×0.015×0.06
(B)	0.015×0.015×0.2
(C)	0.2×0.015×0.015
(D)	0.03×0.003×0.01
(E)	0.04×0.03×0.04
(F)	0.01×0.025×0.01

3. 制御方法

3.1 人工ニューラルネットワーク(ANN)

水中マルチコプターの推力を生み出すプロペラの回転の制御には入力層、中間層、出力層からなる3層のフィードフォワード型のANNを用いる。ニューロン数は入力層5、中間層5、出力層4とする。

ANNの入力は、現在地のセンサーから目的地までのベクトルをxy平面、zx平面にそれぞれ投影したときにおける各軸に対する角度のcos値と閾値の初期値1を与える。また、閾値は出力層に入力する前に再び1に初期化する。

中間層と出力層は、結合しているニューロンからの入力値の総和 u を用いて出力する。このときの出力関数は、以下の式(1)に示すシグモイド関数を使用する。今回用いた温度計数 T は0.2とする。

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

3. 2 遺伝的アルゴリズム(GA)

GA は ANN の各層のニューロン間の結合荷重を最適化するために用いる。GA の遺伝子を w には、交叉、突然変異、淘汰の遺伝オペレータを各世代に適用する。結合荷重 w は、初期値として -1 から 1 の範囲でランダムに発生させる。遺伝オペレータの交叉は各層のニューロン間の結合の出力側に対して 2 点交叉を用い、突然変異はランダムに選択された結合荷重 w に再び -1 から 1 の範囲でランダムに発生させる方法を用いる。

式(2)は評価値 E を示し、水中マルチコプターの現在地から目的地までの距離を D_t 、ステップ数を n で表される。この GA を用いて ANN のニューロン間の結合荷重 w の最適化を行い、目的地までの距離を最小化させる。

$$E = \sum_{t=0}^n (D_t) \quad (2)$$

4. シミュレーション実験

シミュレーション実験は、三次元物理環境の水環境内にマルチコプターの 4 つのローターの回転数の制御に進化学習を用いて自律的な遊泳行動を獲得させる。

マルチコプターの初期位置を(0,5,0)目的地を(1,6,1)としたときの自律遊泳行動の獲得を行った。

GA の実験条件を表 2 のように設定し、1 ステップ 1/60sec として実験を行った。

表 2 GA の条件

個体数	100
世代数	200
交叉率	0.3
突然変異率	0.15
淘汰率	0.2
ステップ数	1800

5. 実験結果

図 2 は評価値の収束状況を示し、縦軸は評価値を横軸に世代数を示している。

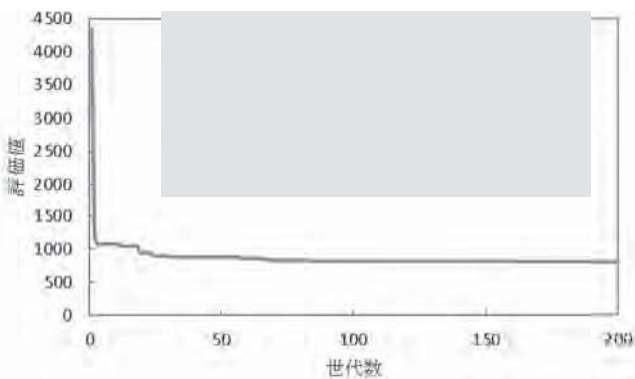


図 2 評価値収束状況

このグラフからは、GA の特徴である階段状の評価値の収束がみられる。その結果、ANN の結合荷重 w が世代を経るごとに最適化され、目的地へ向かうための適切な遊泳行動が獲得されていると考えられる。

ANN の出力値は、マルチコプターのローターの回転を操作して機体の制御を行う。各ローター回転速度 ω は、ゲインを g 、ANN からの出力を v としたとき以下の式(3)で表される。ここで、今回用いたゲイン g は 50 とする。このとき、図 1-(a)のモデルの平面図の上下のローターの回転速度を

求める式には正、左右のローターには負の符号を与える。

$$\omega = \pm \pi g v \quad (3)$$

以下の図 3 は、最終世代のエリート個体より得られた 1 ステップごとのローターの回転速度 ω の変化状況を示し、縦軸はローターの回転速度を横軸にステップ数を示している。

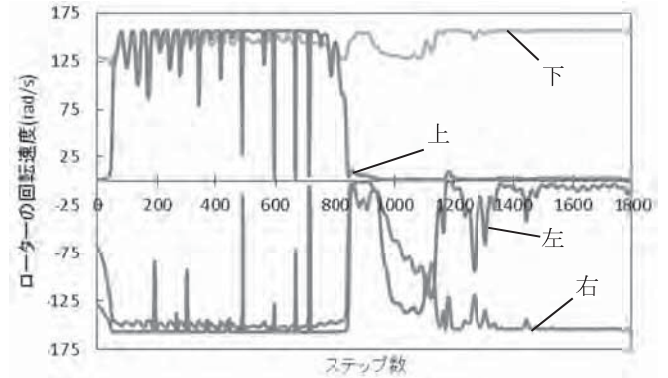


図 3 各ステップごとのローターの回転速度

ANN の出力は 0~1 となっているため、正側は上下の、負側は左右のローターの動きを示している。このグラフからは、ローターが 0 から約 70 ステップまでの間は上と右のローターに比べ下と左のローターが大きな回転速度を持っていることがわかる。この状況は、機体が目的地へ向きを変えていると考えられる。また、約 70~800 ステップまでの間は、上下左右のローターの回転速度の絶対値がほぼ等しいため、機体の姿勢を保ちつつ目標値へ向かって直進していると思われる。それ以降は、上と左のローターの回転速度はおよそ 0 へ収束し、下と右のローターのみを動かしていることが分かる。このことから、次の目標値が指示されるのを現在の目標値の周囲を遊泳しながら待機する行動が得られたと推測される。

学習を行った最終世代のエリート個体は、目的地到着後新たな目的地を与えた場合その地点へ向かう遊泳行動も確認できている。

6. 終わりに

本研究では、三次元物理空間の水環境内にマルチコプターをモデリングし、モデル自身の学習により目的地到達の自律遊泳行動を獲得させた。その結果、以下の結果が得られた。

1. マルチコプターには、ANN と GA を用いた進化学習の機能を持たせ、初期位置から目的地への自律的な遊泳行動が獲得された。
2. 目的地到達後、新たに目的地を設定した際にも新目的地への遊泳が確認された。
3. 今後は、障害物検知と回避、水流を想定した外乱を受ける中での自律遊泳行動の獲得を目指す予定である。

参考文献

- 1) 政田翔大, 河辺伸二, 渡辺正雄, マルチコプター空撮による外壁タイル仕上げのひび割れ調査, 日本建築学会東海支部研究報告書第 53 号, pp102, 2015
- 2) 井上公, 内山庄一郎, 鈴木比奈子, 自然災害調査研究のためのマルチコプター空撮技術, 防災科学技術研究所研究報告第 81 号, 2014
- 3) 鈴木志乃, 海と地球の情報誌・Blue Earth-, 国立研究開発法人海洋研究開発機構, 第 20 巻, 2008