Animated Robot の研究 -エネルギーコスト最小化による飛翔行動の獲得-

北海道大学大学院情報科学研究科 ○森長 誠, 鈴木 育男, 山本 雅人, 古川 正志

A Study on Animated Robot - Acquisition of flying behavior by minimizing energy cost-

Makoto MORINAGA, Ikuo SUZUKI, Masahito YAMAMOTO, Masashi FURUKAWA, Hokkaido University

This study aims at an acquisition of flying behavior of an object by minimizing energy cost used for flying under the virtual air environment that is modeled the drag and the buoyancy. The designed model is created by several wings, and controlled by artificial neural network. Simulations by these models are carried out by evolving the proper behaviors using genetic algorithm. Simulation results verify that these models can acquire several flying behaviors under the virtual air environment.

1. 始めに

人工生命の分野では，現実世界の生物や物体などの研究のために様々なシミュレーションが行われている．例えば生物の行動原理による振る舞いの学習を行った Terzopoulos 等 [1]，進化により仮想生物の形態と振る舞いを学習させた Sims[2]，群れとしての行動を学習された Reynolds[3] などが挙げられる．しかしながら，従来の研究では，計算リソースの問題や簡略化のため厳密な物理法則に基づいているとは言えず，仮想生物や物体が移動する際に発生する抗力や揚力などは省略して計算される場合が多い．

一方，現実において空気抵抗の影響力は強く作用する．例えば，空気の抵抗が存在することで，鳥や飛行機は飛翔可能であり，また，物体の慣性力は減衰されることが挙げられる．つまり，空気の抵抗が地球環境，生物，物体と密接に関わっていることは明らかである．したがって，簡易的ながらも空気による力を仮想環境内に導入することで，仮想生物，物体の挙動は大きな影響を受けることになる．

そこで，本研究では，抗力・浮力をモデル化した仮想空気環境上で物体モデルを作成し，飛翔行動の獲得を目的とする．物体モデルには，複数枚の翼モデルを作成し，翼の動作の獲得にエネルギーコストの最小化を導入する．物体モデルは実数型遺伝的アルゴリズム (GA) により最適化されたニューラルネットワーク (ANN) で制御し，物理モデリングによるシミュレーションを実施した．これらの結果，物体モデルごとに異なる飛翔行動を獲得可能であることを報告する．

2. 仮想空気環境の構築

本研究では，空気の浮力と抗力をモデル化する．揚力は，流体に対する物体の迎角や形状の違いにより揚力係数が変化することなども考慮する必要があるので，計算が困難であり，また，速度が高速のとき生じる力であるから，本モデルで想定する力の範囲では，モデル化しない．

また，NVIDIA 社の物理演算ライブラリ PhysX を利用して，重力や物体間の衝突判定を計算する．この時，仮想空気空間内は右手座標系で，xz 平面が地面となり，正の y 軸方向が鉛直上向きとして設定される．

2.1 浮力のモデル化

静止流体中では，物体は鉛直方向上向きの力 F_B を受ける．この力 F_B は浮力であり，流体の密度と物体の体積に比例する．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アルキメデスの原理により，式 (1) で定式化される．ここでは，ρ は流体の密度，g は重力加速度，また V は物体の体積を表す．

$$F_B = \rho g V \tag{1}$$

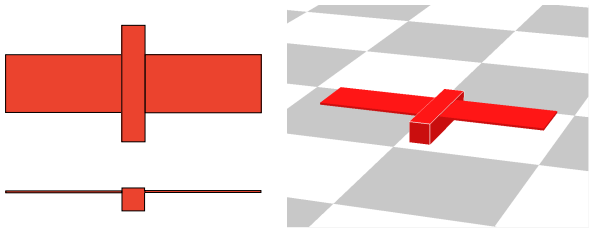

Fig. 1 Two Wings Model

浮力の作用する向きは鉛直方向上向きに，作用点は物体の重心に設定する．

2.2 抗力のモデル化

通常，空気，水，油などの現実の流体には粘性がある．したがって，物体と流体の間で相対的な運動がある場合，物体は流体から力を受け，流体の流れの方向，または物体の進行方向の平行な成分 F_D(抗力) と垂直な成分 F_L(揚力) に力は分解される．抗力，揚力は簡単な形状の物体 (球, 直方体など) でも解析的に値を計算するのが難しい．一般的に，抗力は式 (2) で表される．ここでは，C_d は抗力係数，ρ は流体の密度，U は物体と流体の相対速度，また S は投影面積を表す．

$$F_D = \frac{1}{2} C_d \rho U^2 S \tag{2}$$

本来，抗力係数 C_d は物体の形状，流速方向に対する面などにより可変であるが，ここでは，モデル化を簡略化するために直方体の抗力係数を $C_d = 2.0$，球の抗力係数を $C_d = 0.47$ と固定する．

