

# 機械学習によるマルチコプターの飛行行動の獲得

○小野木香苗(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, 3次元物理空間内にマルチコプターのモデルを作成し, マルチコプターの自律的な飛行行動を得ることを目的とする. この自律飛行行動の獲得には, 機械学習の人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN), ANNのニューロン間のシナプス結合荷重の最適化に遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を採用する.

具体的な飛行行動の獲得は, 初期位置から機体の水平状態を維持しながら下降・上昇させることである. 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

マルチコプターとは, 3枚以上のプロペラを有する飛行体のことを指し, 災害やスポーツなどの実況やイベントなど様々な状況で活用されている. また, 学習や研究の教材としても活用され, さらに身近なものになってきている.

マルチコプターは, 基本的に操縦者が操縦することで飛行させる. そのため, 操縦者による操作ミスや風などの外乱による影響によって事故が発生する. また, カメラなどの機材を搭載した場合には重心が変化して姿勢制御が困難となり, より事故が発生する可能性が高まる. 以上のことから, 人が操縦するマルチコプターの安全性には限界があると考えられる.

この問題を解決する方法として, マルチコプターに自律性のある飛行行動を持たせることが有効だと思われる. この自律的な飛行行動が獲得された場合, 外乱や機体の重心を考慮した安定した姿勢制御をマルチコプター自身が行うようになり, 人為的な事故の減少につながるのではないかと考えられる.

本研究では, 3次元物理空間内にマルチコプターのモデルを作成し, NVIDIA社の物理演算エンジンPhysXを利用してシミュレーション実験を行い, マルチコプターの自律的な飛行行動を得ることを目的とする. この自律的な飛行行動の獲得には, 機械学習の人工ニューラルネットワーク(Artificial neural Network, ANN), ANNのニューロン間のシナプス結合荷重の最適化に遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を採用する. 具体的な飛行行動の獲得は, 初期位置から機体の水平状態を維持しながら上昇・下降させることである. 提案手法の有用性を数値シミュレーションで検証する.

## 2. 研究方法

### 2.1. 物理環境

本研究のマルチコプターの飛行行動のシミュレーション実験には, 3次元空間内には空気が満ちていると考え, 空間内の流体密度を1.293と設定する. 重力加速度は一般的に用いられる, 9.8とする.

物理演算を行うPhysXでは, 物体が流体から受ける力(浮力・抗力)のシミュレーションがサポートされていないため, 外力として与える必要がある.

浮力はアルキメデスの定理により, 式(1)を用いる.

$$F = \rho g V \quad (1)$$

( $\rho$ : 流体の密度,  $g$ : 重力加速度,  $V$ : 物体の体積)

抗力是一般的な抗力係数を用いた式(2)を用いる.

$$D = \frac{1}{2} C_d \rho U^2 A \quad (2)$$

( $C_d$ : 抗力係数,  $\rho$ : 流体の密度,  $U$ : 物体と流体の相対速度,  $A$ : 投影面積)

物体が流体から受ける力には, 浮力と抗力のほかに揚力も存在するが, 物理計算が困難となるため, 本研究では考慮しないこととする.

### 2.2. モデル

本研究では, 一般的に知られている四枚のプロペラを有するクアドロコプターを模してモデルを作成した. 図1には作成したマルチコプターのモデルを示し, 表1には機体の詳しい寸法を示す.<sup>1)</sup>

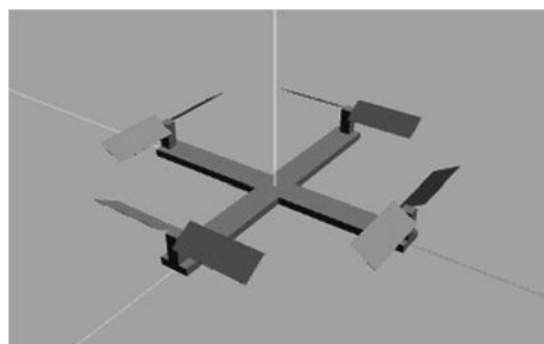


図1 マルチコプターのモデル

表1 機体の寸法

	高さ(厚さ)	幅	長さ
ボディ	40	150	150
アーム	40	150	700
モータ	150	60	60
プロペラ	1	400	150

なお、PhysX では小さい物体のシミュレーションが困難であるため、機体の寸法は大きめに設定する。

### 2.3. 制御方法

マルチコプターの制御には各プロペラの回転数を制御する方法と角度を変化させる方法の二つがある。本実験では、回転数制御を採用する。また、モータの回転数は以下の式(3)(4)(5)(6)(7)(8)を用いて決定する。<sup>2)</sup>

$$motor_{ab} = motor_{th} \times (1 - yaw) \quad (3)$$

$$motor_{cd} = motor_{th} \times (1 + yaw) \quad (4)$$

$$motor_a = motor_{ab} \times (1 - roll) \quad (5)$$

$$motor_b = motor_{ab} \times (1 + roll) \quad (6)$$

$$motor_c = motor_{cd} \times (1 - pitch) \quad (7)$$

$$motor_d = motor_{cd} \times (1 + pitch) \quad (8)$$

( $motor_{th}$ : 基本回転数,  $motor_{ab}$ : モータ AB の基本回転数,  $motor_{cd}$ : モータ CD の基本回転数,  $motor_a, motor_b, motor_c, motor_d$ : 各モータの回転数,  $yaw, roll, pitch$ : 各変数)

