



Title	自律的行動獲得に基づく仮想ロボットの開発
Author(s)	山本, 雅人; 岩館, 健司; 大江, 亮介 他
Citation	計測自動制御学会論文集, 46(1), 1-7 https://doi.org/10.9746/sicetr.46.1
Issue Date	2010-01-31
Doc URL	https://hdl.handle.net/2115/64592
Rights	©2009 SICE. 本文データは計測自動制御学会の許諾に基づきJ-STAGEから複製したものである
Type	journal article
File Information	46_1.pdf



自律的行動獲得に基づく仮想ロボットの開発

山本 雅人*・岩館 健司*・大江 亮介**

鈴木 育男*・古川 正志*

Development of Virtual Robot Based on Autonomous Behavior Acquisition

Masahito YAMAMOTO*, Kenji IWADATE*, Ryosuke OOE**,
Ikuo SUZUKI* and Masashi FURUKAWA*

In this paper, we demonstrate a design of autonomous virtual robots and develop a design tool for autonomous virtual robots. A virtual robot can behave autonomously by using its own sensors and controllers on three-dimensional physically modeled environment. An approximate fluid environment model based on the drag force modeling is presented. The developed tool can simulate a physical environment at any time during the modeling process. A combinatorial use of neural network implementation for controllers and optimization method (genetic algorithm or particle swarm optimization) enables us to create autonomous behaviors of virtual robots.

Key Words: virtual robot, physical modeling, artificial life, evolutionary computation, computer graphics

1. はじめに

本論文では、物理法則に従った仮想空間内(計算機内)で自律的振る舞いが可能な仮想ロボットの開発について提案する。仮想空間内で動作する仮想ロボットの研究は、Simsのバーチャルクリーチャ^{1),2)}、水中での魚の動きを再現したTerzopoulosらのArtificial Fish³⁾などがある。Simsのバーチャルクリーチャは、形態とコントローラの両方の進化という点で興味深い。クリーチャは直方体のみで構成されており、現実の生物などのような複雑な形状をもたない。また、TerzopoulosらのArtificial Fishは、より現実の魚に近づいた形状ではあるが、コントローラの制御はアドホックに与えられており行動の多様性を与えることが困難である。

このような背景から本論文では、より現実味のある仮想ロボットが自律的に行動を獲得することによって、仮想環境内でより現実味のある振る舞いをするを目的として、3次元モデリング・シミュレーションの統合ソフトウェアの開発、および、水中・空中環境を高速に再現するための近似流体環境を提案する。そして、これらをベースとして、地上と水中で動作するサラマンダーロボットを構築し、自身のセンサー情報

からアクチュエータをコントロールするために人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network: ANN)を、仮想環境下における実際の振る舞いから評価することによって、ANNの重みを実数値型遺伝的アルゴリズム(実数値GA)を用いて進化させる実験を行なう。さらに、空中での近似流体環境の有効性を検証するため、ダ・ヴィンチのヘリコプターとそれを改良した簡易ヘリコプターの飛行動作制御を行なう。この動作制御の獲得には、コントローラのANNの重みを粒子群最適化法(Particle Swarm Optimization: PSO)によって最適化する手法を用いた。これらの結果から、モデリング・シミュレーション統合ソフトウェアと仮想流体環境を含めた仮想物理環境の提案、および、それに基づく仮想ロボットの自律的行動獲得の有効性を示す。

本論文で対象とする仮想ロボットは、複数の剛性体がジョイントで結合することによって構成され、ジョイントの一部はアクチュエータとして機能することで行動が可能となる。また、光センサーや接触センサーなどのセンサーをもつことができ、センサーからの情報を用いてアクチュエータを動作させるコントローラを制御することで、仮想空間内において自律的に行動することができる。

仮想ロボットが動作する仮想空間は、より現実環境に近づくため、物理法則に従うこととし、3次元空間内での重力環境や床面との摩擦、衝突処理などを高速に処理可能な物理エンジンを使用する。しかし、一般にこのような物理エンジンは、水中や空中における流体環境をサポートしていないため、本論文では、近似流体環境を実現し物理エンジンに組み込むことを行なう。

以下では、2章において3次元モデリングと物理シミュレー

* 北海道大学大学院情報科学研究科 札幌市北区北14条西9丁目

** 北海道大学工学部 札幌市北区北13条西8丁目

* Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University, Kita 14, Nishi 9 Kita-ku, Sapporo

** Faculty of Engineering, Hokkaido University, Kita 13, Nishi 8 Kita-ku, Sapporo

(Received March 16, 2009)

(Revised June 24, 2009)

