

舞踊動作データの因子分析による基本動作の抽出

三 浦 武^{†1} 水戸部 一孝^{†1} 湯 川 崇^{†2,†3}
海 賀 孝 明^{†2,†4} 谷 口 敏 幸^{†1} 吉 村 昇^{†1,*1}

本論文において著者らは、骨格構造人体モデルの形式で記述された舞踊動作データを分析することにより、舞踊の基本動作を抽出する方法を提案している。この方法は、ジョイント間の協応関係を明らかにするという考え方に基づいている。具体的には、特定のジョイント群が同時に動くという協応構造を持つ基本動作を抽出するため、人体各部の姿勢を示す変数群を相関関係に基づいて整理している。各部の動作データの記述法としては、用いられる変数群に対して拘束条件を持たない等価角軸変換が選択されており、その変数群を整理するために因子分析が用いられている。この方法の検証のため、人工的に作成されたテストデータと、異なる舞踊者が複数の舞踊演目を複数回ずつ演じた実測モーションキャプチャデータに対する分析を行い、下記の結果が得られている。(1) 舞踊を構成する基本動作を因子分析における共通因子の形に分割して抽出できる。(2) 因子分析によって得られた各種の数値を用いることにより、複数の舞踊の定量的な比較が可能になる。(3) 時間領域における特徴的な動作を検討する場合や、対象舞踊に関する動作データ以外の実験的情報との関連を探る場合には、他の分析法との併用が必要になる。

Extraction of Primitive Motions in a Dance by Application of Factor Analysis to Motion Data

TAKESHI MIURA,^{†1} KAZUTAKA MITOBE,^{†1}
TAKASHI YUKAWA,^{†2,†3} TAKAAKI KAIGA,^{†2,†4}
TOSHIYUKI TANIGUCHI^{†1} and NOBORU YOSHIMURA^{†1,*1}

In this paper, the authors propose the method to extract the primitive motions included in a dance, by analyzing the motion data represented in the form of orientation of the skeletally-structured model of the human body. The major concern in this method is the clarification of coordination among joints; for extraction of primitive motions which have the coordination structure of simultaneous movement of specific joints, the variables used for description of orientation of each part are arranged based on the correlative relationship. The

form of axis-angle representation, which has no constraint on the variables, is selected for description of motion data, and the technique of factor analysis is used in the above arrangement process. For verification of this method, the analysis of the artificially-made test data and that of the motion capture data, acquired in the cases that two different dancers perform plural dances plural times, are done. The results are as follows: (1) Primitive motions included in a dance are extracted as the form of common factor. (2) Use of the values obtained by factor analysis makes possible quantitative comparison between dances. (3) Combination with another analyzing method is required when the characteristics in temporal variation of motion are considered or when the relation to the transcendental information about each dance is discussed.

1. はじめに

文献 1) によれば、舞踊の動きは、「まげる」、「のぼす」、「ねじる」の3つの基本的な力学的構成要素 (basic mechanical constituent of movement) からなり、1つの動作はこれらの要素の協応 (coordinate) によって構成される。人体各部位の協応は舞踊に限らず各種の動作において生じるが、特に舞踊に関しては、その動作の多種多様さから、実際の協応関係を舞踊者自身あるいは研究者自身が直接的な経験や観察のみによって把握することは難しい¹⁾。

他方で、近年では、モーションキャプチャシステムによって舞踊時の全身の動きの時間変化を示す数値データの取得が可能になってきており²⁾、それらのデータを用いれば、上記の3つの構成要素も定量的に表されることになる。取得されたデータをコンピュータ上で適切な方法によって分析すれば、各部位の協応関係の把握も可能になる。

ところで、人体各部の動きを示すデータの記述形式には種々のものがある。その中でも、人体を分割し各々の部分を剛体と見なしてそれらをジョイントによって結合する骨格構造モ

^{†1} 秋田大学工学資源学部

Faculty of Engineering and Resource Science, Akita University

^{†2} 秋田大学大学院工学資源学研究科

Graduate School of Engineering and Resource Science, Akita University

^{†3} ノースアジア大学法学部

Faculty of Law, North Asia University

^{†4} 株式会社わらび座デジタル・アート・ファクトリー

Digital Art Factory, Warabi-za Co., Ltd.

