

6K-8

ニューロコンピュータを用いたアニメーションの 自動生成 —その「こころ」—

村上公一、楠本智佳子

富士通研究所

1. はじめに

リアルな動きがあるアニメーションを作るためにはデザイナの膨大な努力を必要とする〔1〕。我々はCGアニメーションで最も工数がかかる動作記述を自動化しなければ今後のCGの発展はあり得ないと考える。この問題を解決するためにニューロコンピュータを用いた学習に基づく、関節物体の自動化アニメーション方式を提案・開発した。本稿では逆問題と動作曲線にニューロコンピュータを適用した学習方式を述べる。

2. 動きの記述

モデルの姿勢を記述するには関節角θとモデルの代表点Xを指定する二通りが考えられる。動作の記述は代表点の軌跡を指定した方がデザイナにとって記述が容易である。従って、代表点の位置から関節角を求める逆問題を解く必要がある。本方式では数値解法ではなく学習に基づく方式で逆問題と動作生成を扱う。

3. 要求事項

(1) 学習性

従来のアニメーション生成方式で扱える対象は制限されており、人間のような関節物体を現実感があるように動かすまでには至ってはいない。関節物体の動作は本質的に経験や学習に基づくものである。最近盛んに研究が行われている物理法則に基づく方に、この学習の効果を組み込むことは困難であり、別的方式が必要となってくる。

(2) 一般化

個々の動作をいくら覚えて環境に適応した動きを生成できない。学習による運動生成とは、①基本動作を教示例から習得し、②学習結果から拘束条件を満足する動作を自動的に生成すること、を意味する。高さ50cmと似たような高さの椅子に座る場合には、同じ動作の辞書項目を用いて動作を生成したい。このために動作の一般化を行う枠組みが必要となる。

(3) 連続化

アニメーションにおいて一つのカットは複数の動作の連なりで構成される。ある動作の終了姿勢は次の動作の初期姿勢とならなければならない。この問題もまた、初期・終了姿勢に制約を課することで解

決される。

即ち、一般化では環境や動作記述に対する拘束、連続化では動作の初期姿勢に対する制約を満足する生成方式が要求される。

4. ニューロコンピュータの原理

ニューロコンピュータを構成する処理ユニットは多入力1出力の処理素子である〔2〕。図1に示すように入力信号をn次元ベクトル $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ で表すと、このユニットjの出力は

$$x_j = \Phi(\sum w_{ji} x_i + \theta_j) \quad (1)$$

で計算される。ここで、 x_i, w_{ji}, θ_j をそれぞれユニットjに結合しているユニットiの出力値、ユニットiからユニットjへのリンクの重み、ユニットjのバイアスとする。ニューラルネットは多数の処理ユニットを重み付けられたリンクで結合したネットワークである。入力層のユニットに与えた入力ベクタから、(1)に従う計算によって出力層に出力ベクタを得る。計算にリンクの重みを使うが、バックプロパゲーション等の学習アルゴリズムを用いてこれを求めることができる。

幾つかのニューロコンピュータの数理的性質が報告されているが、その中で我々が利用したい性質は、区間 $[0, 1]^n$ から $(0, 1)$ への実数連続関数を任意の精度で近似できる機能〔3〕である。この性質を用いて曲線の生成をニューロコンピュータを使って行なわせることができる。サンプル点を入力、その点での値を出力とするパターンを学習させた後、任意のサンプル点の値を入力すると、これに対応する曲線の値が出力される。ニューロコンピュータを用いてこのような曲線の生成が可能となるのは単に入出力パターンを記憶しているのみではなく、自動的に補間を行う性質があるからである。

5. 方式の概要

本方式は基本的な動作を学習しこれを辞書化する学習モードと、環境やアニメータの指示に適合する動作を自動的に生成する生成モードから構成される(図2)。学習モードではデザイナは数多くの基本姿勢と基本動作を教示する。動作モードでは動作種類と動作毎に特有なパラメータから関節角の時系列が生成される。「歩く」では歩幅がこのパラメータとなり、モデルの代表点である足先の位置が決定さ

れる。「座る」では椅子の高さがこのパラメータとなり、椅子とモデルの代表点である腰が接するような動作が生成される。

6. 学習

本方式は次の仮定に基づいている。「ある動きにおける一連の動作は幾つかの静的な姿勢から構成される」。即ち、逆問題の学習（姿勢学習）と代表点の軌跡の学習（軌跡学習）の2段階の学習によって動作を生成することができると考えられる。姿勢学習ではモデルの代表点の位置で表現される姿勢とこれを生成するための関節角の関係を、軌跡学習ではモデルの代表点の軌跡を学習させる。