3. シミュレーション実験-姿勢制御-

3.1 2 枚翼モデル

本実験では，翼の役割の 2 枚の剛性直方体 (縦 2.5×10^{-1}[m], 横 5.0×10^{-1}[m], 高さ 1.0×10^{-2}[m], 密度 100[kg/m^3]) と胴体の役割の 1 つの剛性直方体 (縦 5.0×10^{-1}[m], 横 1.0×10^{-1}[m], 高さ 1.0×10^{-1}[m], 密度 100[kg/m^3]) で構成された 2 枚翼モデルを作成する．そして翼を制御し，浮遊可能であるか検証する．

ここでは，はばたきの周期を左右で同期させ，翼の振り下げ時に素早く振り下げ，振り上げ時にゆっくり振り上げることで浮遊に必要な抗力差を産み出す．そして振り下げ時の角速度を 2-2-2 の 3 層 ANN を用いて制御する．入力値は，初期状態における胴体から左右の翼へ向う単位ベクトルと鉛直方向下向きの単位ベクトルの内積，出力値は左右の翼の振り下げ時のはばたきの角速度の大きさとする．

3.2 実験条件

実数型 GA を利用して，3 層 ANN の結合荷重に対して最適化を行った．実数型 GA の条件は個体数を 10，交叉を一点交

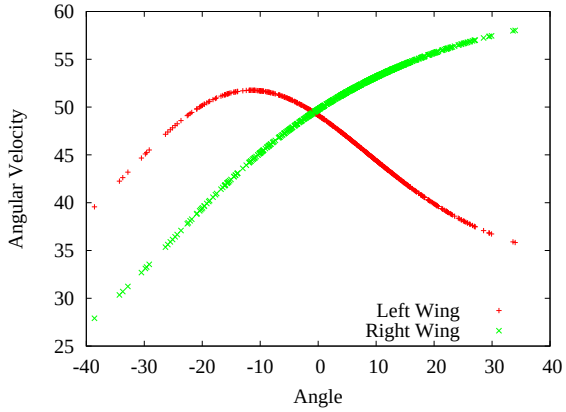

Fig. 2 Angluar Velocity

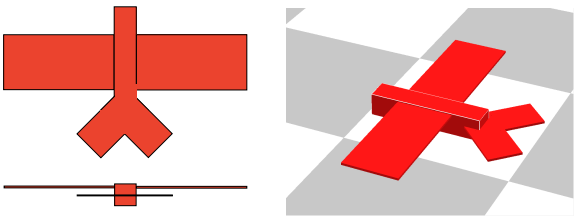

Fig. 3 Two Wings Model

叉，突然変異率を 0.05，親選択をエリート選択とランク選択とし 3600 ステップ計算する．ここでエネルギーコストを左右の翼の振り下げの角速度に和と定義し，累積エネルギーコストを最小化するように進化を 200 世代まで行う．また，初期位置から，100[m] 下に落下するとペナルティーをエネルギーコストに加える．

3.3 実験結果・考察

最適化後の最良個体の胴体の傾きと各翼の角速度の関係を図 **2** に示す．図 **2** では，Angle が正の場合は，胴体は右方向に傾き，負の場合は左方向に傾き，0° の場合は地面に平行である．図 **2** から 2 枚翼モデルが左方向に傾いた場合は，左の翼の振り下ろしの角速度が右の翼の角速度より大きくなり，右方向に傾いた場合は，左方向の場合と逆の結果となった．また最良個体は一定の高さで浮遊した．

これらのことから，2 枚翼モデルは自身の傾きを感知して，姿勢を制御し，少ないエネルギーコストで浮遊できることが分かる．従って，2 枚翼モデルは，胴体の姿勢を ANN で制御し，飛翔可能である．