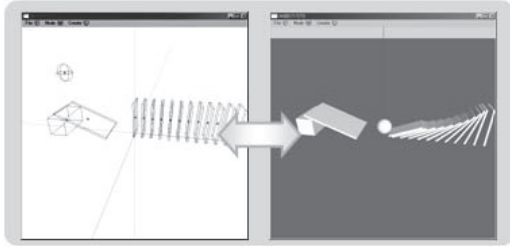


Fig. 1 Modeling/Simulation Software: modeling mode (left) and simulation mode (right)

シオンを同時に実行可能なモデリング・シミュレーション統合ソフトウェアについて説明し、3章では水中・空中環境を実現するための近似流体環境を提案する。また、4章では仮想ロボットの自律的行動獲得のために人工ニューラルネットワークコントローラに進化型計算や最適化手法を適用する。5章で結論と今後の展望について述べる。

2. モデリング・シミュレーション統合ソフトウェア

3次元のオブジェクトをモデリングするためのソフトウェアは、市販のものを含めて数多く存在する⁴⁾。しかし、本論文で対象とするような3次元モデリングと物理シミュレーション、さらには、ジョイントの設定やセンサーの追加、コントローラの制御などを統一的に扱うソフトウェアはほとんど存在しない。

本論文では、仮想ロボットの開発を想定したモデリング・シミュレーション統合ソフトウェアの開発を行なった。このソフトウェアは、仮想ロボットが物理法則に従って振る舞う環境を実現するため、物理エンジンの組み込みと、新たな近似流体環境の組み込みを可能としている。

開発したソフトウェアは、通常の3次元モデル作成ソフトウェアと同様に、簡単な部品となるプリミティブを変形したり、それらをジョイントで結合したりしながらモデリングを行なう。さらに、各部品モデルには密度や摩擦係数などの物理量、また、部品間のジョイントには自由度を設定できたり、バネのような弾性体を使用したり、後に述べるコントローラによって動作可能なアクチュエータとしての性質を与えたりすることができる。さらに、モデリングをしながら任意のタイミングでシミュレーションモードへ移行でき、現在作成中のモデルが物理環境下でどのように振る舞うのかを即時に観察可能である点に特徴がある (Fig. 1)。

もちろん、本論文で開発したソフトウェアは、部品となるプリミティブのコピーや、ジョイントで結合されたより複雑な仮想ロボット単位のコピーをサポートし、保存や読み出しが可能である。本ソフトウェアは、文献5)で示すURLにて公開中である。また、本ソフトウェアの主な機能や仕様などの詳細については付録に示す。

3. 仮想物理環境の構築

ロボットの動作シミュレーションなどの研究^{6), 7)}で用いら

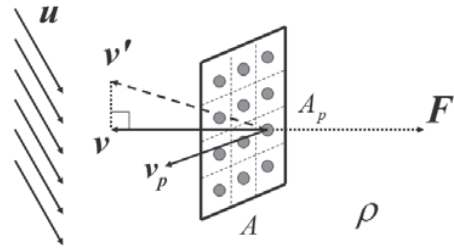


Fig. 2 Drag force for moving object in uniform fluid

れる剛体の運動などの物理現象を簡易にシミュレートするためのソフトウェアとしては、ODE(Open Dynamics Engine), Havok, PhysXなどの物理エンジンがよく知られている。

本論文で提案するモデリング・シミュレーション統合ソフトウェアでは、NVIDIA社のPhysXライブラリを本ソフトウェア内に組み込んで使用した⁸⁾。PhysXライブラリは、剛体力学、軟体力学、粒子法による流体力学、衝突検出をサポートしており、これだけで基本的な物理環境をシミュレート可能である。一般に、流体のシミュレーションを行なう手法としては、有限要素法、有限体積法、粒子法などがあり、多くの研究が行なわれている^{9)~11)}。しかし、有限要素法などの手法を用いて流体解析を行なう場合、計算精度を上げるために空間を分割するメッシュ数によっては多くの計算が必要になるという欠点がある。PhysXライブラリでサポートされている流体力学は、粒子法をベースに実現しているため、進化型計算などを実行するために数多くのシミュレーション実験を必要とする場合には、計算時間が大きくなってしまふ。

さらに、PhysXライブラリでは、流体が物体へ及ぼす影響については計算されないため、流体から影響を受ける仮想ロボットの振る舞いをシミュレートする目的には適していないと考えられるため、本論文では、水中や空中環境での浮力や抗力の影響のみを近似流体環境としてモデル化し、ソフトウェア内に組み込んで高速な流体シミュレーションを可能とする近似流体環境の実現方法を提案する。

