

重回帰分析による状態推定を用いた 全身動作アニメーションのインタラクティブな生成の検討

芝田幸司¹⁾, 小田琢也¹⁾, 河崎雷太²⁾, 北村喜文¹⁾, 岸野文郎¹⁾

1) 大阪大学大学院 情報科学研究科

(〒565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1, {shibata.koji, oda.takuya, kitamura, kishino}@ist.osaka-u.ac.jp)

2) 大阪キリスト教短期大学 国際教養学科

(〒545-0042 大阪府大阪市阿倍野区丸山通 1-3-61, kawasaki@occ.ac.jp)

概要: 本稿では、ユーザがイメージする全身動作のアニメーションをインタラクティブに生成する手法を提案する。具体的には一連の全身動作を単純な動作に自動的に分割し、各分割部分の多自由度の全身のモーションデータに対して、重回帰分析による状態推定を導入することによって、ユーザのイメージする正しいアニメーションをインタラクティブに生成する。本手法を用いることで、骨格構造が異なるユーザでも、セグメントモデルとの対応づけを厳密に行う必要がなくなり、ユーザが行っている全身動作を実行中に認識し、それに適した動作を生成し表示することが可能である。

A Study for Interactive Computer Animation of Human Motion

Using Status Estimation with Multiple Regression Analysis

Koji SHIBATA¹⁾, Takuya ODA¹⁾, Raita KAWASAKI²⁾, Yoshifumi KITAMURA¹⁾ and Fumio KISHINO¹⁾

1) Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

(2-1 Yamadaoka, Suita, Osaka, 565-0071 Japan, {shibata.koji, oda.takuya, kitamura, kishino}@ist.osaka-u.ac.jp)

2) Osaka Christian College

(1-3-61 Maruyamadoori, Abeno, Osaka, Osaka, 545-0042 Japan, kawasaki@occ.ac.jp)

Abstract: We propose a method of interactively generating the whole body animation using automatically segmentation of complicated human motion into simple motion and estimation of the body posture with multiple regression analysis. Through our method, even when the skeletal structure of the user who inputs the motion is different from that of the shape model in the computer, the motion that is suitable a user image is generated.

1. はじめに

近年、モーションキャプチャデバイスを利用し、全身動作をインタラクティブにコンピュータアニメーションとして生成するニーズが増えている[1]。しかし、このようなデバイスを使用し、精度の良いアニメーションを得るには、あらかじめ時間をかけてキャリブレーションを行う必要があり、キャリブレーションが成功しても、人間の骨格構造とアニメーション生成のための身体モデルとの構造を厳密に対応付ける必要がある。また、デバイスに使用されるセンサの値に誤差があり、これらの問題からユーザの動作を忠実に再現することは一般的に困難である。

また、現状のモーションキャプチャデバイスでは、そのユーザの運動能力をそのまま表現してしまうた

め、例えば、運動能力が一般的なユーザである場合、プロスポーツ選手やプロダンサーなどの華麗な動作を頭の中でイメージしてみても、実際には体はどのように動かず、それをコンピュータアニメーションとして表現することができない。これらの問題から、ユーザがイメージする動作（メンタルモデル）とアニメーションとして描画される動作（システムの振り舞い）は一致しなくなり、インタラクティブシステムとして利用する場合の直感性は高まらず、使い難いものになってしまう傾向があった。

そこで本論文では、多自由度の全身のモーションデータに対して、重回帰分析による状態推定を導入することで、インタラクティブに全身動作アニメーションを生成する手法を提案する。本手法によって、

