

6K-9

# 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「すがた」—

楠本智佳子、村上公一

株富士通研究所

## 1. はじめに

本稿ではニューラルネットによるアニメーション生成方式における、動作生成方式と実現について述べる。また、一般化曲線の実験と本方式を関節物体に適用した結果の評価も行う。

## 2. 動作生成方式

動作学習によって異なる初期・終了値を持つ曲線が一般化される。動作生成では指定された動作種類と動作曲線の初期・終了値から、サンプル時刻(フレーム)毎の関節角を算出する。

$\text{inv}(X, \text{motion})$  は代表点  $X$  の値から対応する関節角を求める関数である。 $\text{interpolate}(X_s, X_e, \text{motion}, t)$  は、初期値  $X_s$  と終了値  $X_e$  から時刻  $t$  の代表点の値を決定する関数である。関数  $\text{inv}$  は姿勢、 $\text{interpolate}$  は軌跡を表現している。これらの関数は姿勢と軌跡を学習したニューラルネットを用いて実現される。これらの関数を使って本方法を定式化してみよう。

$$X_t = \text{interpolate}(X_s, X_e, \text{motion}, t) \quad (1)$$

$$\Theta_t = \text{inv}(X_t, \text{motion}) \quad (t \in T) \quad (2)$$

先ず、時刻  $t$  と動きを拘束する初期・終了値を設定し、(1)式からある時刻における代表点の位置を求める。次に、逆問題を解くために(2)式を使って代表点の位置から姿勢を作る関節角  $\Theta_t$  を決定する。この処理を全てのサンプル時刻について行うことによって動作列が生成される。

## 3. システム

本アニメーションシステムは姿勢学習部、軌跡学習部、及び動作生成部から成る(図1)。本システムはSun/4 上で実現された。

### (1) 学習

学習システムはインタフェイス部、モデル、レンダラ、姿勢学習部、動作学習部で構成される。

モデルの姿勢や動きはモデルが動く環境とは独立と考えられるので、これらの学習における位置の値はモデル系での値を使う。しかし学習時には、例えば椅子の高さ等、の環境を意識した方が望ましい。このために、ユーザインタフェイスではモデル系での代表点とモデルの中心点(モデル系の原点)を指定できるようにした。

姿勢学習ではデザイナはある姿勢をとるための関

節角を入力し、その値をモデルに送る。モデルは関節角の値から代表点の位置を計算し、レンダラに対応する映像を生成させる。代表点が所望の値でない場合には適当に関節角を変えて姿勢を作り、満足した時に学習用のデータとして登録する。ニューロコンピュータはこうして作られた関節角と代表点の組みを学習する。

軌跡学習ではデザイナはあるサンプル時刻における世界系での代表点とモデルの中心点の値を入力する。代表点の値は世界系からモデル系での値に変換される。様々な初期・終了姿勢に拘束される動作を学習させるために複数の軌跡を教示する。軌跡学習の段階では姿勢学習の結果を用いて代表点から関節角が分かるので、映像を確認しながら学習データを作成することができる。ニューロコンピュータはこのデータを学習して、動作曲線を一般化する。

### (2) 動作生成

動作生成システムは軌跡と姿勢学習を行ったニューラルネットを連結した構成になっている。動作生成には動作名と環境との制約を表すパラメータを指定する。このパラメータはデザイナによって定義された変換式に従って、動作曲線の始点・終点に変換される。軌跡ネットワークに始点・終点とサンプル時刻を入力して、代表点のサンプル時刻での位置を計算する。この値を姿勢ネットワークをロードしているニューロコンピュータに入力して関節角を得ることによって、アニメーションが生成される。

### (3) 中心点の移動

物体を環境で自動的に動かすためには、物体の中心を世界系で表す必要がある。PODA [1] では、gait cycleを使って中心点の移動を計算しているが、この方式は歩行動作に特有なものであり、一般的の動きに使うためには制限が強過ぎる。

学習で用いたモデル系での値を世界系に変換するために、代表点の一つを環境束縛点とする。これはモデルと環境が作用する点を意味する。デザイナはモデルを環境に置くために環境束縛点の世界系での値  $X_{ew}$  を指定する。この点のモデル系での値  $X_{em}$  は動作生成から求まるので、同一の点を二つの系で参照することになる。 $X_{ew}$  と  $X_{em}$  を用いることによって中心点をモデル系から世界系へ変換することができる。

図2に中心点を環境の中で自動的に動かす例を示

す。 $(x, y)$  はモデル系、 $[x, y]$  は世界系での値を示す。この例の環境束縛点は右足である。図の(1)は2つの系での環境束縛点の初期位置が $(20, -50)$ 、 $[1000, 0]$ の場合を示している。モデル中心、即ちモデル系原点の世界系での値は $X_{eM}$ と $X_{ew}$ の差を取ることによって分かるので、中心点の世界系での値は $[980, 50]$ となる。 $X_{ew}$ は(1)～(3)の間固定されているが、 $X_{eM}$ は動作生成によって変わるので、図中に示したように中心が移動する。