一樣流中に置かれた平板が流体から受ける抗力を基に計算を行なう。たとえば、空間中で一樣な流速ベクトル $\mathbf{u}$ をもち、密度が ρ である一樣流の中に、面積が A 、厚さが無視できる平板が置かれていた場合、平板の重心に抗力 $\mathbf{F}$ がかかる。ただし、一般には、平板の運動は並行移動のみでなく回転移動も考えられるため、流速ベクトル $\mathbf{u}$ に対する相対速度が位置によって異なる。そのため、Fig. 2のように、平板を等面積のいくつかの平面に分割し、面積が A_p である各平面ごとに抗力 $\mathbf{F}$ を求め、平板全体にかかる抗力を計算することとする。 $\mathbf{F}$ は平面の法線ベクトルと平行なベクトルであり、その大きさ F は、以下の(1)式を用いて計算される。

$$F = \frac{1}{2} \rho A_p C_d v^2 \quad (1)$$

ここで、 C_d は抗力係数、 $\mathbf{v}$ は $\mathbf{u}$ に対する相対速度ベクトル $\mathbf{v}'$ のうち、平板と垂直な成分のみを取り出したベクトル

である。ただし、抗力係数は物体の形状やサイズに依存し本来は実験的に求める必要があるため、任意の物体について適切な抗力係数を用いるのは困難である。したがって、本論文では文献 12) を参考に、すべての物体について、一般的な角柱や平板に対する抗力係数の値である $C_d = 1.5$ を用いることとした。

平板でない複雑な物体に対する抗力の算出は困難であるが、物体を三角メッシュ体と考え、各三角メッシュについて等面積となるように小さな三角メッシュで分割し、上記の計算方法を用いる。また、物体は一般的に多面体から構成されるため、このような抗力は、多面体のすべての面に対して、 $\mathbf{v}$ が物体外部へ向いているような平面のみに作用させるものとする。抗力を実装することで、仮想ロボットが空中を飛んだり、水中で泳いだりすることが可能となる。また、流体中では浮力がかかるため、アルキメデスの原理により、流体の密度、流体中にある物体の体積に応じて、浮力を物体の重心に重力の反対方向にかけることによって実装することとした。ただし、空中では浮力の効果は無視できるとして浮力は水中のみで作用させる。

これらの計算は、単に物体の表面を分割するメッシュ数に比例する計算量で実行でき、多くの場合、非常に高速に計算が可能である。これは、有限要素法や粒子法などが対象空間の広さ(対象空間の長さの3乗)に比例した計算量を必要とするのと比較して、より小さな計算量であるといえる。

また、提案手法の精度については、厳密な風洞実験などを必要とするため詳細な議論は困難であるが、一様な流体中におかれた平板にかかる抗力を有限要素法と比較した実験を行った結果、適切な抗力係数を設定すれば、誤差はほとんどないことを示している。ただし、先に述べたように任意の形状の適切な抗力係数を得ることは困難であるため、ここでは一定値を用いている。

本論文で提案する近似流体環境を用いれば、仮想空間内で仮想ロボットを行動させる際にも、レンダリングを行わなければ非常に高速にシミュレーションを実行でき、進化型計算や最適化手法などの多くの実行が必要な場合にも対応できる。

4. 仮想ロボットの自律的行動獲得

仮想ロボットは、任意の部品にセンサーを付加することによって、これらのセンサー情報からアクチュエータを制御し、前節で計算される仮想空間内を自律的に行動することが可能となる。本論文では、センサー情報は人工ニューラルネットワーク(ANN)で処理され、アクチュエータとして動作するジョイントへのトルクとして出力される。ANNを適切に設計することで、仮想ロボットはより自然で自律的な振る舞いを行うことができるものと考えられる。

本章では、仮想ロボットの行動獲得実験として2つの実験を行なう。1つは、地上と水中環境で行動可能なサラマンダー(サンショウウオ)ロボットを構築し、地上と水中の双方の環境での行動獲得を遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm:

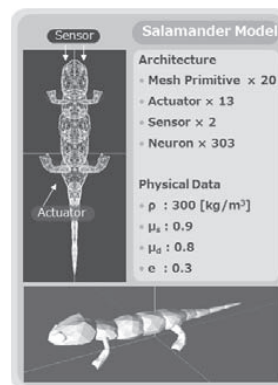


Fig. 3 Salamander robot

GA)を用いて行ない、それぞれの環境における獲得行動について解析する。もう1つは、空中の近似流体環境の計算が適切に行なわれているかを検証するため、ダ・ヴィンチのヘリコプターの飛行実験、および、簡易ヘリコプターの飛行を制御するANNをPSO¹³⁾によって最適化する実験を行なう。