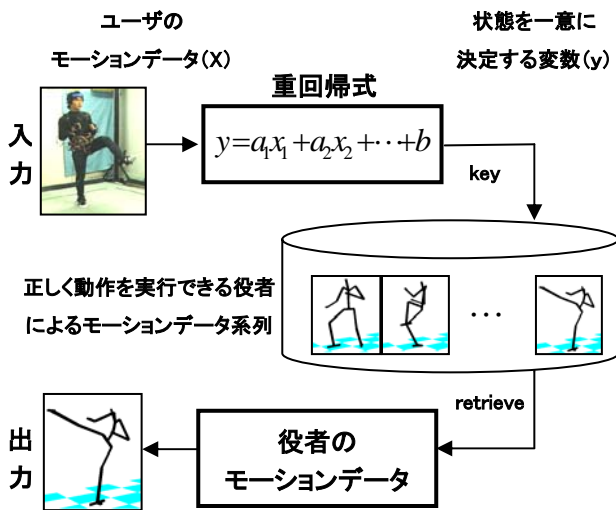


図 1 システム概略図

あらかじめ用意した動作を、ユーザが正しくその動作を行えなくとも、イメージどおりに全身動作アニメーションをインタラクティブに生成することができる。また、関節間の長さなど骨格構造が異なるユーザでも、セグメントモデルとの対応づけを厳密に行う必要がなくなる。さらに、ユーザが行っている全身動作を実行中に認識し、用意された動作の中から、それに適した動作を生成し表示することができる。

2. 全身の動作アニメーションの生成

全身動作は、手先や足先などの人体の一部のみの動作と比較すると、複雑ではあるが、動作特徴を示す一部分に注目すると、比較的単純な動作の組合せで表現できることが多い。例えば、少林寺拳法や空手など、一定の型があり、それに沿って何かを打突するなどのある特定の動作をアニメーションとして表現する場合、全身の状態は、モーションキャプチャデバイスを用いて取得される全てのモーションデータを利用しなくても、その動作を特徴づける少ない数のデータで再現できると考えられる。

本章では、ある動作を行う際の全身の状態を、重回帰分析を用いて推定し、ユーザのイメージする正しいアニメーションを生成する方法について述べる。ここで、手先のモーション取得に関する研究に注目すると、取得される多くのモーションデータから手の形状を認識・推定しようとする研究は、ニューラルネットワークを用いて仮想環境内で物体を操作しようとする研究[2]や、隠れマルコフモデル(HMM)を用いて動作を学習しようとする研究[3]などがあるが、高い認識率を得るには学習に時間がかかってしまう。また、それらと異なるアプローチとして、重回帰分析を用いて手指の状態を推定する研究がある[4]。この方法では、少ない計算量で重回帰式を得ることが可能であり、少数のデータで動作を表現することが

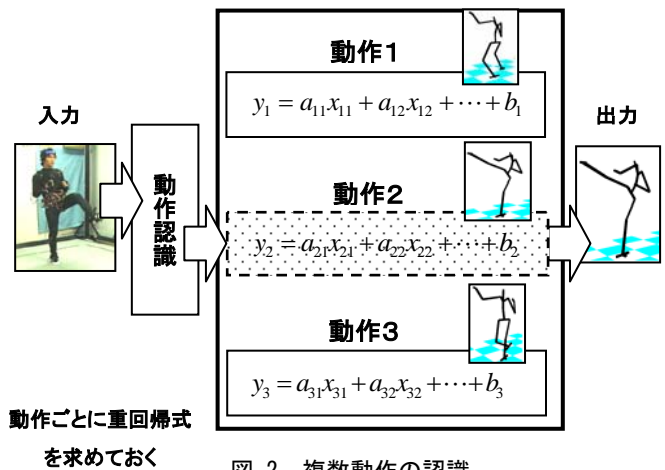


図 2 複数動作の認識

できる。そこで、本研究では、この手法を全身モーションに対応させることを考える

2.1 概要

本手法では、ユーザのモーションデータ(マーカー座標や関節角度)を、骨格モデルに対応づけて動かすことによって、全身動作のアニメーションを生成しようとするものではない。図 1 に示すように、計測されるユーザのモーションデータから全身の姿勢の状態を推定し、推定された状態をキーとして、動作を正しく実行している役者のモーションデータ系列を格納したデータベースからその姿勢を表すモーションデータを取り出し表示する。姿勢の推定には重回帰分析を用いる。これを連続的に行うことでアニメーションを生成する。これにより、本手法では、あらかじめ決められた単一の動作に関しては、ユーザが正しくその動作を行えなくとも、直感的に全身動作アニメーションをインタラクティブに生成することができる。

