HOKKAIDO UNIVERSITY

Title	人工トンボモデルの飛翔行動の獲得
Author(s)	徐, 拓; 鈴木, 育男; 山本, 雅人 他
Citation	精密工学会春季大会学術講演会講演論文集, 2010, 323-324
Issue Date	2010-03-01
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/51207
Type	journal article
File Information	D68_323324.pdf

Hokkaido University Collection of Scholarly and Academic Papers : HUSCAP

人工トンボモデルの飛翔行動の獲得

北海道大学大学院情報科学研究科 ○徐拓，鈴木育男，山本雅人，古川正志

Acquisition of Flight Behavior of Artificial Dragonfly Model

The 3D visual requests have increased in the field of animation, game, system interface recent years. For this problem, we make some models of the virtual object or the virtual biology in virtual physics environment and control these models with Artificial Neural Network, make these models can take some behavior by themselves. In this way, we can create animation more cheaply efficiently and naturally. So in this paper we will introduce a technique. By this technique we can autonomously acquire the flight behavior of the artificial dragonfly model in the virtual physics air environment.

1. はじめに

近年の映画やゲームには多くの CG がアニメーションとして採用されている．しかしながら，これらの多くは，その動作をフレーム補間やフレームの分割数によって実施しており，莫大な時間を製作に要している，これらを物理仮想空間内で自律的に挙動生成できれば，より自然なアニメーションを作成可能である．

トンボは昆虫の世界では非常に飛翔能力の高い生き物である．高速前進だけではなく，進行方向の急転換や空中停止やバック方向への飛翔もできる．一方ははばたきの周波数が 30[1]ぐらいであり，コンピュータで十分実装できる範囲となっている．このような飛翔動作をコンピュータ上で再現でするために，本研究ではトンボモデルを物理仮想空間内にモデル化し，その環境として空気抵抗を用いることにより，より簡単で現実感のある 3D アニメーションの獲得を目的とする．空気抵抗の計算に物理エンジン，トンボの飛翔行動獲得には人工ニューラルネットワーク(ANN)及び遺伝的アルゴリズム(GA)を採用する方法を提案する．また，数値シミュレーション実験により，容易に現実感のある 3D アニメーションを獲得したことを報告する．

2. 物理エンジンによる空気環境

2.1. 物理エンジン

本研究では現実に近いモデルの振る舞いを獲得するために，物理エンジン PhysX で衝突や回転の計算を行い，物理環境を構築した[2]．今回の実験では重力を 9.8[N/kg]，摩擦係数を 0.5，跳ね返り係数 0.01 で物理環境を作成した．

2.2. 空気環境

トンボの飛翔の振る舞いを獲得するために，PhysX を利用して，下式に基づいた力を物体に加えることで，空気抵抗を構築した．

$$D = \frac{1}{2} C_D \rho V^2 S \qquad (1)$$

ここでは C_D を抗力係数，ρ を流体密度 [kg/m^3]，V を物体と流体の相対速度[m/s]，S を物体の表面積[m^2](各面への投影面積)，D[N]を発生する抗力とした．力の作用点の選択方法として，各面に平均間隔で 100 点を選択する均一空気抵抗である．このやり方のメリットは再現性を保証できることで，学習が早く進める．また，今回の空気環境では，浮力はアルキメデスの原理により計算され、揚力を考慮しない．

3. トンボ

3.1. モデル

本研究では，図 1 で示す直方体と球を組み合わせたトンボをモデル化した．モデル本体の密度は 120[kg/m^3]とした．今回のモデルは普通のトンボの 10 倍のサイズを採用した.. 翅および胴体のサイズは図 1 に示すようになるトンボモデルの尻尾の部分を完全に固定化し，アクチュエータとする部分は四枚の翅だけである．

3.2. 人工ニューラルネットワーク(ANN)