*1 現在、秋田大学

Presently with Akita University

デル³⁾を用い、ジョイントの回転角度を上位部位に対する相対角度で表すと、動きの生じたジョイントの回転角度だけが変化することになる。このモデルの全ジョイントに対して、回転角度を表す変数の時間変化のデータを取得し、舞踊の動き全体の中でその数値が必ず同時に変化する変数群を1つずつにまとめるという作業を行えば、種々の協応運動の中でも、特定のジョイント群が特定の方向に必ず同時に動くというタイプの動作を分割して抽出できる。

この作業を舞踊の演目ごとに行くと、各演目の動き方の違いによって、その演目を構成する動作の数や各々の動作に含まれる変数の組合せが異なってくる。実際のところ、異なる演目あるいは異なる舞踊者の間の動き方の共通点や相違点等の情報に基づいてそれぞれの舞踊の動きの特徴を抽出しようという試みもあり^{4),5)}、それらの情報を演目の種別にとらわれずに同一の視点で得ることができる本作業を用いれば、舞踊の動きの特徴をその形式等に関する先験的な情報を用いずに定量的に検討できる。

骨格構造モデルに用いられる変数全体の中で同時に変化する変数群を個々にまとめるという作業を行う場合には、変数全体の中で、その変動に関して相関の高い変数群を1つずつまとめて取り出せばよいということになる。多数の変数をその相関関係に基づいて整理する体系的な方法としては、因子分析があげられる⁶⁾。因子分析では、多数の観測変数群が、より少数の変数群である共通因子の線形結合で表される。各々の共通因子は、相関の高い観測変数群が1つにまとめられた形で抽出されるので、舞踊動作の時系列データに因子分析を施せば、それぞれの共通因子が特定のジョイント群の同時運動という協応構造によってまとめられた個々の基本動作を表すことになる。

因子分析は多数のデータ群を体系的に処理する多変量解析の分野で提案された一手法であるが、多数の変数群をより少数の変数群にまとめる多変量解析手法としては主成分分析もよく知られている⁶⁾。しかし、主成分分析では、4章において実例が示されるように、特定の方向への同時動作で構成される協応運動が分割抽出されない事例が見られる。これに対して、因子分析では、因子軸の回転⁶⁾というこの方法特有の操作によって、相関の高い変数群のみが個々にまとめられた単純構造⁶⁾を持つ潜在変数群の分割抽出が可能となることから、結果として、数多くある多変量解析手法の中でも上記のような協応運動の抽出に対する有用性が高いと予測できる。

舞踊に含まれる多種多様な動作をその協応関係に基づいて自動的に分割抽出する手法は、著者らの知る限りでは予備的な検証例⁷⁾を除けばほとんど提案されておらず、よって、上記の因子分析を用いた手法の有用性を検討しておく必要があると考えられる。

上記を考慮し、本論文において著者らは、骨格構造モデルによって記述された舞踊時の動きのデータから、特定のジョイント群の同時運動という協応構造を持つ基本動作を因子分析によって分割して抽出するという方法に関して、その有用性の検討を行う。

2. 人体モデルによる舞踊の動きの定量的記述

本章では、本論文で用いる人体モデルおよびその姿勢の記述法について述べる。

ここでは、図1に示す骨格構造モデルを用いる²⁾。このモデルは、図1(a)のように、腰部、胸部、頭部、左右の腕部および脚部を受け持つ合計15個のセグメント³⁾から構成されており、それぞれが14個のジョイント³⁾によって図1(b)のような階層構造で結合されている。本モデルでは、各ジョイントの回転角度をそのジョイントの上位部位を基準とした下位部位の姿勢によって記述する。

各セグメントは剛体として扱われる。剛体の姿勢の記述法の中でも等価角軸変換⁸⁾においては、任意の回転軸の方向を示す単位ベクトルとその軸を回る回転角度が用いられるが、これらの積の形⁸⁾にすると、特異点⁸⁾はなくなり、変数の数は剛体姿勢の自由度の数と同じ

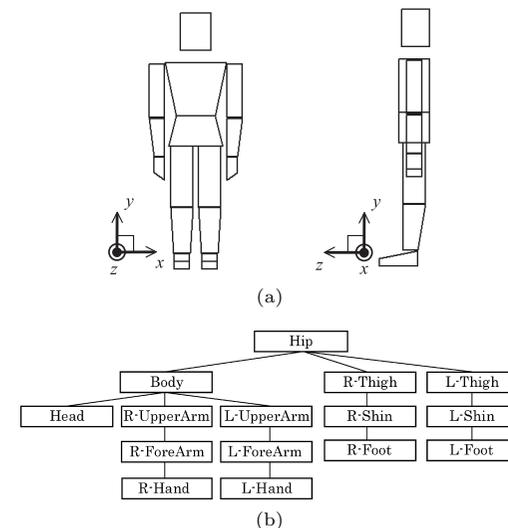


図1 人体モデル; (a) セグメントの配置, (b) 階層構造
Fig. 1 Model of human body; (a) geometry of segments, (b) joint hierarchy.