この方法を複数の全身動作の組合せに拡張するためには、図 2 のように、あらかじめ決められた複数の動作に対する重回帰式を作成しておき、それらの中から、ユーザの全身動作を実行中に認識して、生成する全身動作の種類を切り換える必要がある。この目的のため、本研究では、DP マッチングを基とした独自のマッチング手法を用いて動作を認識する。

2.2 全身の姿勢の状態推定によるアニメーション生成

全身の状態推定によるアニメーション生成の手順について述べる。

まず、ある特定の動作を正しく実行している役者がその動作を行う間のモーションデータ系列を計測し、これを格納したデータベースを作成する。ここで、計測された役者のデータを用いて、全身の状態を一意に決定する値を求め、これをデータベースのインデックスとして利用する。次に、このデータ系

列をアニメーションとしてディスプレイに表示し、ユーザがこれを真似て運動する間の全身のモーションデータを取得する。そして、重回帰分析によって、動作を特徴づける少ない数のデータで動作を再現することができる重回帰式を得る。

得られた重回帰式に実行時のユーザのモーションデータを代入することによって、全身の状態を一意に決定する目的変数を推定する。その推定された目的変数をキーとして、その動作を正しく実行している役者のモーションデータ系列を格納したデータベースからモーションデータを取り出し、このデータを使用してアニメーションを生成する。

次節では、これらのうち、重回帰式作成の手順について詳しく説明する。

2.3 重回帰分析による状態推定

重回帰分析の特性として、仮に相関係数の高い説明変数のみを選択して重回帰式を作成した場合、推定値の信頼性が低くなるため、説明変数の選択は慎重に行う必要がある。ディスプレイに表示された正しい役者の動作アニメーションを、各ユーザが真似て動作する間に取得されるモーションデータから、重回帰式に用いる最適な説明変数を次に示す手順で選択する。

1. 単回帰式の決定係数 R^2 が小さい説明変数を除外する。これは、 R^2 が小さい変数はシステムを不安定なものにする可能性があるためである。本研究では R^2 が 0.6 よりも小さい変数を除外する。
2. 分散値の小さな説明変数を除外する。これは、分散値の小さい変数には、ユーザが意識せず動かしているものが多いためである。本研究では分散値が 0.5 以下の変数は除外する。
3. 残った説明変数の組についてステップワイズ法を適用する。

説明変数の個数は、多すぎると信頼性が低くなる可能性があるため、2~4個が適していると考える。

2.4 データベースからの最適フレーム検索

本節では、推定された目的変数をキーとして問い合わせたデータベースから、最適なフレームを取り出す方法について述べる。

文献[4]では、ある動作について重回帰式が得られれば、前節の手順で選択された数個のユーザのモーションデータを説明変数として重回帰式に代入し、推定された目的変数に一番近いインデックスの姿勢データをデータベースから取り出し、それを連続することでアニメーションを表示する。しかし、この

手法では、重回帰分析による推定の誤差により、不連続なアニメーションが生成されてしまう場合もある。そこで、より連続的で自然なアニメーションを生成するために、新しい手法を提案する。

まず、推定された目的変数値に近いインデックスを持つ n 個の姿勢データを候補データとする。次に、その n 個の候補データに対して式(1)を適用する。ここで、 n は候補データ番号、 P^n は推定された目的変数値と候補データ n のインデックスとの差、 Q^n は候補データ n と前フレームにデータベースから取り出された姿勢データとの全マーク間の累積距離とする。また、 P_{ave} 、 Q_{ave} はそれら n 個の候補データによる平均値、 P_{σ} 、 Q_{σ} は標準偏差とする。本研究では、様々な個数の候補データを用いて実験を行った結果、 $n=5$ を採用する。

$$R = \frac{P^n - P_{ave}}{P_{\sigma}} + \frac{Q^n - Q_{ave}}{Q_{\sigma}} \quad (1)$$

