

農業・林業を支援するマルチコプターの自律飛行の獲得

○狭間章仁(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

近年、農業や林業等の産業を支援するための、空中を飛行するマルチコプターの開発が望まれている。本研究では、物理モデリングに基づいた仮想空気環境の下で簡易的なマルチコプターのモデリングを行い、このモデルに学習機能を持たせ、自律飛行行動の獲得を行うことを目的とする。学習には進化学習を用い、シミュレーション実験で有効性を検証する。

1. 研究の背景と目的

日本では、50年ほど前に農作業の効率化を図るために無人ヘリコプターを利用した農薬の空中散布が実施された。その後、ヘリコプターによる空中散布の日程調整が困難な事や経費が高くつく事などから衰退し、地上動力散布機へ移行されて現在に至っている。

最近注目されているマルチコプターとは、ヘリコプター的一种であり、一般に垂直方向に3つ以上のローターとプロペラを搭載した回転翼機のことである。ヘリコプター等の2つ以下のローターを搭載した回転翼機の場合は、機体の姿勢制御を行うために可変ピッチ機構のような回転中にプロペラの角度を変える機構が必要となる。しかし、マルチコプターでは各ローターの回転数を増減させることで姿勢制御を行うことができるという特徴がある。

近年、安価で高精度な小型ジャイロセンサーの登場に伴い、複雑な機構を必要としないマルチコプターが注目され、様々な産業への利用方法の研究が進められている。例えば、宅配業務、人間が立ち会う事が困難な大きな橋やダムでの損傷具合の確認、広大な畑での野菜の育成状況の確認、山の森林状況の確認などへの利用が挙げられる。

一方で、マルチコプターは無線で操縦されるために電波の届かない場所へ移動した際に帰投が困難となる問題や、使用者が機体に規格外のカメラなどを搭載する場合に機体の姿勢が上手く制御できないという問題が挙げられる。特に農業や林業においては、広大な農地や森の中を飛行するため、機体が墜落した際には回収が困難となる。また、カメラや農具、工具などを使用者が自由に取り付けられる事が望ましいと考えられる。

本研究では、マルチコプターに学習機能を持たせ自律飛行を可能とし、使用者の初期位置から出発して目的地付近を飛行後に再び使用者の元へ戻る飛行行動の獲得を目的とする。更に、マルチコプターの安定した姿勢制御を獲得させ、マルチコプターが抱える様々な問題の解決を試みる。

2. 研究の方法

2.1 モデルの作成

マルチコプターのモデリングとシミュレーション実験には、NVIDIA社の物理演算エンジンであるPhysXを利用する。モデリングしたマルチコプターは、ローターを4つ搭載したクアッドコプターとする。モデルを構成するプリミティブは全て剛体の直方体とし、図1にマルチコプターのモデリングと表1に各プリミティブの寸法を示す。

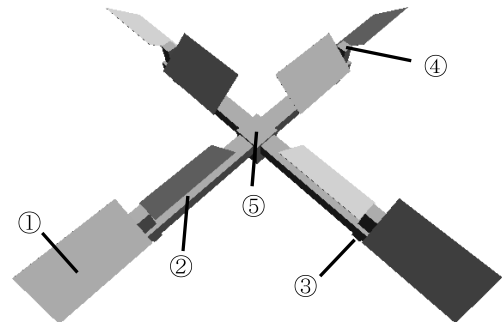


図1 マルチコプターモデル(クアッドコプターモデル)

表1 各プリミティブの寸法

部品番号	部品名	高さ(厚さ) [mm]	幅 [mm]	長さ [mm]
①	プロペラ	1.5	300	525
②	アーム	90	12	800
③	足	135	60	60
④	ローター	150	75	75
⑤	ボディ	210	180	180

なお、PhysXでは小さいプリミティブの再現が難しいため、今回は想定されるマルチコプターより大きいモデルを作成する。特に、プロペラ部の面積は現実のものより大きいサイズとする。

2.2 仮想空気環境の設定

PhysXでは、物体が流体から受ける力である浮力と効力のシミュレーションはサポートされていないため、これらの力を外力として与える必要がある。

浮力は、静止流体中の物体に作用する浮力の大きさはその物体が排除した物体の重量に等しいというアルキメデスの原理により、式(1)で定式化される。

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

(ρ : 流体の密度, g : 重力加速度, V : 物体の体積)

抗力は、一般的な抗力係数を用いた式(2)を用いて計算する。

$$D = \frac{1}{2} C_a \rho U^2 S \quad (2)$$

(C_a : 抗力係数, ρ : 流体の密度, U : 物体と流体の相対速度, S : 投影面積)

物体が流体から受ける力には、浮力、抗力の他に揚力が存在するが、計算が困難となるために、現段階では揚力の実装を行わないものとする。

2.3 学習内容

学習は仮想物理空間内に初期位置と目的地を設定し、この初期位置から目的地へ機体が近づくために必要なローターの回転数の制御を自律的に獲得する。機体の初期位置と目的地を図2に示す。

