物理モデリングによる飛行船の追跡行動の獲得

Acquisition of Target Pursuit Behaviors for Airship by Using Physical Modeling

○学 野田坂 佳 (北見工大) 正 渡辺 美知子 (北見工大)

Kei NODASAKA, Kitami Institute of Technology, kei.nodasaka@gmail.com

Michiko WATANABE, Kitami Institute of Technology

We have proposed an approximate fluid environment by using the physical engine, PhysX. The physical engine enables the airship model to simulate its actions in fast, real-time, and dynamic simulation. This study aims at an acquisition of autonomous behavior for the airship to pursue the target under the virtual air environment. The autonomous airship actions are obtained by a controller ANN(Artificial Neural Network), which is evolved to learn proper actions by GA(Genetic Algorithm). Simulation results shows that the airship acquires appropriate actions under the virtual air environment.

Key Words: physical engine, autonomous behavior, artificial neural network, genetic algorithm

1. 緒言

近年、物理エンジンを用いた三次元物理モデリングは、仮想生物、無機物、機械などの振舞い獲得が様々な手法で積極的に行われている。また、モデリングは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^{[1][2]}。これまでの研究では、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機械に関する振舞い獲得はあまり行われていない。事前に、この機械の自律的に獲得する事を検証することは有用であり、この検証の有効な手法として三次元シミュレーションを視覚的に確認することが可能である。また、現在三次元 CG アニメーションを生成するのに多くの時間を要している。しかし、物理エンジンを用いた CG アニメーションの生成は、リアルタイムの計算を行うことによって大幅に高速化が図れる。

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、飛行船の日標物を追跡する自律的な行動獲得を目的とする。飛行船の自律的な行動獲得には、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. 仮想環境の構築

本研究の数値計算シミュレーションに用いた物理エンジンの導入及び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

本研究の三次元モデリングでは、物理エンジンを導入した。この物理エンジンとは、物理法則に従って各時間に於ける物体の振る舞いをシミュレートするライブラリである。物理エンジンはNVIDIA社が提供しているPhysXライブラリを使用している。このPhysXライブラリでは、主に重力、衝突判定を主に行う。

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り、飛行船の動作に必要な浮力と抗力のシミュレーションのサポートは十分でなく、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^{[3][4]}。

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。

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

(ρ : 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。

抗力は、一般的な抗力係数を用いて式(2)で計算する。抗力係数は物体の形状、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図.1^[5]より $C_d=1.28$ と固定する。また、本研究では温度変化を考慮しておらず、空気の密度は浮力、抗力の計算ともに20℃, 1atm時の密度である $\rho = 1.205(kg/m^3)$ とした。

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

(C_d : 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、抗力の他に揚力がある。揚力の計算には揚力係数が必要だが、これは実験的に求めた揚力を流体の動圧と代表面積との積で割って無次元化したもので、物体の形状、流れの方向に対する物体の投影面などにより大きく変化する。さらに剥離や翼端失速等の現象も考慮する必要が生じ、計算が困難となる。これらの理由から本研究では揚力の実装を行わない。

Fig 1 Independent drag coefficient two-dimensional protuberances

3. 飛行船モデルの構成

図 2~3 は、実際に物理エンジンを実装してモデリングした機体の形状と各部の名称を示し、表 1 は各パラメータ値を示している。このモデルは剛性体の集合によって形成され、直方体と三角形メッシュのプリミティブによって構成される。飛行船のボディのみ三角形メッシュであり、他部位は直方体の組み合わせで構成される。プリミティブの接合は、プリミ

ティブ同士を完全に固定し一つの物体として扱う固定ジョイント、一回転方向のみ自由に可動する回転ジョイント、選択した回転方向に制限を与える関節ジョイントの 3 種類で行われる。ロータ部分には、ロータヘッドとして 0.6(m)の立方体があるが、ロータヘッドとボディへの接合部に回転ジョイントを使用している。尾翼とボディの接合部には関節ジョイントを使用し、他の接合部は固定ジョイントで接合されている。

両ロータのブレード迎え角は $\pm 30^\circ$ とし、ロータが回転することにより推進力が得られる。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すなわち関節ジョイントの可動域を $\pm 30^\circ$ とし、旋回の調整や、上昇と下降を制御する。尾翼は上下左右 4 方向にそれぞれ 2 枚ずつあり、2 枚の接触を防ぐため角速度は同じとする。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。各ロータは、トルクを相殺するよう、右ロータは機体の進行方向から時計回り、左ロータは反時計回りに回転を行う。

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仮定し、ボディの密度をヘリウムの密度である $\rho = 0.178(\text{kg}/\text{m}^3)$ とする。ロータと尾翼ではアルミフレームを使用したと仮定し、フレーム厚さを 0.01m とした時の重量となる。剛性体全体が一樣な密度として重量が計算されるので、密度は全体重量を体積で割った値となっている。コックピットは重心を調整する重りの役割を担っている。