P 項は、重回帰分析によって推定された目的変数値とデータベース内のモーションデータに付けられているインデックスとの一致性を表す。 Q 項は、候補データ n と前フレームでデータベースから取り出されたモーションデータとの連続性を表す。

これらの一致性と連続性を表す2つの変数(P, Q)を求め、それを標準化し、 n 個の候補データの中で、和 R の最も小さい候補データを、そのフレームにおける最適な姿勢データとし、データベースから取り出して表示することにより、連続性ある自然なアニメーションを表現する。

2.5 マッチングによる複数動作の認識

前節までで述べた重回帰分析による状態推定を用いたアニメーションの生成手法は、あらかじめ定められた単一の動作のみに有効である。本節では、複数の動作に対応するため、動作を認識して適切な重回帰式に切り替えるマッチング手法について述べる。

まず、複数の各動作に対して重回帰式を前述の手順で求めておき、実行時には、ユーザの動きからマッチング手法によって、その動きに最も近い動作(重回帰式)を選択し、インタラクティブに全身動作アニメーションを生成する。このような目的のために、文献[4]では、複数動作の認識に DP マッチング(One Pass DP マッチング法)を利用している。しかし、この One Pass DP マッチング法の問題点は、動作が切り替えられたときに、その認識が遅れてしまうことである。具体的には、動作の認識に3フレーム必要であり、例えば 30Hz のフレームレートで姿勢を取得するモーションキャプチャデバイスの場合、0.1秒の遅延となる。

そこで本稿で提案する方法では、One Pass DP マッ

チング法で用いられる式を簡略化し、次に示す式(2)を用いて認識を行う。

$$\begin{aligned}
 g^n(i, j) &= g^n(i, j-1) + d^n(i, j) \\
 D(i) &= \min [g^n(i, J)] \\
 1 &\leq n \leq N
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

ここで、データベースに登録してある動作数を N 、現在の動作番号を n とする。各動作は、その開始から終了までの時系列を J 個に分割して格納されているものとする。 $d(i, j)$ は、時刻 i における入力データと参照パターン j フレーム目との全マーカ間の距離であり、 $g(i, j)$ は、時刻 i における入力データと参照パターンの j フレーム目までの全マーカ間の累積距離である。この式を用いることで、前フレームなどの影響を受けないため、動作が切り替えられたときに、その認識による遅延はなくなる。

3. 動作の自動分割

一連の全身動作は、突きや蹴りのように身体の一部のみが動作する単純な動作ばかりではなく、身体の一部が動作する複雑な動作も存在する。前章で述べた方法を用いて、このような一連の複雑な動作全体の状態を推定しようとすると、不安定な重回帰式を算出してしまい、生成されるアニメーションは、ユーザのイメージしたものと異なってしまふ。これは重回帰式の算出時に用いられる目的変数が適切に設定されていないためである。この問題を解決するにあたり、より安定した重回帰式を算出し状態を推定しなければならない。そのため、本研究では、一連の全身動作を単純な動作に分割し、各分割部分に独立した目的変数を設定し、当該方法を適用することを考える[5]。

安定した重回帰式を得るための目的変数の選出条件は次のとおりである。なお、本研究では目的変数の値として、初期姿勢からのマーカの移動距離を用いる。

- A) 値の変化が単調に増加または減少する。これは、値が単調に変化する変数を目的変数に設定することで適切な説明変数を選択するためである。
- B) 値の変化量が大きい。これは、値の変化量が大きい変数はユーザが意識的に動かしているものである可能性が高いためである。