3 となるので各変数に対する拘束条件⁸⁾ もなくなる。また、回転角度の範囲を $-\pi < \phi \leq \pi$ のように制限すると、各変数の値は与えられた姿勢に対して一意に定まる。ただし、回転角度が $\pm\pi$ を超えて変化する場合には、変数の値が不連続になるという問題が生じる。これに関しては、人体の各ジョイントにおける可動範囲を考慮して下記のように対処する。

図 1 のような骨格構造モデルでは、通常は立位⁹⁾ を基準姿勢とすることが多い³⁾。その場合には、胸部-上腕部間以外のジョイントでは屈曲/伸展⁹⁾、内転/外転⁹⁾ および回旋⁹⁾ のいずれにおいても回転角度が $\pm\pi$ を超えることはまれである。よって、これらのジョイントについてはここでも立位を基準姿勢とする。

可動範囲の広い胸部-上腕部間のジョイントについては、基準姿勢が可動範囲の中心付近となることを考慮し、両腕を T 字形に広げたポーズを基準姿勢とする。T ポーズは、 z 軸を回転軸として左上腕部を立位の姿勢から $\pi/2$ だけ、右上腕部を $-\pi/2$ だけ回転させることにより得られる。このときの左右の上腕部の立位からの回転を示す回転行列⁸⁾ を R_{L0} および R_{R0} とし、立位からの任意の回転を示す回転行列を R_L および R_R とすると、その姿勢の T ポーズからの回転を示す回転行列 R'_L および R'_R は次のようになる。

$$R'_L = R_{L0}^{-1} R_L \quad (1)$$

$$R'_R = R_{R0}^{-1} R_R \quad (2)$$

左右の胸部-上腕部間ジョイントについては、回転行列として上記の R'_L および R'_R を与えることにする。

各ジョイントにおいて、与えられた回転行列から求めた回転軸ベクトル n と回転角度 ϕ の積である等価角軸変換 $n\phi = [n_x\phi \ n_y\phi \ n_z\phi]^T$ の各成分をそのジョイントの回転角度変数として用いる。図 1 のモデルにおいてはジョイントの総数が 14 であり、1 ジョイントあたり 3 変数となるので、変数の総数は $3 \times 14 = 42$ となる。

3. 因子分析による基本動作の抽出

人体各部の姿勢の時間変化のデータは、離散化された時間軸上の各々のサンプリング時刻におけるフレームごとに取得されるものとする。各ジョイントの回転角度を表す変数の総数は 42 であるので、舞踊全体のフレーム総数が N であれば、その動きは変数 $u_1 \sim u_{42}$ の各々に関する N 個の時系列データによって表されることになる。本論文では、各変数とジョイントを図 2 のように対応させる。

因子分析においては、観測変数群のデータサンプルから共通因子と観測変数を結ぶ因子負荷量の値が推定されるが、このとき用いられる観測変数は、平均 0 で標準偏差 1 に標準化さ

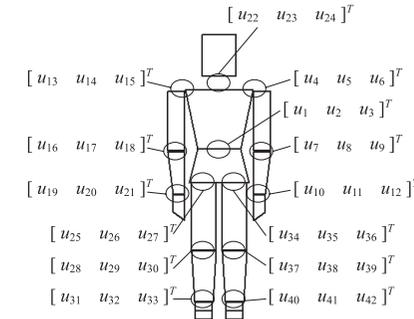


図 2 変数とジョイントの対応

Fig. 2 Correspondence between variables and joints.

