

物理環境モデリングに関するツール開発 - 第1報 弾性体モデリングツールの開発 -

北海道大学大学院情報科学研究科 ○米陀 佳祐, 岩館 健司, 柴田 勝也, 鈴木 育男, 山本 雅人, 古川 正志
 要旨

本研究では、弾性体モデルのモデリングおよびモデルの振る舞い獲得のためのツール開発を目的とする。このツールを用いて、物理法則に基づいた環境で自律的に行動するモデルのシミュレーションを可能とする。その上で、複雑な物理環境において弾性体エージェントが所望の行動を獲得するための学習方法を提案する。

1. 緒言

地球上の物理法則に基づき自律的に行動するモデルの設計とシミュレーションには多くの応用がある。これは、コンピュータ内で設計された環境において、センサーやアクチュエータおよび意思決定機能を持ったエージェントが所望の行動を獲得する学習である。ここで、物理法則とは、ODE や PhysX などの物理エンジンでサポートされている弾性運動・剛体運動とする。

このシミュレーションで目的とするエージェントの行動には、歩く、泳ぐ、飛ぶなどの環境を移動する振る舞いが挙げられる。与えられた地形上で、ある地点から他の地点へ移動する効率的な振る舞いを獲得することが基本学習となる。複雑な学習になると、エージェント同士が群れを形成する、または動物の振る舞いを模倣するなどがある。これらは基本的な移動学習を基にした発展的な学習と言える。また、エージェント自身の構造にも注目する。特にエージェントの形状を複雑なバネ-マスモデルで与えることで、そのモデルを環境に適応させる学習を視野に入れている。しかし、複雑なモデルを生成するのは手間がかかり多くの時間を要する。そこで、簡単で直感的にモデルを生成するためのモデリングツールが必要である。

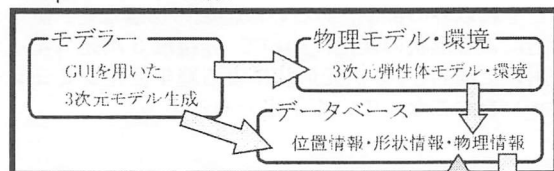
本研究では弾性体モデルに限定したエージェントの自律学習シミュレーションを目的とし、モデリングツールの開発および基本学習実験を行い、その可能性を検討する。

2. 物理環境モデリングツール

2.1. 仕様

本研究で開発した物理環境モデリングツールの構成図を Fig.1 に示す。

Step 1 モデル生成



Step 2 シミュレーション

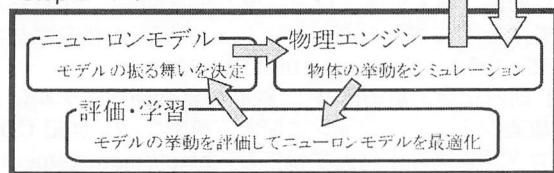


Fig.1 A structure of modeler

このツールでは、エージェントとなる3次元弾性体モデルの作成を行うことができる。ここで作成したモデルの情報は、データベースで管理し、解析やシミュレーションに利用される。

2.2. データベース構造

3次元弾性体モデルの物理環境シミュレーション用データベースを Table1 に示す。この時、バネは辺、マスは頂点とした結合関係を持つトポロジーが得られる。

2.3. モデル生成方法

ここで扱う弾性体は、両端点に剛体を持つ圧縮バネとする。そして、圧縮バネを連結した構造物を弾性体モデルとして定義する。弾性体モデルは、本ツールの GUI を用いて以下のステップで生成することができる。

1. バネの始点としてマス(頂点)を生成(選択)
2. バネの終点としてマス(頂点)を生成(選択)
3. 2つのマスを結ぶバネ(辺)が生成される
4. 1~3を繰り返す

モデルの生成例を Fig.2 に示す。本来、物理シミュレーション用のモデルを生成する場合は物理エンジンの仕様に従うプログラミングが必要である。しかし本ツールを用いることで、プログラミングなしで容易にモデル生成を行うことが可能となる。

Table1 Database structure of elastic model

形状情報	剛性体形状	<i>sphere, cube</i>
	剛性体寸法 バネ	<i>size</i> <i>Mass1, Mass2</i>
位置情報	剛性体座標	<i>x, y, z</i>
物理情報	剛性体密度	<i>density</i>
	ヤング率	<i>E</i>
	ポアソン比	μ
	バネ定数 ダンパ定数	<i>k</i> <i>c</i>

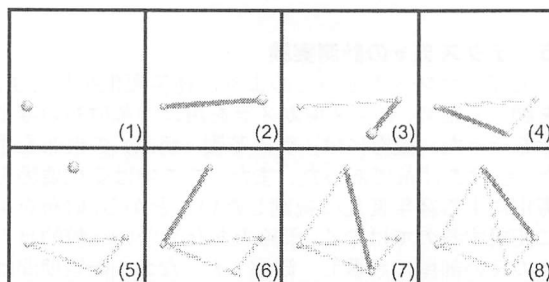


Fig.2 Generation step for tetrahedron elastic model

3. 弾性体モデル

3.1. モデルの形状

本研究で開発しているモデリングツールを用いることでモデルを生成することができる。では次に、弾性体モデルを生成する際の形状に関するアプローチを述べる。まず、動物を基にモデルを生成するのは有効なアプローチと言える。生物の進化の過程で生き残っている動物は、複雑な環境に高い順応性を示す可能性が高い¹⁾。

