

物理モデリングに関する基礎研究  
-飛行船の機体制御と学習機能-

北見工業大学 ○野田坂佳, 渡辺美知子

要旨

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飛行船をモデリングし、ニューラルネットワークと進化計算での学習機能を採用することによって飛行船モデルの自律的な行動の獲得を行うことを目的とする。また、シミュレーション実験によって自律的な飛行制御が可能であるかを検証する。

1. 緒言

近年、三次元物理モデリングにおける仮想生物、無機物、機械の振舞い獲得が様々な手法で行われている。また、物理法則に基づいたプリミティブを自動生成し、このプリミティブの動作を任意の環境下でモデル化する研究が進んでいる<sup>1)2)</sup>。現在行われている研究では、生物や無機物の振舞い獲得は進んでいるが、三次元空間におけるロボットや機械に関する振舞い獲得はあまり行われていない。機械の自律的な振舞いを獲得することにより、シミュレーションで視覚的に確認することが可能となる。

そこで本研究では、空気中を飛行する機械である飛行船を物理法則に基づく剛性体でモデル化し、飛行船の自律的な振舞い獲得を目的とする。飛行船の自律的な振舞い獲得のために、人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network:ANN)を適用し、ニューロン間の重み関数の学習に遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm:GA)を採用する。最後に、数値計算シミュレーションによって有効性を確認する。

2. 仮想環境のモデル化

本研究に於いてシミュレーションに用いる仮想環境の構築手法を以下に述べる。

2.1 物理エンジンの導入

本研究では物理エンジンを導入した。物理エンジンとは、物理法則に従って各時間に於ける物体の振舞いをシミュレートするライブラリである。本研究ではNVIDIA社が提供しているPhysXライブラリを使用した。このPhysXライブラリでは重力、衝突判定等を行う。

2.2 空気環境の構築

PhysXでは、物体が流体から受ける力である浮力と抗力のシミュレーションはサポートしておらず、空気環境の構築にはこれらの力を外力として与える必要がある。空気環境の構築手法は森長らが提案した手法を用いる<sup>3)4)</sup>。

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流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。

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

( $\rho$ : 流体の密度,  $g$ : 重力加速度,  $V$ : 物体の体積)  
式(1)から浮力の大きさを求め、物体の重心に作用点を置き鉛直上向きに作用させる。

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

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

抗力は一般的な抗力の式(2)を用いて計算する。抗力係数 $C_d$ は物体の形状、流速方向によって可変であるが、計算を簡

略化させるため、直方体の抗力係数を $C_d=2.0$ 、三角形メッシュではFig.1<sup>5)</sup>より $C_d=1.28$ と固定する。また、空気の密度は浮力、抗力の計算ともに20°C, 1atm時の密度である $\rho = 1.205(\text{kg}/\text{m}^3)$ とした。



Fig 1 Independent drag coefficient two-dimensional protuberances

3. 飛行船モデルの構成

実際にモデリングした機体の形状をFig2~5、各パラメータ値をTable1に示す。両ロータの迎え角は $\pm 30^\circ$ とし、ロータが回転することにより推進力を得る。また、回転数の違いにより、旋回を行う。尾翼の迎え角の変化は $\pm 10^\circ$ とし、旋回の調整や、上昇と下降を制御する。従って機体の制御点は2つのロータの回転数と4枚の尾翼の迎え角の6点である。

飛行船では浮力を獲得するため、ボディの内にヘリウムが充填していると考え、よってボディの密度をヘリウムの20°C, 1atm時の密度である $\rho = 0.178(\text{kg}/\text{m}^3)$ とする。ロータと尾翼ではアルミフレームを使用したと考え、フレーム厚さを0.01mとした時の重量となる。プリミティブ全体が様な密度として重量が計算されるので、密度は全体重量から体積を割った値となっている。

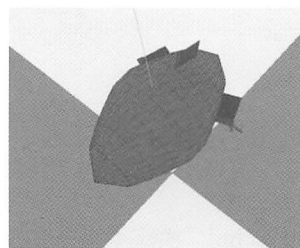


Fig.2 Shapes of Airship

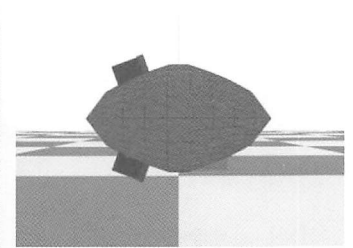


Fig.3 Side View of Airship

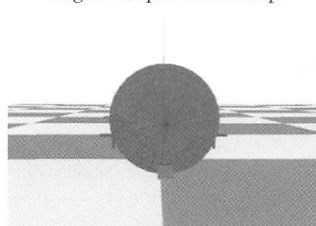


Fig.4 Front View of Airship

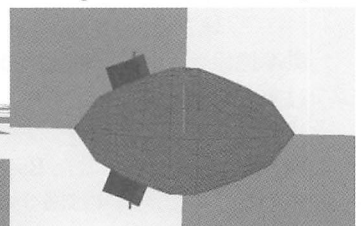


Fig.5 Top of Airship

Table1 Parameter of Airship

|           | Length (m) | Width (m) | Height (m) | Density (kg/m <sup>3</sup> ) |
|-----------|------------|-----------|------------|------------------------------|
| Body      | 18.0       | 6.35      | 6.35       | 0.178                        |
| Cockpit   | 8.0        | 2.0       | 3.0        | 530                          |
| Rotor ×4  | 2.0        | 0.50      | 0.050      | 1800                         |
| Tail Wing | 4.0        | 3.0       | 0.050      | 1120                         |