ANNの進化や学習については、Evolving Artificial Neural Network (EANN)の分野において多く扱われているが^{14), 15)}、ここでの行動獲得や飛行制御実験では、比較的単調な探索空間を対象としていると考えられるため、ANNのトポロジーは特に変化させず、結合重みを調整する方法でのみ実験を行なった。

これらの実験を通して、本開発ソフトウェアが仮想空間上で振る舞う仮想ロボットを容易に開発できることを示す。

4.1 サラマンダーロボットの行動進化

2章で説明したソフトウェアを用いて、Fig. 3に示すようなサラマンダーロボットを構築した。実際の生物の身体的形状を模倣してなるべく忠実に再現し、メッシュプリミティブ数が20、アクチュエータ数が13、センサー数が2の仮想ロボットとした。また、ロボットの密度は実際のサンショウウオの体重と予想される体積を用いて 300kg/m^3 とした。また、実際のサンショウウオの手足は地面に吸着して歩行することを考慮して、地面と静摩擦係数と動摩擦係数については、胴体をそれぞれ0.5と0.4、手足をそれぞれ1.0と0.9に設定した。身体と地面との反発係数は0.3と設定した。

視覚に相当する2つのセンサー情報を人工ニューラルネットワーク(以下、ANN)が受け取り、13の各アクチュエータへのトルクとして出力する。このサラマンダーロボットは、多くのアクチュエータをもち、多様な行動を探索してより効率よい行動を探索する必要があると考え、行動の自由度をより高めるために、4層のANNを用いて重みの進化的獲得を試みた。

サラマンダーロボットは、光源への追跡行動を獲得することを目的とし、センサー情報として、光の強さ、接触センサー、および、各アクチュエータの角度と角速度を得る。各アクチュエータへの時間ステップ t における出力トルク T_t は、周期的な運動パターンを生成させるため、以下のパラメータを含む

正弦関数を用いた式で与えられ、これらのパラメータが ANN の出力となる。

$$T_t = A_t \sin(\theta_t + \phi) \quad (2)$$

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \omega_t \Delta_t \quad (3)$$

ここで、 A_t 、 θ_t 、 ω_t はそれぞれ時間ステップ t における振幅、位相、角速度であり、 ϕ は初期位相である。したがって、ANN の出力として A_t と ω_t を得て、(2)、(3) 式によって計算されるトルクが各アクチュエータに作用する。

サラマンダーロボットに光源を追跡する行動を獲得させるため、行動に対する評価値 Ev を以下のように与える。

$$Ev = -C_1 D - C_2 E + C_3 S \quad (4)$$

ただし、 D はロボットの重心と光源との距離、 E は消費エネルギー、 S は光センサーの強さ (センサーの法線ベクトルに対して光方向とのなす角を θ_S としたときの $\cos \theta_S$ の値) であり、評価値は、これらの時間ステップに対する累積値とする。このとき、サラマンダーロボットは、より早く、より効率よく (最小限の動作で)、より光源を正面に捕らえながら近づく行動をすることで高い評価値を得ることになる。この評価値を高めるように ANN の結合重みを GA で進化することをを行った。

GA の主なパラメータは、集団数 20、交叉率 0.4、突然変異率 0.05 とし、実数値で表わされた結合重みに対して、交叉や突然変異を適用する。交叉はロボットのアクチュエータをランダムに 1 つ選択し、これに対する制御量を出力しているニューロンと、その 1 次近傍に含まれるニューロン間の結合重みを他の個体と交換する。また、突然変異については、ある結合重みに対して、7 割の確率で微小値を加え、残りの 3 割の確率でランダムな値に置き換える方法を用いた。これによって、機能的なニューロンの組み合わせを壊すことなく多様な個体を生成することが可能となる。また、優秀な個体に対して遺伝操作を行わずにつぎの世代へ引き継ぐエリート保存法を採用した。

また、集団数が比較的小さいが、今回の行動獲得実験では以下で述べるような期待される振る舞いを獲得できた。集団数を大きくした場合には、比較的评价値の上昇が早いことがわかったが、獲得される振る舞いに大きな違いは見られなかった。このことから、今回の行動獲得実験は比較的単調な空間での探索問題であったことがうかがえる。

このような設定で、地上環境、および、水中環境の双方でそれぞれ独立に 100 世代の進化を行なった結果、Fig. 4 で示されるような振る舞いが観測された。

Fig. 4 で示したように、地上では、左右の足をうまく交互に動かし体全体を横に振動させながら四肢で歩行する行動が獲得でき、実際のサラマンダーに近い歩行の振る舞いが観察できた。一方、水中では、四肢の動きの遊泳行動に対する寄与が小さいため、尻尾をうまく横に振動させて抗力を発生し、