れたものである⁶⁾。ここでは、 $u_1 \sim u_{42}$ を標準化した $u_1^* \sim u_{42}^*$ を観測変数とし、各フレームのデータをそれぞれ個々のデータサンプルと見なして N 個のデータ全体で因子分析を行う。因子分析によって次のような関係が得られる⁶⁾。

$$u^* = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1l} \\ a_{21} & \dots & a_{2l} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{421} & \dots & a_{42l} \end{bmatrix} f + e \quad (3)$$

ここで、 $u^* = [u_1^* \ u_2^* \ \dots \ u_{42}^*]^T$ 、 $a_{11} \sim a_{42l}$ は因子負荷量、 $f = [f_1 \ f_2 \ \dots \ f_l]^T$ の各成分は共通因子、 l は共通因子数、 $e = [e_1 \ e_2 \ \dots \ e_{42}]^T$ の各成分は独自因子である。これ以降は、独自因子は十分小さいものとして無視する。

因子負荷量の推定法や因子軸の回転法には種々のものがあるが、本論文では、しばしば用いられることから標準的な方法として推奨者も出始めている¹⁰⁾ 主因子法⁶⁾ および基準バリマックス回転⁶⁾ を採用する。

本論文では、それぞれの共通因子がどのような基本動作を生じさせるかを容易に把握できるように、3次元 CG のアニメーションも用いる。

各共通因子の変動による人体姿勢の変化をアニメーションで表示するためには、アニメーションの各フレームにおいて $u_1 \sim u_{42}$ の値が必要になる。 $u_1 \sim u_{42}$ の平均を $\bar{u}_1 \sim \bar{u}_{42}$ 、標準偏差を $\sigma_1 \sim \sigma_{42}$ とすると、あるフレームにおいて共通因子の値が与えられた場合の第 i 変数 u_i の値は、式 (3) から次のように得られる。

$$u_i = \bar{u}_i + \sigma_i u_i^* = \bar{u}_i + \sigma_i \sum_{j=1}^l a_{ij} f_j \quad (4)$$

次章以降では、いくつかの舞踊動作データに関して因子分析を行った事例を紹介するが、得られた共通因子それぞれの動作をアニメーションにより確認する場合には、単一の共通因子の値を正弦波状に時間変化させ、式(4)によってフレームごとの変数値を得ている。

4. テストデータの分析による因子分析の有用性の検証

本章においては、舞踊動作データとして、動きの協応構造が既知であるテストデータを人工的に作成し、このデータを分析することによって前章の方法の有用性の検証を行う。

今回用いられたテストデータは、図3に示された姿勢が与える各ジョイントの回転角度に対して時間変動分を加算することによって作成されている。ここでは、観測変数より少ない個数の潜在変数群を用意して時間変動分の動作を与えている。

表1に、潜在変数群による各ジョイントの回転角度の時間変動分を示す。テストデータとして ex.1~4 の4例が用意されており、それらの中では異なる周波数を持った複数の正弦波信号 $\theta_1(t) \sim \theta_6(t)$ を潜在変数として用いている。これらの正弦波群の周波数は、それぞれが互いの整数倍あるいは整数分の1にはなっておらず、よって、その周期より十分長い時間の信号をサンプリングすれば、潜在変数間は無相関となる。

テストデータ ex.1~4 のそれぞれにおいて、潜在変数群の構成は以下のようになっている。

ex.1: 3 変数, 単純構造。

ex.2: 6 変数, 単純構造。

ex.3: 6 変数, 潜在変数の線形結合を使用。

ex.4: 6 変数, 潜在変数の非線形結合を使用。

この中で、「単純構造」は、単一の観測変数に影響を与える潜在変数が1個のみであることを指す。

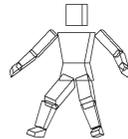


図3 テストデータ作成時の標準姿勢

Fig. 3 Basis orientation in construction of the test data.

表1 テストデータにおけるジョイント角度の変化量

Table 1 Variation of joint angles in the test data.