#### 4. ニューラルコントローラと進化計算

機体の自律的な振舞いを獲得するための制御方法を以下に述べる。

##### 4.1 ニューラルコントローラの構築

本研究では、機体の自律的な振舞い獲得のため、ニューラルコントローラによる制御を行う<sup>6)</sup>。ニューラルコントローラは、ANNを採用する。ANNは入力層、中間層、出力層の3層で構成される。入力は、機体と光源を結ぶベクトルの大きさとそのベクトルと機体の向いている方向がなす角のxz平面とyz平面の正弦値と余弦値、また仮想環境内でのx軸y軸z軸からの機体の傾きとする。中間層は階層型10ノードで構成される。出力は各制御点の角速度とする。

##### 4.2 進化計算による最適化

ANNのパラメータの探索に進化計算のGAを適用して最適化を行う。重みを持った隣接行列をニューロンのパラメータとする。評価関数は光源から機体までの距離とする。学習終了後、評価関数が最良となるように学習を行う。

#### 5. シミュレーション実験

モデリングした飛行船の制御を行い、制御方法の確認と有効性をシミュレーション実験によって検証する。

##### 5.1 実験概要

上記のANNとGAを用いた学習により、飛行船が自律的な制御により、目的地へ到達可能であるかを数値計算シミュレーションによって検証する。また、飛行船の制御点が適切であるかを検証する。

##### 5.2 問題設定

目的地を光源と考え、評価関数は式(3)とし、任意のステップS毎の光源と機体の距離の総和dを評価値Eとし、評価値が小さいものほど良い評価とする。この評価値の最小化を距離の総和を評価値とすることで、目的地へ最短経路で到達するような振舞いが獲得可能と考えられる。

$$E = \sum_{t=1}^S d_t \quad (3)$$

##### 5.3 実験条件

GAで学習する際の実験条件と機体の初期位置、設定した目的地の座標をTable2に示す。これらの条件で学習後、最終世代の最も評価値の良い個体の振舞いを確認する。

Table 2 Experimental Condition

|                            |             |
|----------------------------|-------------|
| Default position           | (0,10,0)    |
| A position of light source | (50,50,-50) |
| Number of generation       | 60          |
| Number of individual       | 10          |
| Crossover ratio            | 0.4         |
| Mutation ratio             | 0.1         |
| Simulation step 1/60(s)    | 1800        |

##### 5.4 実験結果

Fig.6にGAでの学習時の評価値の最も良い個体の評価値の推移を示す。Fig.7は学習後の個体の振舞いの様子を示す。光源を(50, 50, -50)に設定したときの330ステップ(5.5s)時で機体の中心位置が(49.9,48.6,-51.8)となり、目的地へ到達する動きが確認された。

飛行船の制御点は前述した6点である。機体の安定を保つことができ、目的地へ移動する速度も十分で、制御点は適切である。

#### 6. 結言

本研究では簡易的な飛行船をモデリングし、機体の制御をANNによって行い、指定した目的地へ到達する行動が獲得できた。今後は機体の目的地へ到達したのち、目的地を任意に変更した際に追跡する振舞いの獲得を目指す。

また、飛行船をメッシュ分割したため、抗力の計算に多くの時間を要してしまった。実際の環境との誤差を小さくするとともに計算を短縮する手法の提案が必要であると考えられる。

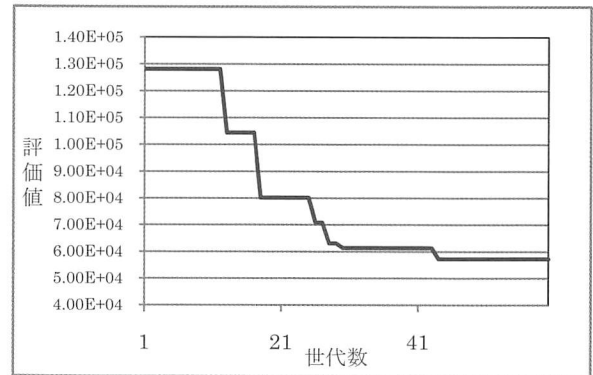


Fig.6 Relation between generation and value

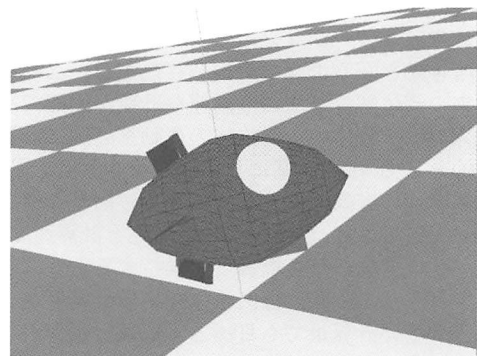


Fig.7 Behavior of After Learning

##### 参考文献

- 1) 岩館健司, 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—, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2008, 2P2-G21(1)-(4) (2008)
- 2) 米陀佳祐, 岩館健司, 鈴木郁男, 山本雅人, 古川 正志, Animated Robot の研究—弾性体モデルの学習と制御—, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2008, 2P2-G19(1)-(4) (2008)
- 3) 森長誠, 鈴木郁男, 山本雅人, 古川正志, 物理法則に基づく物体の空気環境の構築, 2008年度精密工学会春季大会学術講演会講演論文集 L20 (2008)
- 4) 徐拓, 鈴木育男, 山本雅人, 古川正志, 空気環境下における紙飛行機の飛行モデリングとその学習, 第8回複雑系マイクロシミュレーション講演論文集, 2009
- 5) Hoerner.S.F, Fluid Dynamic Drag: practical information on aerodynamic drag and hydrodynamic resistance, Brick Town, N.J, The author (1965)
- 6) 渡辺美知子, 岩館健司, 古川 正志, エージェント学習のためのニューラルネットワークの構造に関する研究, 精密工学会誌 74 巻 8 号, (2008.)