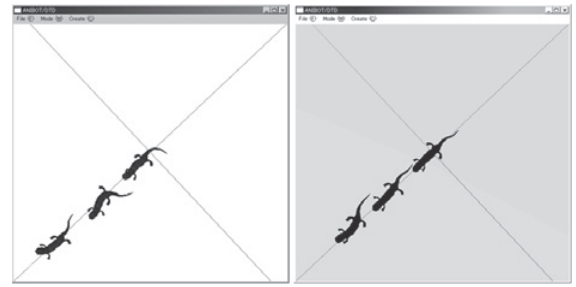


Fig. 4 Evolved behavior: walking behavior (left) and swimming behavior (right)

前に泳ぐ行動が観察された。このような振る舞いを定量的に示すために、Fig. 5 で示す 3 つのアクチュエータへの出力値をプロットしたものが Fig. 6 である。地上での歩行が 3 つのアクチュエータの位相がずれているのに対して、遊泳では、2 と 3 のアクチュエータがほぼ同じ位相となっていることから、歩行運動の際には、体全体を振動させていることがわかる。

このように、より生物に近い仮想ロボットを開発し、身体性、および、置かれる環境に応じて適切な行動獲得が可能であることを示した。

4.2 ヘリコプターの飛行制御

3 章で構築した近似流体環境が空中で動作する仮想ロボットに対して適切に機能するかどうかを検証するために、ダ・ヴィンチのヘリコプターのモデルの飛行実験とそれを改良した簡易ヘリコプターのモデルを用いた飛行制御実験を行なった。

ダ・ヴィンチがスケッチしたヘリコプターは、空気ねじとも呼ばれており、軸との接合点が一点となるような螺旋形の羽として描かれていることに特徴がある。本論文で扱うダ・ヴィンチのヘリコプターモデルを Fig. 7(左) に示す。

ダ・ヴィンチのヘリコプターは、長さ 1.2m、幅 0.1m の角柱を軸とし、軸の中心部に埋め込まれるようにして羽が固定されている。羽は、外側の端が半径 0.6m で、1.5 周分の螺旋を描くような形状であり、螺旋の軸方向の長さが 0.6m となっている。羽の曲面は、1 周を 30 分割して近似している。軸の密度は 100.0 kg/m^3 であるが、羽部分の密度は 85.5 kg/m^3 とした。

このダ・ヴィンチのヘリコプターに一定のトルク $15 \text{ N}\cdot\text{m}$ を

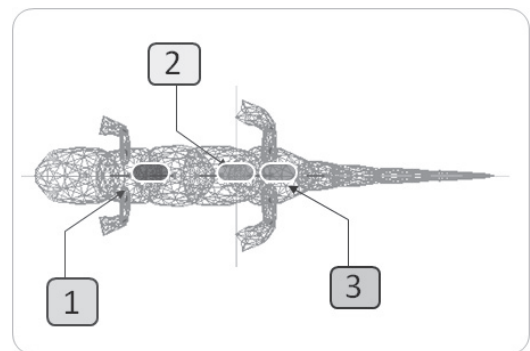


Fig. 5 Three actuators observed

与えて飛行を行なわせたところ、上昇能力は低いもののわずかに上昇することがわかった。しかし、軸が安定せず不安定な飛行となった。このことは、実際のダ・ヴィンチのヘリコプターが飛ばないとされている説に矛盾する。これは、今回実現した近似流体環境が風の流れやノイズを考慮していないことによる影響と思われる。特に、ヘリコプターのような高速回転する物体では、羽周りの流速が大きく変化しているため、この影響は大きいと考えられる。しかし、そのような近似流体環境でも、ダ・ヴィンチのヘリコプターの上昇能力が高くないことが示せた。

つぎに、ダ・ヴィンチのヘリコプターの上昇能力改善のために Fig. 7(右) のような形状をもつ簡易ヘリコプターを構築した。これは、すべて密度が 100.0kg/m^3 の剛体である軸、羽、重りによって構成されている。軸は長さ 0.6m 、幅 0.1m の角柱であり、重りは 1 辺 0.3m の立方体である。上下の軸の間、および、下の軸と重りの間は回転が許されたジョイントでつながれている。上下各段の羽は、長辺 1.8m 、短辺 0.2m 、厚さ $3.0 \times 10^{-3}\text{m}$ であり、上下の軸のジョイント位置からそれぞれ $1.5 \times 10^{-1}\text{m}$ の位置に、迎え角 35.0° で各軸に埋め込まれるようにして固定されている。ただし、上下の羽の迎え角は逆向きになっている。この簡易ヘリコプターは、制御入力である τ が与えられると、上の軸を時計回りに、下の軸を半時計回りに、それぞれトルク $\tau\text{N}\cdot\text{m}$ で回転させることで飛行する。