part	joint	rotation	ex.1	ex.2	ex.3	ex.4
Left Arm	L ForeArm - L Hand	$n_x \phi$	$\theta_2(t)$	$\theta_5(t)$	$0.3\theta_2(t) + 0.7\theta_5(t)$	$\theta_5(t)$
		$n_y \phi$	$\theta_2(t)$	$\theta_5(t)$	$0.3\theta_2(t) + 0.7\theta_5(t)$	$\theta_5(t)$
		$n_z \phi$	$\theta_2(t)$	$\theta_5(t)$	$0.3\theta_2(t) + 0.7\theta_5(t)$	$\theta_5(t)$
	L UpperArm - L ForeArm	$n_x \phi$	$\theta_2(t)$	$\theta_5(t)$	$0.7\theta_2(t) + 0.3\theta_5(t)$	$\theta_2(t) \cdot \theta_5(t)$
		$n_y \phi$	$\theta_2(t)$	$\theta_5(t)$	$0.7\theta_2(t) + 0.3\theta_5(t)$	$\theta_2(t) \cdot \theta_5(t)$
		$n_z \phi$	$\theta_2(t)$	$\theta_5(t)$	$0.7\theta_2(t) + 0.3\theta_5(t)$	$\theta_2(t) \cdot \theta_5(t)$
Body - L UpperArm	$n_x \phi$	$\theta_2(t)$	$\theta_2(t)$	$\theta_2(t)$	$\theta_2(t)$	
	$n_y \phi$	$\theta_2(t)$	$\theta_2(t)$	$\theta_2(t)$	$\theta_2(t)$	
	$n_z \phi$	$\theta_2(t)$	$\theta_2(t)$	$\theta_2(t)$	$\theta_2(t)$	
Left Leg	L Shin - L Foot	$n_x \phi$	$\theta_3(t)$	$\theta_6(t)$	$0.3\theta_3(t) + 0.7\theta_6(t)$	$\theta_6(t)$
		$n_y \phi$	$-\theta_3(t)$	$-\theta_6(t)$	$-0.3\theta_3(t) - 0.7\theta_6(t)$	$-\theta_6(t)^2$
		$n_z \phi$	$-\theta_3(t)$	$-\theta_6(t)$	$-0.3\theta_3(t) - 0.7\theta_6(t)$	$-\theta_6(t)^2$
	L Thigh - L Shin	$n_x \phi$	$\theta_3(t)$	$\theta_6(t)$	$0.7\theta_3(t) + 0.3\theta_6(t)$	$\theta_3(t) \cdot \theta_6(t)$
		$n_y \phi$	$-\theta_3(t)$	$-\theta_6(t)$	$-0.7\theta_3(t) - 0.3\theta_6(t)$	$-\theta_3(t) \cdot \theta_6(t)$
		$n_z \phi$	$-\theta_3(t)$	$-\theta_6(t)$	$-0.7\theta_3(t) - 0.3\theta_6(t)$	$-\theta_3(t) \cdot \theta_6(t)$
Hip - L Thigh	$n_x \phi$	$\theta_3(t)$	$\theta_3(t)$	$\theta_3(t)$	$\theta_3(t)$	
	$n_y \phi$	$-\theta_3(t)$	$-\theta_3(t)$	$-\theta_3(t)$	$-\theta_3(t)$	
	$n_z \phi$	$-\theta_3(t)$	$-\theta_3(t)$	$-\theta_3(t)$	$-\theta_3(t)$	
Trunk	Hip - Body	$n_x \phi$	$\theta_1(t)$	$\theta_1(t)$	$\theta_1(t)$	$\theta_1(t)$
		$n_y \phi$	$\theta_1(t)$	$\theta_1(t)$	$\theta_1(t)$	$\theta_1(t)$
		$n_z \phi$	$\theta_1(t)$	$\theta_1(t)$	$\theta_1(t)$	$\theta_1(t)$
Right Leg	Hip - R Thigh	$n_x \phi$	$\theta_3(t)$	$\theta_3(t)$	$\theta_3(t)$	$\theta_3(t)$
		$n_y \phi$	$\theta_3(t)$	$\theta_3(t)$	$\theta_3(t)$	$\theta_3(t)$
		$n_z \phi$	$\theta_3(t)$	$\theta_3(t)$	$\theta_3(t)$	$\theta_3(t)$
	R Thigh - R Shin	$n_x \phi$	$\theta_3(t)$	$\theta_6(t)$	$0.7\theta_3(t) + 0.3\theta_6(t)$	$\theta_3(t) \cdot \theta_6(t)$
		$n_y \phi$	$\theta_3(t)$	$\theta_6(t)$	$0.7\theta_3(t) + 0.3\theta_6(t)$	$\theta_3(t) \cdot \theta_6(t)$
		$n_z \phi$	$\theta_3(t)$	$\theta_6(t)$	$0.7\theta_3(t) + 0.3\theta_6(t)$	$\theta_3(t) \cdot \theta_6(t)$
R Shin - R Foot	$n_x \phi$	$\theta_3(t)$	$\theta_6(t)$	$0.3\theta_3(t) + 0.7\theta_6(t)$	$\theta_6(t)$	
	$n_y \phi$	$\theta_3(t)$	$\theta_6(t)$	$0.3\theta_3(t) + 0.7\theta_6(t)$	$\theta_6(t)^2$	
	$n_z \phi$	$\theta_3(t)$	$\theta_6(t)$	$0.3\theta_3(t) + 0.7\theta_6(t)$	$\theta_6(t)^2$	
Right Arm	Body - R UpperArm	$n_x \phi$	$\theta_2(t)$	$\theta_2(t)$	$\theta_2(t)$	$\theta_2(t)$
		$n_y \phi$	$-\theta_2(t)$	$-\theta_2(t)$	$-\theta_2(t)$	$-\theta_2(t)$
		$n_z \phi$	$-\theta_2(t)$	$-\theta_2(t)$	$-\theta_2(t)$	$-\theta_2(t)$
	R UpperArm - R ForeArm	$n_x \phi$	$\theta_2(t)$	$\theta_5(t)$	$0.7\theta_2(t) + 0.3\theta_5(t)$	$\theta_2(t) \cdot \theta_5(t)$
		$n_y \phi$	$-\theta_2(t)$	$-\theta_5(t)$	$-0.7\theta_2(t) - 0.3\theta_5(t)$	$-\theta_2(t) \cdot \theta_5(t)$
		$n_z \phi$	$-\theta_2(t)$	$-\theta_5(t)$	$-0.7\theta_2(t) - 0.3\theta_5(t)$	$-\theta_2(t) \cdot \theta_5(t)$
R ForeArm - R Hand	$n_x \phi$	$\theta_2(t)$	$\theta_5(t)$	$0.3\theta_2(t) + 0.7\theta_5(t)$	$\theta_5(t)$	
	$n_y \phi$	$-\theta_2(t)$	$-\theta_5(t)$	$-0.3\theta_2(t) - 0.7\theta_5(t)$	$-\theta_5(t)$	
	$n_z \phi$	$-\theta_2(t)$	$-\theta_5(t)$	$-0.3\theta_2(t) - 0.7\theta_5(t)$	$-\theta_5(t)$	
Trunk	Body - Head	$n_x \phi$	$\theta_1(t)$	$\theta_4(t)$	$\theta_4(t)$	$\theta_4(t)$
		$n_y \phi$	$\theta_1(t)$	$\theta_4(t)$	$\theta_4(t)$	$\theta_4(t)$
		$n_z \phi$	$\theta_1(t)$	$\theta_4(t)$	$\theta_4(t)$	$\theta_4(t)$