また別のアプローチとしては、学習過程でモデル自身に有効な形状を獲得させる方法も考えられる。

3.2. 弾性体モデルの運動機構

次に弾性体モデルの運動機構を定義する。主な運動は、バネの伸縮を利用した運動とする。この伸縮は Fig.3 の様に、剛体にバネ方向へ力を加えることで発生させる。そして、伸縮したバネが反発する力を利用してモデルが運動を起こす。

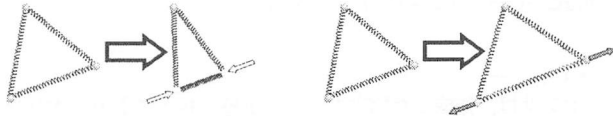


Fig.3 Expansion and contraction of spring

4. 弾性体モデルの移動学習

4.1. 学習設定の提案

第2章の例で示した弾性体モデルの学習問題を取り扱う。ここでは、モデルが地上移動運動の振る舞い獲得を目的として、光源の追跡問題とする。モデルは各剛性体に取り付けられた光センサーが測定した光強度を基にして光源方向へ移動する。ただし、ある位置での光強度 I_d は式 (1) に従って計算する。

$$I_d = \frac{I_0}{d^2} \quad (1)$$

ただし、 I_0 は光源の光強度、 d は光源からの距離である。

4.2. ニューロンモデル

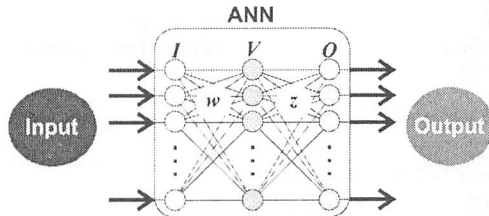


Fig.4 Neuron model

弾性体モデルは、Fig.4 に示すニューロンモデルに従い行動する。Fig.4 のモデルは、入力層、中間層そして出力層から構成されている。ここで、入力層・中間層間の結合荷重を W 、中間層・出力層間の結合荷重を Z とする。このとき、入力値 I 、出力値 O の関係を以下に示す。

$$V = f_{\text{sigmoid}}(WI) \quad (2)$$

$$O = f_{\text{sigmoid}}(ZV) \quad (3)$$

$$f_{\text{sigmoid}}(X) = \frac{A}{1 + e^{-X/T}} \quad (4)$$

本研究で扱う問題では、センサーで測定した光強度を入力とし、各バネに加える力の大きさを出力とする。なお、各結合荷重 W および Z は遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA) を適用して得られたパラメータを使用する。

4.3. GA

遺伝的アルゴリズムによる各結合荷重の推定方法を述べる。まず、個体は乱数から生成された結合荷重とする。この各個体を一定時間シミュレーションして評価する。個体の評価は式 (5) に従い、モデルと光源の距離から計算する。

$$\begin{aligned} &\text{minimize } d_{\text{ave}} \\ &\text{subject to } d_{\text{ave}} = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^{n_r} |V_i - X| \end{aligned} \quad (5)$$

ただし、 n_r はモデルの剛体数、 V_i は剛体 i の位置ベクトル、 X は光源の位置ベクトルである。

個体の評価が終わると、ルーレット選択により子の生成・淘汰、そして遺伝演算 (交叉・突然変異) を行う。以上の処理を1世代として繰り返す。

5. 数値計算実験

5.1. 実験条件

四面体弾性体モデルの光源追跡学習を行ったので実験条件を示す。

個体数	30 個
世代数	500 世代
突然変異率	10%
交叉率	60%
世代ステップ数	200 ステップ
世代ステップ時間	0.03 秒

5.2. 実験結果

学習後のモデルの動作例を Fig.5 に示す。

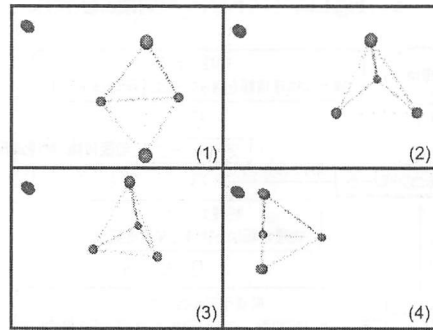


Fig.5 Snapshots of model motion

Fig.5 は、弾性体モデルが目標方向へ移動する様子を示したものである。各図の左上の丸印が光源方向である。

学習により得られる振る舞いには次のような特徴が確認された。

- ・モデル全体を前後に振る
- ・モデル全体を転がす
- ・横に回転しながら移動する
- ・バネを大きく伸縮して飛び跳ねる

初期世代で得られた振る舞いには、大きく飛び跳ねた結果、偶然光源方向に進むものも見られた。だが世代が進むにつれて、モデル全体を前後に振りながら移動する振る舞いが多く見られた。

本実験では、すべてのバネが自由に伸縮可能であるが、操作できるバネを制限させる方法が考えられる。これは、動物が一部の筋肉を伸縮させて体全体を動かすように、モデルのバネに筋肉を定義することになる。これにより、モデル自身の自由度は制限されるが、推定するパラメータを限定できるので、より効率的に学習が行える。

6. 結言

本研究では、3次元弾性体モデリングツールの作成および、弾性体モデルの学習方法提案を行った。そして、単純なモデルに対する地上移動学習の数値計算実験を行った。

今後の課題としては、より複雑なモデルに対する学習の適用、地上以外の環境構築、そしてモデリングツールの改良などが挙げられる。

参考文献

- 1) D. Terzopoulos, X. Tu, and R. Grzeszczuk, Artificial Fishes: Autonomous Locomotion, Perception, Behavior, and Learning, *Artificial Life*, 1(4) 1994, 327-351.