簡易ヘリコプターに与えるトルク τ を制御するために、こ

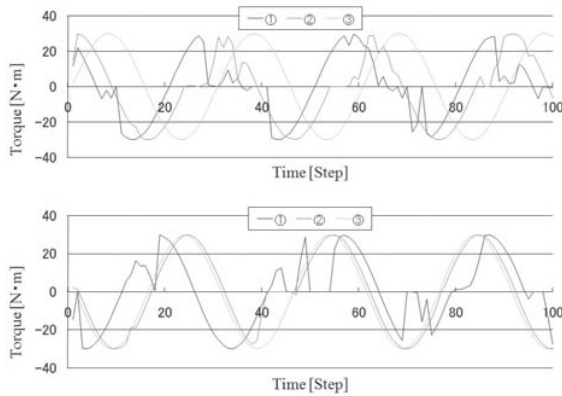


Fig. 6 Output of actuators of obtained behavior in land and water environments

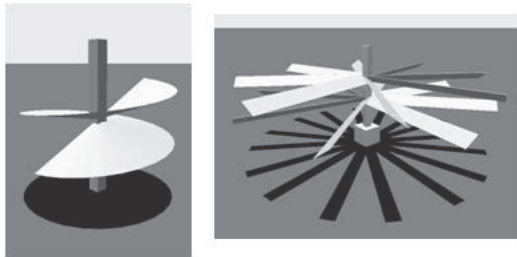


Fig. 7 da Vinci helicopter model (left) and revised helicopter model (right)

こでも ANN を用いる。飛行高度と鉛直上向き速度の 2 つを入力として用い、トルクを出力する。ANN の中間層のニューロン数は 4 個とする。ANN を用いて非線形関数を出力させる場合、シグモイド関数のパラメータの調整が重要である¹⁶⁾。ここでは、シグモイド関数のパラメータも最適化のパラメータとして捉え、同時に最適化をすることで効率のよい飛行制御探索を目指す。したがって、中間層と出力層の各層で用いるシグモイド関数をそれぞれ $f(u)$, $g(u)$ として、(5), (6) 式を用いる。

$$f(u) = \frac{2\alpha_f}{1 + e^{-\beta_f u}} - \alpha_f \quad (5)$$

$$g(u) = \frac{2\alpha_g}{1 + e^{-\beta_g u}} - \alpha_g \quad (6)$$

簡易ヘリコプターに対するここでのタスクは、目標高度を維持するように飛行する行動を獲得することである。そのため、飛行の振る舞いに関する評価値 Ev を以下の (7), (8) 式で与える。ただし、 T はシミュレーションの最大時間ステップで、ここでは $T = 1800$ とする。

$$Ev = \sum_{t=1}^T V_t \quad (7)$$

$$V_t = \begin{cases} \frac{1}{(1+|20-h|)^2} & (h \geq 2) \\ 0 & (h < 2) \end{cases} \quad (8)$$

この評価値は、より早く目標高度に到達しその高度を維持すると大きくなる。これらの設定で ANN の結合重みを PSO によって調整し、評価値の最大化を行なう。この目的のためには、前章で扱った実数値 GA でも実現可能であると考えられるが、ここでは、さまざまな手法の適用可能性を示すとともに、調整する結合重みの個数が少ないため実数値 GA より収束が早いと考えられる PSO を用いることとした。PSO における速度ベクトル $\mathbf{v}$ と解ベクトル $\mathbf{x}$ の更新は (9), (10) 式で行なわれる。

$$\mathbf{v} = w\mathbf{v}_{old} + c_1 r_1 (\mathbf{p}_g - \mathbf{x}_{old}) + c_2 r_2 (\mathbf{p}_d - \mathbf{x}_{old}) \quad (9)$$

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}_{old} + \mathbf{v} \quad (10)$$

ただし、 w は慣性項の係数、 $\mathbf{x}_{old}$ は 1 ステップ前の解ベクトル、 c_1 , c_2 は重み係数、 r_1 , r_2 は $[0, 1]$ の乱数、 $\mathbf{p}_g$ は群全体が発見した最良の解ベクトル、 $\mathbf{p}_d$ は各個体が発見した最良の解ベクトルである。

PSO の設定は文献 16) を参考にして設定した。ANN の結合重みと (5), (6) 式における α_f , β_f , α_g , β_g をすべて合わせて解ベクトルとし、PSO の個体数は 20、最大反復回数は 1000、慣性項 w は 0.9 から 0.4 に線形に減少させ、重み係数 c_1 と c_2 はともに 2.0 とした。また、速度制限として、速度ベクトル $\mathbf{v}$ の各要素を $[-2.0, 2.0]$ に制限し、範囲外の場合は -2.0 または 2.0 に強制的に変化させるものとした。 $\mathbf{x}$ と $\mathbf{v}$ の各要素の初期値は $[-1.0, 1.0]$ の乱数とした。