$$\theta_i(t) = (\pi/16) \sin(2\pi f_i t), f_i = 0.2 \times 1.5^{(i-1)} [\text{Hz}].$$

表 2 テストデータの共通因子数と累積寄与率

Table 2 Numbers of factors and cumulative contributions of the test data.

data	number of factors	cumulative contribution
ex.1	3	100.0%
ex.2	6	100.0%
ex.3	6	100.0%
ex.4	9	100.0%

実際の因子分析においては、サンプリング周波数を 30 Hz とし、900 フレームのデータを取得している。

以下では、上記のテストデータに対する因子分析の結果を示す。表 2 には各データ例に対する共通因子数および累積寄与率を、図 4 には各共通因子の因子負荷量を示す。図 4 のグラフの横軸は、人体の左右対称性が分かりやすくなる順序でジョイントを配置して $u_1^* \sim u_{42}^*$ を並べ直したものとなっている（ただし、各ジョイント内では添字番号の順序に従って左から並んでいる）。これ以降に示される因子負荷量グラフの横軸はすべて同様となっている。

まず、ex.1 と ex.2 の分析結果を見る。表 2 のように共通因子数はそれぞれ 3 および 6 となっているが、これらは、各々の潜在変数が与えている全動作を再現する最小の因子数として決定されたものである。それぞれの累積寄与率は ex.1, ex.2 ともちょうど 100% に達しており、結局これらの因子によってテストデータの全動作が再現されている。

図 4 (a) で示されている ex.1 の分析結果には、比較のため、観測変数に主成分分析を施した場合の因子負荷量も示している。まず、因子分析の因子負荷量を見ると、第 1 因子は ex.1 において表 1 の潜在変数 $\theta_3(t)$ によって与えられている脚部のジョイントの動作を、第 2 因子は $\theta_2(t)$ による腕部の動作を、第 3 因子は $\theta_1(t)$ による胴部の動作を受け持っている。これに対して、主成分分析における第 1 主成分および第 2 主成分は、双方とも脚部および腕部の全体で 0 でない値を示している。ex.1 の各潜在変数は、脚部・腕部および胴部のジョイント群を別々に動作させる協応運動をそれぞれが独立して受け持っているが、主成分分析ではこれらを分割抽出できていないことが分かる。