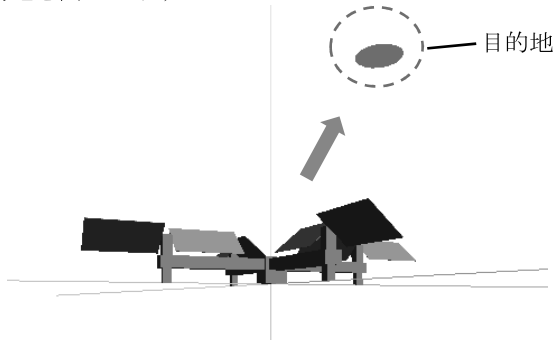


図2 機体の初期位置と目的地の設定

2.4 制御方法と学習方法

機体の制御は人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)で行い、ANNの各ニューロン間の結合重み w を遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)で最適化し、自律飛行の行動獲得を行う。

2.5 ANNの設定

ANNは、図3に示すように三層のフィードフォワード型のネットワーク構造を用いる。各層は、入力層6、中間層3、出力層4である。ANNの入力は、機体のロール軸、ピッチ軸、ヨー軸の単位ベクトルと、機体の中心から目的地までの単位ベクトルの内積としている。また、出力は4つのローターの回転数の比率とし、この出力に係数を乗じた値をローターの回転数としている。

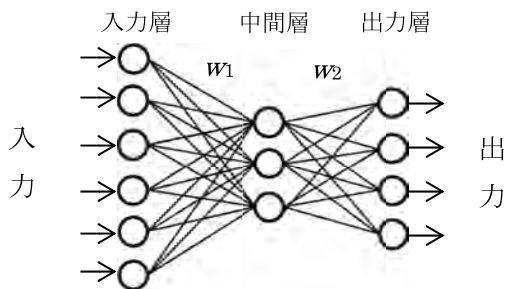


図3 ANNのネットワーク構造

ANNの出力関数は、式(3)に示すシグモイド関数を用いる。

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

2.6 GAの設定

GAの実験条件は、世代数:100, 個体数:100, 交叉率:0.1, 突然変異率:0.4, 淘汰率:0.3, ステップ数:9000, 以上の通りである。また、評価計算は1/600[sec]で実験を行った。個体の評価は、モデルの中心から目的地までのステップ毎の距離の総和とし、評価式は式(4)とする。この評価値が低い個体、すなわち距離の総和が短い個体ほど目的

地近くにいる個体となる。

$$F = \sum_{i=0}^n d_t \quad (4)$$

3. シミュレーション実験の結果と考察

図4はGAの収束状況のグラフを示し、縦軸に評価値と横軸に世代数を示している。

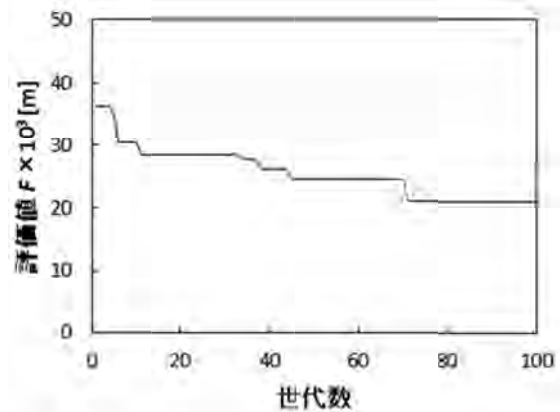


図4 GAの収束状況

図4のグラフは、GAで生成した個体群中の最も評価値の良い個体を、100世代分プロットしたものである。このグラフからは、GAの特徴である優秀な個体の評価値が階段状に収束していることがわかり、ニューロン間の結合重みの最適化が行われている事が推測される。

最終世代の個体は、目的地に接近して周辺を旋回する行動を獲得し、目的地をランダムに変更した場合でも、目的地を追従することができた。一方で、機体の傾きは安定せず、絶えず宙返りを行うような飛行を学習してしまうことが確認された。

4. おわりに

本研究では、マルチコプターモデルの自律飛行行動の獲得を行った。この飛行行動の獲得には、ANNとGAを用いた進化学習機能を利用し、自律的な飛行行動が獲得された。一方で、安定した自律飛行行動の獲得には、以下の問題点を改善しなければならないことが分かった。

1. 機体がロール方向、ピッチ方向に傾き、そのまま回転してしまうような飛行を行わないように学習する。
2. 機体のヨー方向に回転し続けてしまう飛行を行わないように学習する。
3. 機体が目的地へ安定した姿勢で飛行し、近傍でホバリング飛行を行うことができるように、評価式の検討を行う必要がある。

参考文献

- 1) 松藤弘樹, 大石宜卓, 金城寛, 外本伸治, クアッドコプターの位置・姿勢運動に対するロバスト制御—飛行ロボット・メカトロニクス(1)—, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要2013, A1-F03(1)-1A1-F03(4), 2013
- 2) 岩館健二, 米陀佳祐, 鈴木郁男, 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講演概要集2008, 2P2-G21(1)-2P2-G21(4), 2008