A)の条件を満たす変数の速度波形に注目すると、図3のようなベル型波形を示す[6]。本手法では、マーカの移動距離値の中から、速度波形がベル型を示し、かつ、B)の条件を満たすものを、全身の状態を一意に決定する値、すなわち目的変数とする。そし

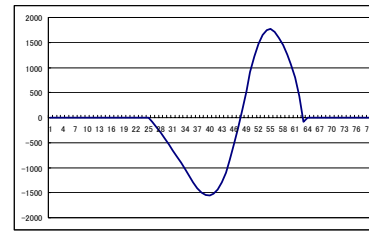


図 3 ベル型波形の例

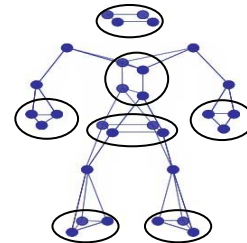


図 4 マーカ位置と剛体グループ

て、この変数のベル型波形の始点と終点を動作の分割点とし、それに応じて分割された単純な動作区間内で重回帰分析を行うことで、安定した重回帰式を算出する。

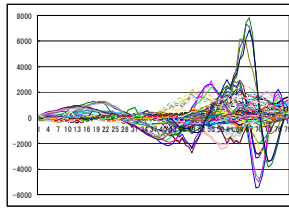
本章では、動作の特徴を表すベル型波形を有するデータを検出することで、一連の動作を単純な動作に自動的に分割する手法について述べる。

3. 1 動作データの前処理

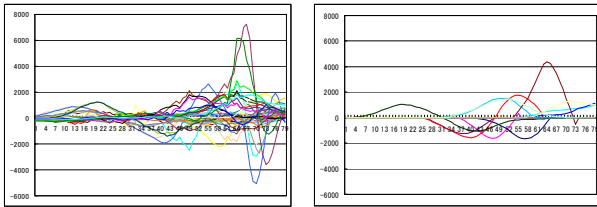
多自由度のモーションデータを用いて人体骨格モデルを想定する際、計算量を削減するため、図4で示すように剛体とみなせる部位のマーカをグループとしてまとめ、グループ内のマーカの平均値を利用する。これは、剛体とみなせる部位内に取り付けられたマーカはほぼ同じ軌跡を辿ると考えられるからである。次に、移動平均平滑化手法により、データの平滑化を行い、平滑化されたデータを用いて速度時系列データを求める。

3. 2 ベル型波形の検出

身体の一部に注目すると、動作は必ず静止状態から速度を上げ、ある地点で速度が減少し、静止するという過程を持っている。この状態の変化からベル型波形の検出を行う。すなわち、前処理された速度時系列データが、波形を示す関数 $f_v=0$ における t 値を検出し、検出された t 値からベル型波形を特徴づける3点の組 $T_i(t_s, t_M, t_e)$ を得る。ここで、 t_s 、 t_e はそれぞれ波形の始まりと終わりの時刻、 t_M は $t_s \sim t_e$ 間で $df_v/dt=0$ となる時刻をそれぞれ表す。しかし、得られた T_i の組すなわち、ベル型波形には、時間幅が極端に短いものや長いもの、振幅値があまりにも小さいものなどが含まれる。そのため、Minimal Distance/Percentage Principle (MDPP) によってこれらを除く。MDPP は、時間的、空間的な閾値により分割



(a) 得られた生データ



(b) グループ化後のデータ (c) MDPP適用後のデータ
図 5 投球動作における速度時系列データ

点を評価し、時間的および空間的に意味のあるセグメントを生成するアルゴリズムである[7]. このアルゴリズムを得られた T_i に対して適用し、式(3)を満たすものを除去する. ただし、 D 、 P はそれぞれ時間的、空間的な閾値、 $p_i(t_M)$ は時刻 t_M における極値とする.

$$t_e - t_s < D \text{ and } p_i(t_M) < P \quad (3)$$

例として図5に、投球動作における速度時系列データを示す. 横軸は時間(sec.)、縦軸は速度(mm/sec.)とする. 図5(a)~(c)はそれぞれ、得られた生データ、グループ化後のデータ、MDPP適用後のデータを表す. 図5(c)のMDPP適用後のデータでは、動作区間全体の中で、動作の特徴を表すベル型波形が検出されていることを確認できる.