PSO の最良解の評価値は反復回数 (iteration) とともに徐々

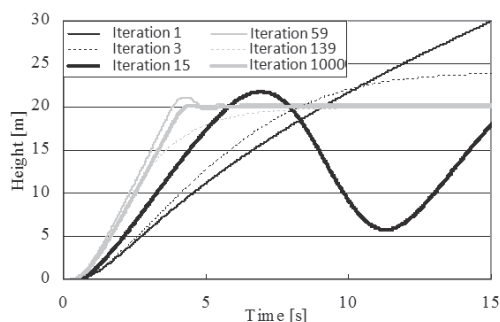


Fig. 8 Transitions of altitudes of the helicopter in typical generation and the best performed helicopter

に増加していくことが観測できた。その代表的な反復回数において実際に飛行を行なった際の飛行高度の時間推移を Fig. 8 に示す。

Fig. 8 の結果から、反復回数 15 で初めて下降する行動が見られ、徐々に目標高度との差を縮める行動が獲得できていることがわかる。最終的に反復回数 1000 では、高速に上昇し、ほぼオーバーシュートすることなく目標高度を維持する飛行行動が獲得できた。この動作は視覚的にも自然で近似流体環境の妥当性がうかがえる。

これらの結果から、3 章で構築した近似流体環境における抗力のモデル化は妥当であるといえ、ANN の結合重みの最適化に PSO も有効であるという結果が得られた。しかし一方で、より詳細な空気環境のモデル化のためには、物体周りの流速やノイズについて考慮する必要があることもわかった。

5. おわりに

本論文では、仮想空間内で自律的に行動することが可能な仮想ロボットの開発に焦点を当て、モデリング・シミュレーションの統合ソフトウェアの開発、流体の抗力を考慮した水中や空中環境の実現のために近似流体環境の構築、GA や PSO などの最適化手法を用いた ANN の進化について述べた。実験結果から、本論文で提案したソフトウェアの有用性を示すとともに、計算時間のかからない近似流体環境によって水中や空中環境を近似的に表現することが可能であることを示した。特に、サラマンダーロボットについては、どのような行動が評価値を高めるか、といった指針がない中で、ごく自然な歩行行動や遊泳行動が獲得できた点は、ANN と GA や PSO などの組み合わせが有効であることを改めて示したといえる。

本論文で提案したソフトウェアや行動獲得の方法論の応用は多岐にわたる。たとえば、現存する昆虫などの生物を詳細にモデル化し、飛行運動や歩行運動のような行動を進化的に獲得させることを試みることで、そのモデルの形態から創発する行動を分析したり、Sims の仮想生物のようにモデルの形態と行動を共に進化させることで、実際には進化の過程で淘汰されたのかもしれないあり得た生命、または、あり得た行動について議論したりすることもできるであろう。また、現実

のロボット制御実験のためのシミュレーションやマルチエージェントシミュレーションのプラットフォームとして利用する、などさまざまな応用が考えられる。今後はこれらの応用を見据え、より詳細な仮想物理環境の構築やより複雑な形状をもつロボットの行動獲得などを行なっていく予定である。

参考文献

- 1) K. Sims: Evolving Virtual Creatures, Proceedings of the 21st Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 15/22 (1994)
- 2) N. Chaumont, R. Egli and C. Adami: Evolving Virtual Creatures and Catapults, Artificial Life, **13**-2, 139/157 (2007)
- 3) D. Terzopoulos, X. Tu and R. Grzeszczuk: Artificial Fishes with Autonomous Locomotion, Perception, Behavior, and Learning in a simulated Physical World, Artificial Life IV, 17/27 (1994)
- 4) M. Masry and H. Lipson: A Sketch-Based Interface for Iterative Design and Analysis of 3D Objects, Proceedings of Eurographics workshop on Sketch-Based Interfaces, 109/118 (2005)
- 5) <http://autonomous.complex.eng.hokudai.ac.jp/researches/physics-modeling/tool>
- 6) 峠, 伊庭: 進化計算によるポリキューブ型ロボットの機能創発, The 21st Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 3E7-5 (2007)
- 7) 稲垣, 鈴木: 能動体節構造をもつ多脚歩行ロボットの歩行パターン生成～複数の摩擦環境を考慮した GA による学習～, 第 19 回自律分散システム・シンポジウム, 227/232 (2006)
- 8) NVIDIA Cooperation. <http://www.nvidia.com/>
- 9) 井ノ本, 松野: 三次元非圧縮性流れに対する移動格子有限体積法, 第 18 回数値流体力学シンポジウム, 講演番号 D2-3 (2004)
- 10) 田村, 葛原: 差分格子ボルツマン法による静止流体中で高速回転する楕円柱から生じる空力音の直接計算, 計算数理工学論文集, **7**-2, 論文 No.16-080317 (2008)
- 11) 越塚誠一: 粒子法による流れの数値解析, ながれ **21**, 230/239 (2002)
- 12) 松尾一泰: 流体の力学 水力学と粘性・完全流体力学の基礎, 理工学社 (2007)
- 13) J. Kennedy and R. Eberhart: Particle Swarm Optimization, IEEE International Conference on Neural Networks, 1942/1948 (1995)
- 14) X. Yao: Evolving artificial neural networks, Proceedings of the IEEE, **87**-9, 1423/1447 (1999)
- 15) K.O. Stanley and R. Miikkulainen: Evolving Neural Networks Through Augmenting Topologies, Evolutionary Computation, **10**-2, 99/127 (2002)
- 16) 加藤暢恵: Particle Swarm Optimization を用いた階層型ニューラルネットワークの一構成, 広島大学大学院教育研究科紀要第二部, 第 55 号, 71/76 (2006)