トンボの飛翔制御には ANN を使用した．ANN は 3 層のフィードフォワードネットワークを採用した．ANN は，入力層 9 ノード，中

Fig.1 Dragonfly Model

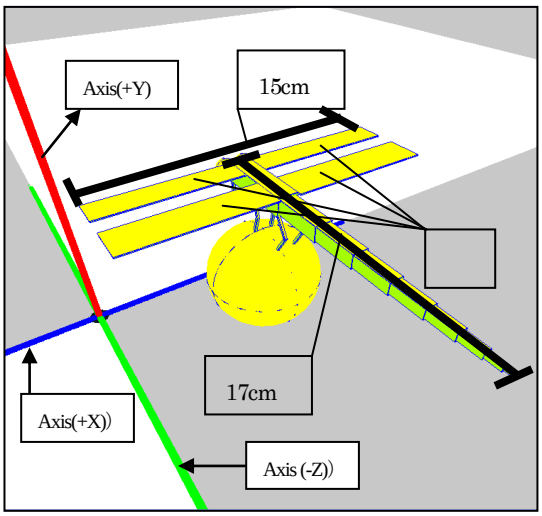


Fig.1 Dragonfly Model

間層 24 ノード，出力層を 6 ノードと 12 ノードの 2 種類を使用した．9 入力はトンボの対地面角度(4 つ)，高度(1 つ)，羽ばたき方向(4 つ)である．トンボの対地面角度はトンボの上向き垂直方向ベクトルと Y 軸正方向ベクトルの成す角とする．この角度の xy 平面および xz 平面の投影のそれぞれ正弦，余弦の値を入力として利用した．12 出力は 4 枚の羽のそれぞれの羽ばたきの周波数と幅と翅のひねり（図 1 の中の X 軸を回転軸とする翅の回転角度）であり，12 出力を持つ制御法は本研究では非対称制御法とする．6 出力はトンボの前部の 2 枚翅と後部の 2 枚の翅のそれぞれ同じ羽ばたきの周波数と幅と翅のひねりをとることであり，6 出力を持つ制御法は本研究では対称制御法とする．

4. 数値シミュレーション実験

4.1 実験条件

本実験の目的はトンボを目標高度を維持しながら飛翔させることである．トンボを制御する ANN の最適化に GA を適用する．GA は以下のように設定する．個体数を 50，進化戦略をエリート選択，交叉方法を一点交叉，交叉率を 90%，突然変異を 5%とした．評価値には個体から目標高度までの累積距離，体勢角度を用いた．トンボの初期高度は 10[m]であり，目標高度は 10[m]に設置した．

4.2 実験方法

式(2)に基づきモデルと目標高度までの距離の 2 乗の逆数と体勢角度式の内積の和を最大化し，ANN を定める．

$$value = \sum_{i=0}^{stepNum} \left(\frac{w_1}{(dis_i \times dis_i) + 1} + w_2 YDot \right) \qquad (2)$$

但し，dis_i はステップ i におけるトンボの高度と目標高度の差とする．$YDot$ はトンボの上向き垂直方向ベクトルと Y 軸正方向ベクトルの成す角の内積とした．各重み定数を ω_1=225，ω_2=2 とした．

5. 実験結果

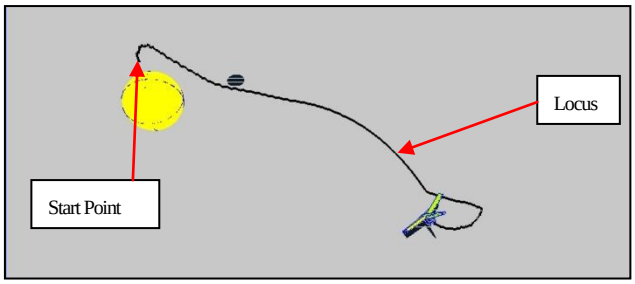
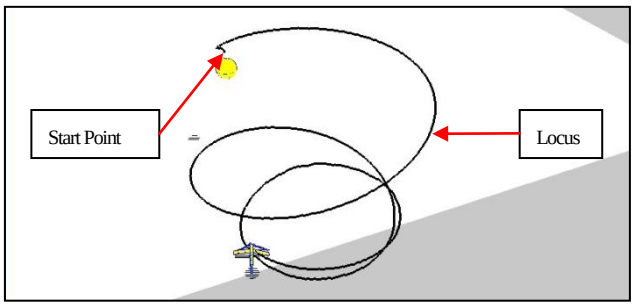


Fig.2 Behavior of Dragonfly (before Learn)

学習する前のトンボの挙動を図2に示す．トンボは黄色い球体の上部から出発しすぐに地面に落ちた．黒い線はトンボの飛翔軌跡となる．このような初期状態で，対称制御及び非対称制御の



ANN を用いて、それぞれ実験を行った．

Fig.3 Behavior of Dragonfly (Symmetric control)

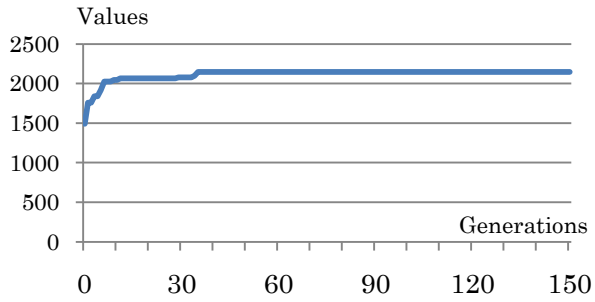


Fig.4 Symmetric control

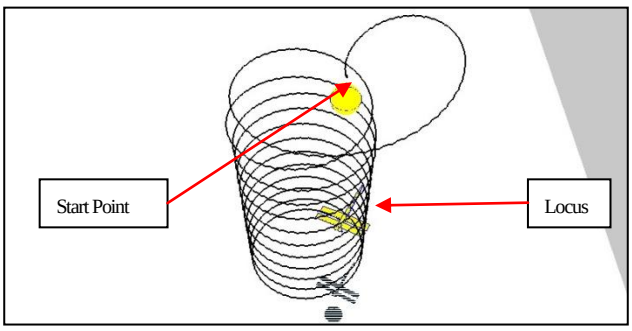


Fig.5 Behavior of Dragonfly (Asymmetric control_1)