3. 3 動作分割点の決定

検出された $T_i(t_s, t_M, t_e)$ を用いて、次のような手順で一連の全身動作の分割点を決定する. ここで、ある一連の全身動作データ群を $M[s_0, e_0]$ とし、 s_0 、 e_0 をそれぞれ動作の始まりと終わりの時刻とする.

- ① $M[s_0, e_0]$ において、全ての T_i の中で $p_i(t_M)$ が最大となる T_i を選ぶ. このときの i を I とする.
- ② 選ばれたベル型波形 T_I の t_s, t_e をそれぞれ動作分割候補点とする.
- ③ $M[s_0, e_0]$ から $M[t_s, t_e]$ を除いた2つの部分データ群 $M[s_0, t_s]$ 、 $M[t_e, e_0]$ それぞれにおいて、①、②の手順を行う.

以上の手順を再帰的に繰り返すことによって、動作分割候補点を得る. 得られた候補点の中で近接する点がある場合には、その近接点を要素に持つベル

	motion 1		motion 2		motion 3	
	ExVar	R^2	ExVar	R^2	ExVar	R^2
user A	4	0.96	6	0.99	5	0.98
user B	6	0.99	4	0.99	4	0.95
user C	5	0.99	3	0.97	4	0.95

表 1 重回帰分析を行った結果選ばれる説明変数の個数と得られる決定係数の例

型波形 T_i の p_i 値の重みに応じて近接点同士を統合させることによって、動作分割点を決定する.

4. 全身動作アニメーションの表示例

重回帰分析を用いてインタラクティブに、ユーザのイメージどおりのアニメーションを生成した結果について述べる. 入力デバイスとして、Ascension社の3次元位置検出装置(ReActor)を用い、30個のマーカによる90自由度のデータを入力データとした. また、全身動作の例として、野球の投球動作と少林寺拳法動作を採用し、アニメーションを生成した.

まず、投球動作では、左利きの役者の左投げ投球動作を正しい動作とし、右利きのユーザ3名(A~C)の左投げ投球動作をユーザ動作とした. 重回帰分析を行った結果、選ばれた説明変数の個数(ExVar)および得られた決定係数 R^2 を纏めたものを表1に示す. 一連の投球動作を3章で述べた手法により自動的に3つの単純な動作(motion 1~3)に分割し、各分割部分において当該方法を適用した. 表1から、3~6個の説明変数を選ばれていることが確認でき、決定係数 R^2 に関しては、0.95以上の高い値を得られていることが確認できる. ここで、図6は、実装結果の投球動作アニメーションを連続画像として表現したものである(ユーザA). 図6(a)は、モーションキャプチャによって取り込まれたデータをセグメントモデルとして表現したCGの連続画像である. 図6(b)は、ユーザがイメージした動作すなわち、入力された姿勢状態から重回帰式によって推定された役者モーションの連続画像である. また、図7にユーザAとは骨格長の異なるユーザBの例を示す. この図から、骨格長の異なるユーザにも対応し、ユーザそれぞれが自分なりの方法で行った動作から、本来、右利きのユーザによる不自然な左投げの投球動作であっても、ユーザのイメージ通りのアニメーションが生成されていることがわかる.