Fig.2 Front view of airship

Fig.3 Side view of airship

Table 1 Parameter of airship

	Length (m)	Width (m)	Height (m)	Density (kg/m^3)
Body	18.0	6.35	6.35	0.178
Cockpit	8.0	2.0	3.0	530
Rotor $\times 4$	2.0	0.50	0.050	1800
Tail Wing $\times 8$	4.0	3.0	0.050	1120

4. ニューラルコントローラと進化計算

機体の自律的な目標物の追跡行動の獲得をするための以下の制御方法を採用する。

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い、ANNを採用する^[6]。使用したANNは図4に示す構造を持っており、入力層、中間層、出力層の3層で構成される。入力層は、機体と目標物との距離の x , y , z の各値、機体と目標物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層で構成される。出力は尾翼制御値角速度とし、ロータ制御値は角速度の加減となっている。

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。パラメータは、重みを持った隣接行列をニューロンとし、問題によって設定した評価関数が最良となるように学習を行う。

Fig.4 Structure of controller

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を用いた学習を導入することにより、飛行船の自律的な行動獲得が行える。また、この飛行船が目標物へ到達可能であることを数値計算シミュレーションによって検証する。更に、目標物が移動したとき、移動した目標物を追跡可能であることを検証する。

5.2 問題設定

評価関数は式(3)とし、任意のステップ S 毎の目標物と機体の距離 d 、機体の姿勢である機体の向いている方向ベクトルとグローバル座標 y 軸の角度 θ と、機体の向いている方向ベクトルと目標物と機体の中心を結ぶベクトルの xz 平面と yz 平面から見た角度 α 、 β の正弦値にそれぞれ重み係数 W をかけた総和を評価値 E とする。また、評価値が小さいものほど良い評価とする。重み係数 W は $W_1 = 2$ 、 $W_2 = -5$ 、 $W_{3\sim4} = -10$ とした。

$$E = \sum_{t=1}^S (W_1 d_t + W_2 \cos \theta_t + W_3 \cos \alpha_t + W_4 \cos \beta_t) \quad (3)$$

この評価関数 E を改善する学習により、機体の安定を保ちつつ目標物を追跡する行動の獲得ができると考えられる。

5.3 実験条件

表2は、GAで学習する際の実験条件と機体の初期位置、設定した目標物の座標を示す。ターゲットの位置は多様な学習を行うように世代ごとに x 軸と z 軸座標 $-200 \sim 200$ 、 y 軸座標 $0 \sim 200$ の値をランダムに設定する。シミュレーションを行うステップは1ステップ $1/60(s)$ とし、30秒間とする。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。遺伝オペレータは交叉、突然変異、エリート保存選択を採用している。

学習のアルゴリズムを以下に示す。

- (1) ANN の中間層の重み関数をランダムに発生し個体を生成する。
- (2) 目標物の位置を決定する。
- (3) 各個体の ANN を用いてシミュレーションを行う。
- (4) 各ステップのシミュレーションの結果より、評価値を計算する。
- (4) 評価値に従った遺伝オペレータを用いる。
- (5) 設定した世代数に到達するまで (2) へ戻り (2) ~ (5) を繰り返す。

学習後の最良個体に目標物を $(200, 100, 100)$ の位置に設定し目標物付近まで到達するかを確認する。到達確認後、目標物を任意に変更し、目標物を追跡するか確認する。

Table 2 Experimental condition

Default position	(0,10,0)
A position of target	(-200~200,0~100,-200~200)
Number of generation	60
Number of individual	50
Crossover ratio	0.4
Mutation ratio	0.1
Simulation step	1800

5.4 実験結果

学習後の個体では、指定した任意の目標物へ近づく振舞いが確認された。目標物を $(100, 50, -50)$ に指定したときの振舞いを図5に示す。目標物付近へ到達後、目標物を任意の位置へ変化させると、変化させた目標物へ向かう行動が確認された。また、目標物へ進行中に位置を変化させたところ、目標物を追跡する行動が確認された。その様子を図6に示す。正確な追跡行動を行うには、急な方向転換や墜落させるなど飛行船の安定を大きく損なう行動を取らないようにしなければならないことが確認された。

Fig.5 Behavior of after learning

Fig.6 To pursue the target

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とGAによって行い、指定した目標物を追跡する行動を獲得が確認できた。簡易的ではあるが飛行船のメカニズムを元に動くモデルの自律制御と、シミュレーションによるアニメーション技術の獲得に成功したといえる。

今後の課題としては、より実際の飛行船に近いモデルの作成を行い、実際の飛行船と比較することで、より精度の高いシミュレーションを目指す。

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—剛性体モデルの開発とその応用—, 精密工学会誌 2010, Vol76, No2, p232-237, (2010)
- [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, (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 (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ンボジウム講演論文集, 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.).