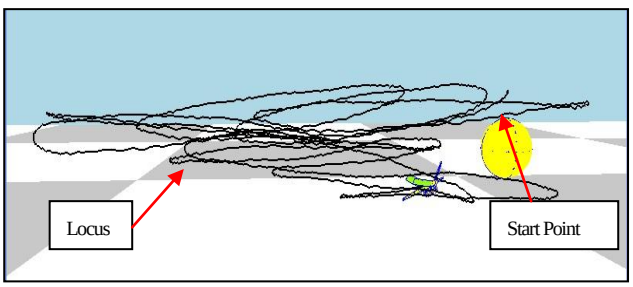


Fig.6 Behavior of Dragonfly (Asymmetric control_2)

対称制御の場合の学習結果を図3に示す．図1の時と比べると滞空時間が長くなったが，約5秒で地面に落ちる．この実験では，左右の翅が必ず同じ出力を出すため，トンボが自分の左右のバランスをコントロールできないため，長時間に飛翔することはできない．評価値のフラグを図4に示す。40世代以降の評価値はほとんど変化がなかった．これも対称制御しているため，トンボは自身を制御できる自由度が小さいから，評価値の収束が速かったと考えられる．

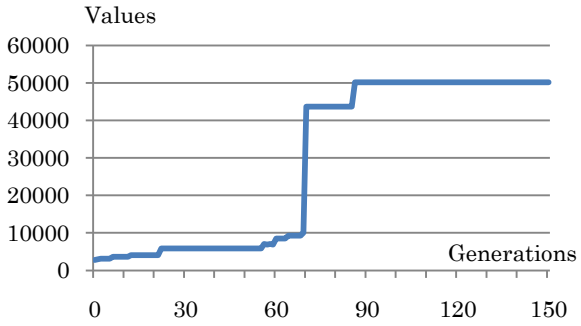


Fig.7 Asymmetric control

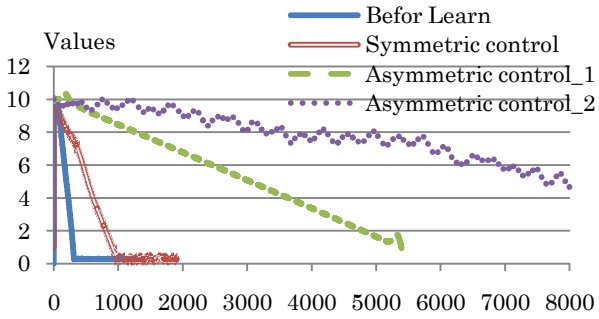


Fig.8 Height of Dragonfly

非対称制御の場合の学習結果は図5と図6に示すように2種類がある．図6の結果非常に不安定なコースで飛翔しているが．滞空時間が大幅に増加し，約90秒滞空できる．図5は非常に規則な移動コースにしたがって移動飛行行動を取ったが，図6より滞空時間が短い．図5と6の評価値の増加様子は非常に相似しているので，ここで図6のフラグだけ示す．非対称学習の評価値の変化は図7のようになる。非常に急速に評価値が上昇する．

今回実験のすべての学習結果では，安定に空中での飛翔行動を獲得できなかった．各実験でトンボの高度変化は図8のようになる．一番よい個体でも最終的には地面に落ちる．その理由としては学習時のシミュレーション時間が短いことや，世代数が少ないことや，評価式の重み ω_1，ω_2 のバランスが悪いことや，ANN の最大出力が足りないことなどが考えられる．これらの問題を明白することがこれからの課題となる．

6. おわりに

ANN の構造を調整するにより，仮想物理空気環境内で、トンボの飛翔 3D アニメーションを獲得できた．今後の課題としてランダム気流環境において目標地点での停止飛翔行動や，目標物の追跡が挙げられる．

参考文献

1) 須藤誠一，露木浩二，井小荻利明，太田福雄，信田重成，谷順二:トンボの翅構造に関する研究，第 2 報，トンボ翼とはばたき，日本機械学会論文集(C 編)64 巻 625 号(1998-9)，論文 No.97-1533，**3526-3533**

2) 森長誠，鈴木育男，山本雅人，古川正志:Animated Robot の研究，物理モデリングに於ける空気環境の構築，ROBOMEC2008，08(4)，**2P2-G17(1)**