《付 録》

A. モデリング・シミュレーション統合ソフトウェア

モデリング・シミュレーション統合ソフトウェアは、物理法則に基づく仮想ロボットを仮想物理環境中に容易にモデリングでき、その動作を瞬時にシミュレートできる物理モデリングソフトウェアである。

基本的機能として以下を実装している。

- マウスやダイアログを使つての 3 次元仮想ロボットのモデリングと即時シミュレーション

- 地上・水中・空中における抗力や重力の設定による任意の環境の実現
- 仮想ロボットのスケジュールに沿った静的操作, および, 人工ニューラルネットワークによる動的操作
- モデリングした仮想ロボットの xml 形式ファイルへの保存と読み込み

動作環境は, 現在, Windows XP と Windows Vista で実行可能で, RAM 512MB 以上, HDD 500MB 以上の空き容量が必要である. また, OpenGL 対応グラフィクスボード (NVIDIA GeForce8 シリーズ以上を推奨) が必要であり, 物理計算エンジン PhysX, 描画用ライブラリ OpenGL, XML パーサ Xerces(ザーシス), を別途インストール必要がある. 現在, ソースコードの公開はしていない.

古 川 正 志



1948 年生. 71 年北海道大学工学部精密工学会卒業. 73 年同大学大学院工学研究科修士課程修了. 同年旭川工業高等専門学校電気工学科助手, 同機械工学科助教授, 同制御情報工学科教授を経て 2006 年北海道大学大学院情報科学研究科教授. この間, コーネル大学 NSF 研究員, イーストアングリア大学客員教授, 81 年工学博士 (北海道大学), 自律分散システム, インテリジェント・エンジニアリング, 複雑ネットワークなどの研究に従事. 情報処理学会, 機械学会 (フェロー), 精密工学会, 各会員.

[著 者 紹 介]

山 本 雅 人 (正会員)



1968 年生. 96 年北海道大学大学院工学研究科システム情報工学専攻博士後期課程修了. 同年日本学術振興会特別研究員 (PD). 97 年北海道大学大学院工学研究科助手. 2000 年同大学院工学研究科助教授. 同大学院情報科学研究科助教授を経て, 2007 年北海道大学大学院情報科学研究科准教授. この間, 科学技術振興機構さきがけ研究員, デューク大学客員研究員. 博士 (工学). 現在は, 進化型計算に基づく仮想ロボット開発, 複雑ネットワークの研究に従事. 情報処理学会, 電子情報通信学会, 人工知能学会, 日本オペレーションズ・リサーチ学会, 精密工学会, 日本機械学会など, 各会員.

岩 館 健 司



1984 年生. 現在, 北海道大学大学院情報科学研究科博士後期課程. 進化型計算に基づく仮想ロボット開発に従事. 精密工学会 (アフィリエイト), 日本機械学会, 各会員.

大 江 亮 介



1982 年生. 現在, 北海道大学大学院情報科学研究科修士課程. 精密工学会員.

鈴 木 育 男



1973 年生. 2004 年北海道大学大学院工学研究科博士後期課程修了. 博士 (工学). 同年室蘭工業大学サテライト・ベンチャー・ビジネス・ラボラトリー中核的研究機関研究員. 2007 年北海道大学大学院情報科学研究科助教となり現在に至る. 複雑系, Web マイニングによる感性情報の抽出などに関する研究に従事. 情報処理学会, 日本ロボット学会, 精密工学会, 日本感性工学会, 各会員.