#### 4. 実験

##### (1) 一般化曲線

一般化曲線の実験結果を述べる。定義より、 $X_s$ は $t = 0$ 、 $X_e$ は $t = 1$ での曲線の値であるので、 $X_s$ 、 $X_e$ は、それぞれネットワークの出力 $O_{t=0}$ 、 $O_{t=1}$ の値と等しくなることが期待されるが實際には誤差が生じる。上の値から(3)式によって誤差Eを求める。

$$E = (X_s - O_{t=0}) + (X_e - O_{t=1}) \quad (3)$$

複数の曲線を学習させたネットワークの評価を行った結果、以下のことが分かった。

- ①教示曲線からの初期・終了値の距離：教示曲線に近い初期・終了値で生成される曲線の方 ( $E = 0.011$ ) が、遠い曲線 ( $E = 0.032$ ) より誤差が小さい。
- ②教示領域：学習させたの領域内 ( $E = 0.005$ ) の曲線の方が領域外 ( $E = 0.02$ ) より誤差が小さい。
- ③教示曲線の数：ある学習領域内に同じ形の曲線を2本と5本学習させた場合について、領域内に同形の曲線を8本生成して誤差の平均を取った。教示数が2本と5本の場合は誤差はそれぞれ0.023と0.03である。教示数を多くする程一般化できることは自動化アニメーションにとって重要な性質である。
- ④教示曲線の質：同じ形を平行移動して教示した場合、違う形の曲線を生成するのは難しく、様々な形の曲線を教えた方が誤差は少ない。

##### (2) 5関節物体のリーチング問題

図3は2次元5関節のリーチング問題を本システムで実現した例である。軌跡学習では1本の曲線を6点で表した。軌跡ネットワークの入力、中間、出力層のノード数は、それぞれ3、20、1で、ネットワークの大きさは2KB程度である。姿勢学習では代表点を先端の位置とした。各ノード数はそれぞれ2、40、10である。実験の結果、教示パターンに特異なものがあると出力に偏りが生じること、教示例の数を多くした方が誤差が小さいことが分かった。

#### 5. まとめ

ニューロコンピュータを使った動作生成システムと一般化曲線、適用例の評価について述べた。今後、基本動作から連続動作や複合動作を生成するための枠組みを構築する予定である。

##### 〔参考文献〕

- [1] M. Girard and A.A. Maciejewski, "Computational Modeling for the Computer Animation of Le

gged Figures," Computer Graphics 19 (3)

##### 〔謝辞〕

本研究にあたって有益なご助言をいただいた棚橋部門長、三宅部長、石井部長、ならびに手塚課長に感謝致します。

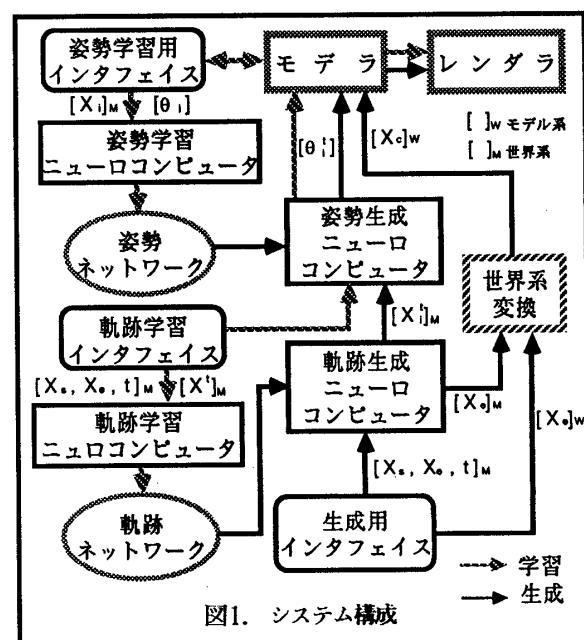


図1. システム構成

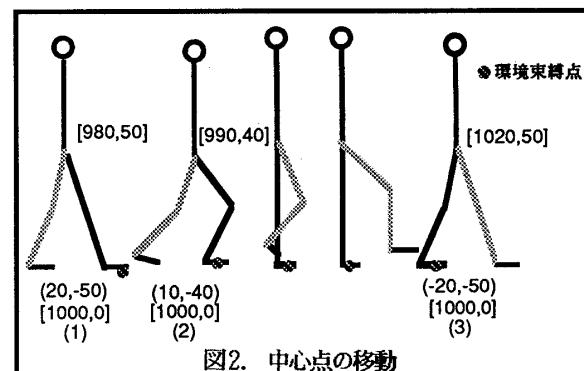


図2. 中心点の移動

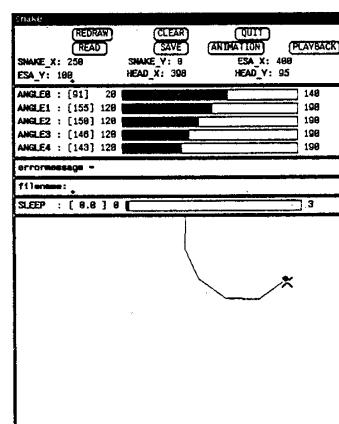


図3. リーチング問題への適応