次に、少林寺拳法動作では、正しい動作として少林寺拳法有段者の動作を用いた. 順突きや足刀蹴りなど、数種類の突きおよび蹴り動作を単純な動作に分割し、当該方法を適用した. 図8は、実装結果の少林寺拳法動作(順突き→足刀蹴り→手刀)アニメーションを連続画像として表現したものである. 特



(a) ユーザ A のオリジナルデータを用いたアニメーション



(b) 状態推定により再現したアニメーション

図 6 投球動作アニメーションの生成例 (ユーザ A)



(a) ユーザ B のオリジナルデータを用いたアニメーション

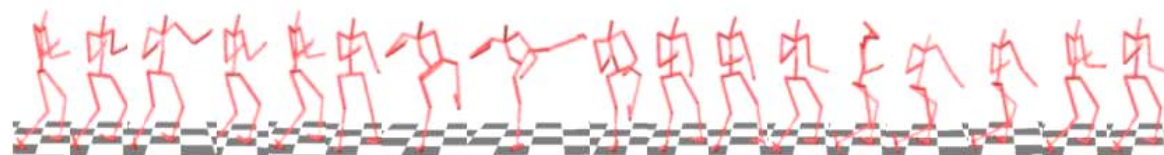


(b) 状態推定により再現したアニメーション

図 7 投球動作アニメーションの生成例 (ユーザ B)



(a) ユーザのオリジナルデータを用いたアニメーション



(b) 状態推定により再現したアニメーション

図 8 少林寺拳法動作アニメーションの生成例

に足刀蹴りに関して、蹴り上げた状態が得られたモーション(b)と入力モーション(a)で大きく異なり、ユーザが足を高く上げられていなくても、生成されたアニメーションでは、モデルの足がユーザのイメージ通りに高く上がっていることが確認できる。

また、現在のモーションから他のモーションへの移行に関しても、ある時刻における状態から動作を認識しているため、動作が切り替わった際にもその認識が遅れることなく、インタラクティブにアニメーションを生成できた。

5. おわりに

本研究では、重回帰分析による状態推定を用いて、ユーザがイメージする動作のアニメーションをインタラクティブに生成する手法を提案した。当該方法を用いることで、ユーザの骨格長が異なる場合でも厳密な対応付けが不要であり、ユーザのイメージする正しいアニメーションが生成されることを確認した。また、一連の全身動作において、より安定した重回帰式を得るため、一連の動作を単純な動作へ自動的に分割する方法を提案した。

今後は、より複雑な全身動作として、ダンスのような動きの激しい動作への適用を検討したい。

謝辞 本研究の一部は、文部科学省 21 世紀 COE プログラム (研究拠点形成費補助金) の研究助成を受けた。

参考文献

- [1] T. Molet, Z. Huang, R. Boulic, and D. Thalmann, "An animation interface designed for motion capture," *Computer Animation '97*, pp. 77-85, 1997.
- [2] H. Nishino, K. Utsumiya, D. Kuraoka, and K. Yoshioka, "interactive two-handed gesture interface in 3D virtual environments," *Proc. of ACM Symposium on Virtual Reality Software and Technology*, pp. 1-8, 1997.
- [3] M. Brand and A. Hertzmann, "Style machines," *Computer graphics Annual Conference Series (SIGGRAPH 2000 Conference Proceedings)*, pp. 183-192, 2000.
- [4] 北村喜文, 飯田 貴幸, 日下志 友彦, 岸野文郎: "重回帰分析による状態推定と DP マッチングを用いた手指動作アニメーションのインタラクティブな生成," *電子情報通信学会論文誌 D-II*, Vol. J-86 D-II, No. 10, pp. 1450-1459, Oct. 2003.
- [5] 芝田幸司, 小田琢也, 河崎雷太, 北村喜文, 岸野文郎: "重回帰分析による状態推定を用いた投球動作アニメーションのインタラクティブな生成の試み," *電子情報通信学会 2005 年総合大会講演論文集*, A-16-9, p.285, Mar. 2005.
- [6] Harris. C. H & Wolpert. D. M, "Signal-dependant noise determines motor planning," *NATURE*, Vol. 394, No. 20, 1998.
- [7] C. S. Perng, H. Wang, S. R. Zhang, D. S. Parker, "Landmarks: A New Model for Similarity-Based Pattern Querying in Time Series Databases," *Proc. of 16th IJDE International Conference on Data Engineering*, pp. 33-43, 2000.