4. シミュレーション実験-方向制御-

4.1 2 枚翼モデル

本実験では目的地へ向かって飛翔するために，3.1 節の 2 枚翼モデルに尾の役割の 2 枚の剛性直方体 (縦 3.0×10^{-1}[m]，横 1.5×10^{-1}[m]，高さ 1.0×10^{-2}[m]，密度 100[kg/m^3]) を追加 (図 **3**) し，3 層 ANN で制御を行う．3 層 ANN は，ニューラルの個数が 5-5-3 であり，入力値は，胴体から右・左翼側へ垂直に向う単位ベクトルと鉛直方向下向きの単位ベクトルの内積，胴体から前方向へ垂直に向う単位ベクトルと胴体から目的地方向への単位ベクトルの内積，胴体から右翼方向へ垂直に向う単位ベクトルと胴体から目的地方向への単位ベクトルの内積，尾の回転角度，出力値は左右の翼の羽ばたきの振り下げ時の角速度の大きさと尾の回転角度とする．

4.2 実験条件

目的地を 2 枚翼モデルの初期位置 (座標 (0,300,0)) から約 2000[m] 離れた位置 (座標 (2000,500,0)) に設置する．目的地へ飛翔させるために，実数型 GA を利用して，3 層 ANN の結合荷重に対して最適化を行った．実数型 GA の条件は，個

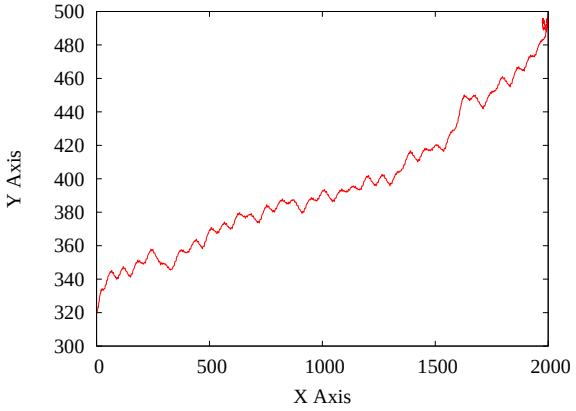

Fig. 4 Flight Line(Side View)

体数を 10，交叉を一点交叉，突然変異率を 0.05，親選択をエリート選択とランク選択とし，3600 ステップ計算する．評価値は，式 (3) とし，評価値を最小化するように進化を 200 世代まで行う．

$$E = \sum_{i=0}^{3600} d_i(1.0 + \alpha_i) \tag{3}$$

d_i：目的地までの距離，α_i：エネルギーコスト

4.3 実験結果・考察

第 200 世代目の最良個体は，個体の前方向ベクトルを軸に回転しながら，目的地へ飛翔した．ここで，第 200 世代目の最良個体の飛行経路を側面から見た図を図 **4** に示す．図 **4** より，2 枚翼モデルは初期高度 300[m] から目的地高度 500[m] まで上昇していた．

実験結果より，2 枚翼モデルは，目的地へ向って飛翔可能であることが分かった．しかし，エネルギーコストを最小化したが，現実世界の生物では，考えられないような回転する飛翔方法を獲得した．この原因としては，エネルギーコストの最大値を定義しなかったことと物理的な制約条件が甘かったことがあげられる．保有するエネルギーを有効に活用する飛翔方法ではなく，無限のエネルギーをなるべく少なく使用する飛翔方法を獲得したと考えられる．また，視野の範囲の設定が無かったことや抗力差の発生方向が 2 枚翼モデルの上方向であったことなども挙げられる．これらの問題の解消方法として，エネルギーコストの設定の改善，より精密な物体モデルの作成などが考えられる．

5. 終わりに

本研究では，空気の浮力，抗力をモデル化した仮想空気環境上で 2 枚翼モデルの挙動をシミュレーションし，これらの結果，浮遊や追跡などの飛翔行動を獲得可能であることを検証した．今後は，より複雑な物体モデル，エネルギーコストを利用した新たな飛翔形態の構築に取り組む予定である．

参 考 文 献

1) Demetri Terzopoulos, Xiaoyuan Tu, Radek Grzeszczuk:"Artificial fishes", Artificial Life, vol.1-4, pp.327-351, 1994.
2) Karl Sims:"Evolving virtual creatures", In SIGGRAPH'94: Proceedings of the 21st annual conference on Computer graphics and interactive techniques, pp.15-22, 1994.
3) Craig W. Reynolds:"Flocks, herds, schools: A distributed behavioral model", SIGGRAPH'87: Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, pp.25-34, 1987.
4) Keita Nakamura, Makoto Morinaga, Kenji Iwadate, Keisuke Yoneda, Ikuo Suzuki, Masahito Yamamoto, Masashi Furukawa:"Studies on Modeling Environment for Physics Modeling",The 4th International Symposium on Adaptive Motion of Animals and Machines, 2008
5) Movies: http://autonomous.complex.eng.hokudai.ac.jp/researches/physics-modeling/movies/morinaga