(1) 姿勢学習

デザイナは関節角の値を調整しながら、一連の動作の中で使われるであろう姿勢を作る。 X_i ($i \in A$) をモデルの代表点、 θ_j ($j \in B$) を姿勢生成するための関節角とする。ここで、AとBを代表点と関節角の全集合とする。ある動きに対して、 X_i ($i \in S$, S は対象としている動きの指定に必要な代表点の集合) をニューラルネットの入力、この姿勢を生成する θ_j ($j \in B$) を出力とするパターンを学習させる。歩行動作の場合には左右の足と手の4個の点が代表点となる。様々な姿勢を生成するために複数の姿勢に対応する X_i と θ_j の組みを学習させる。この学習によって生成されたニューラルネットを用いて逆問題を解くことができる。

代表点数より関節角数の方が多い場合には様々な姿勢を取ることができる。数値解法に基づく方式ではこの冗長性をいかに解決するかが問題であったが、本方式では姿勢学習によってキャラクタの姿勢に冗長性を利用した個性を導入することができる。

(2) 軌跡学習

ある動作の軌跡曲線の形は共通しており、個々の曲線は初期・終了値で特徴付けられる。曲線生成の手法としてスプライン法等が知られている。しかし、この方法では覚えた曲線の初期・終了を変えてその影響は局的に現れるだけであり、この方式を使って動作生成を行うと不自然な動きが生成されてしまう。図3は一定の範囲内の初期・終了値を持つ動作曲線を表している。複数の曲線は特定の動きの個々の具体形を意味している。曲線の一般化とはこれらの曲線と似た形を保ちながら、拘束条件である初期・終了値を通る曲線を生成する能力を言う。

この問題はニューラルネットの補間機能を利用して解くことができる。個々の曲線を区別して学習できるように、入出力パターンを二つ組みの (t , X) ではなく、初期・終了値を付加して (t , X , X_s , X_e) の四つ組みとする。ここで、 X_s , X_e は曲線の初期・終了値を表している。図3の例では斜線で囲まれる領域が学習された範囲となり、ここを通る曲線を一般化することができる。曲線を求めるには、通過すべき初期・終了点とサンプル時刻を入力に与えればよい。

7. まとめ

本論文では学習に基づくアニメーション自動生成方式について、その概要と学習について述べ、ニューラルネットを用いた逆問題の解法と一般化曲線の生成方式を提案した。

〔参考文献〕

- [1] John Wilhelms, "Toward Automatic Motion Control," IEEE CG&A, April 1987, pp.11-22
- [2] D.E. Rumelhart and J.L. McClelland, "Parallel Distributed Processing," MIT Press, 1986
- [3] B.Irie and S.Miyata, "Capabilities of three layered Perceptrons," Proc. of IEEE ICNN88

〔謝辞〕

本研究にあたって有益な御助言をいただいた棚橋部門長、石井部長、白石室長に感謝します。

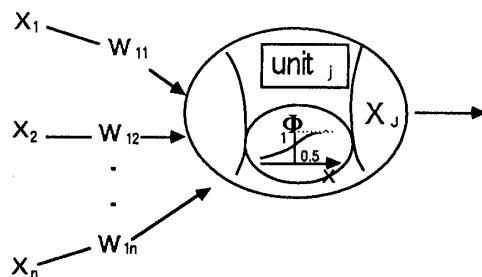


図1. ニューロ素子の構造

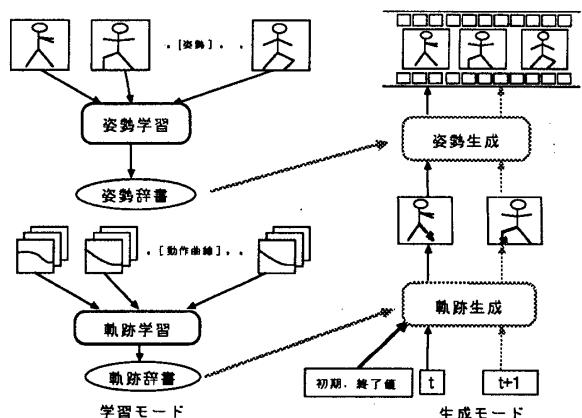


図2. 方式の概要

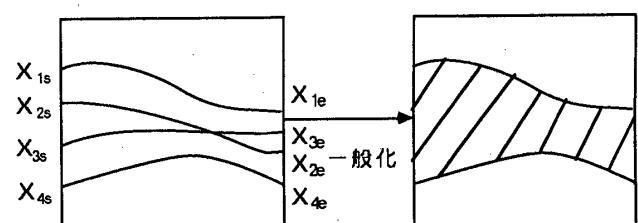


図3. 一般化曲線