### 2.4. 進化学習

飛行行動の獲得には、人工ニューラルネットワーク(ANN)と遺伝的アルゴリズム(GA)を組み合わせた進化学習を用いる。

#### 2.4.1. 人工ニューラルネットワーク(ANN)

ANN とは、生物の神経細胞の働きを模倣したネットワークモデルである。本研究では図 2 に示すフィードフォワード型の 3 層構造の ANN を使用し、各層のニューロン数を入力層 4 中間層 10 出力層 2 とする。また、ニューロン間の重み係数  $w$  を -1 から 1 の範囲で設定する。

入力には、 $roll$ 軸と $pitch$ 軸に対する機体の傾きの  $\cos$  値と  $\sin$  値を用いる。また、出力は変数 $roll, pitch$ とする。

#### 2.4.2. 遺伝的アルゴリズム(GA)

GA とは、生物の進化のメカニズムを模倣した最適化アルゴリズムである。本実験では交叉、突然変異、淘汰の遺伝オペレータを使用して、ANN のニューロン間の重み係数  $w$  を最適化する。

表 2 は、シミュレーション実験で用いた GA の実験条件を示す。

表 2 GA の実験条件

個体数	50
世代数	200
交叉率	0.7
突然変異	0.2
淘汰率	0.2

また、最適化における個体の評価式は式(9)に示す。

$$\sum_{t=0}^n \theta_{pitch} + \theta_{roll} \quad (9)$$

( $\theta_{pitch}, \theta_{roll}$ : 各軸に対する機体の傾き)

## 3. 実験と考察

図 3 は GA による評価値の収束状況を示し、縦軸は評価値、横軸は世代数を表している。

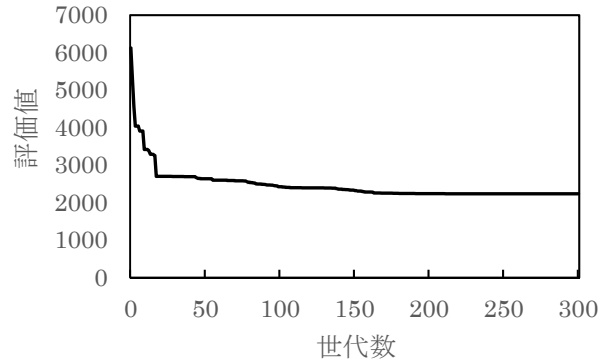


図 3 シミュレーションの評価値の収束

図 3 からは、評価値が階段状に収束していることが分かる。従って、世代数を重ねるごとに ANN のニューロン間の重み係数  $w$  が最適化され、水平状態に近い飛行行動の獲得が行われていることが分かる。

一方で、300 世代付近でも階段状の収束が見られた。従って、現在の結果は収束仕切っておらず、さらに世代数を重ねることによって、より水平状態に近い飛行行動を獲得できると考える。

以上のことより、人工ニューラルネットワーク(ANN)と遺伝的アルゴリズム(GA)を組み合わせた進化学習はこの研究の手法として有効であるといえる。また、水平状態を保った飛行行動の獲得には 300 世代以上のシミュレーションが必要である。

## 4. おわりに

本研究では、3 次元物理空間内にマルチコプターのモデルを作成し、自律飛行行動の獲得を行った。その結果、以下のことが得られた。

- 1) 上昇・下降の飛行行動を獲得することができた。
- 2) 水平状態に近い飛行行動の獲得ができた。
- 3) GA の条件を変化させ、より早い収束を目指す。

今後は、マルチコプターの機体制御、目的地点までの自律飛行行動の獲得、目的地点移動による追従自律飛行行動の獲得等を行う予定である。

## 5. 参考文献

- 1) 山内智史, 渡辺美知子, 鈴木育夫, 岩館健司, 古川正志, 水中マルチコプターの自律遊泳行動の獲得, 2016 年度精密工学会北海道支部学術講演会, pp27-28, 2018
- 2) 狭間章仁, 農業・林業を支援するマルチコプターの自律飛行行動の獲得, 北見工業大学平成 29 年卒業論文発表要旨, 2018