因子分析では、1 章で述べたように因子軸の回転によって相関の高い変数群のみを結び付けて単純構造を導くという特有の操作が行われることから、同時動作という協応関係を持つ変数群の分割には主成分分析よりも適していると予測できるが、上記のデータがこのことを実証している。

ex.2 の因子負荷量を示す図 4 (b) においても、ex.1 と同様に、因子分析によって 6 個の潜

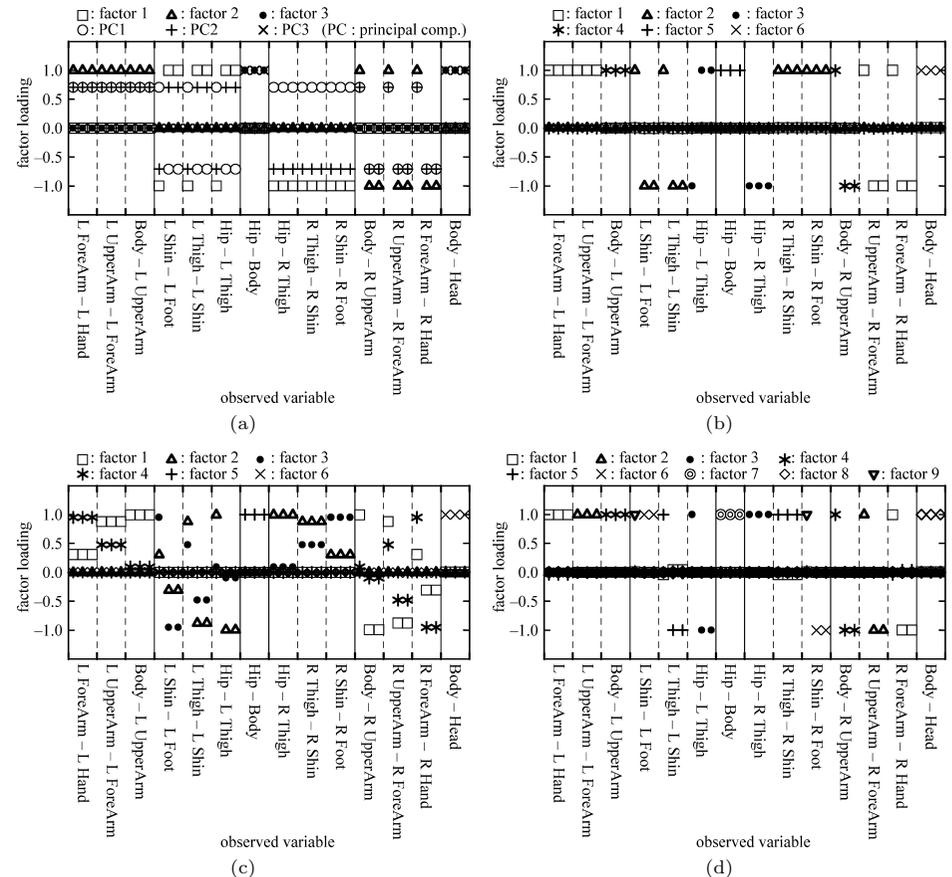


図 4 テストデータの共通因子の因子負荷量；(a) ex.1, (b) ex.2, (c) ex.3, (d) ex.4
Fig. 4 Factor loadings of the test data; (a) ex.1, (b) ex.2, (c) ex.3, (d) ex.4.

在変数のそれぞれによって与えられる動作を分割抽出できている。

次に、ex.3 の分析結果を見る。表 2 のように共通因子数は潜在変数の数と同じ 6 となっている。図 4 (c) を見ると、単純構造を持つ潜在変数である $\theta_1(t)$ および $\theta_4(t)$ に関しては、それぞれに対応した第 5 および第 6 因子が分割抽出されている。

第 1 ~ 第 4 因子のそれぞれは表 1 における $\theta_2(t)$, $\theta_3(t)$, $\theta_6(t)$ および $\theta_5(t)$ に対応する形

で分割抽出されている．これらの潜在変数は単純構造とはなっていないが，対応する因子群がそれぞれ独立して抽出されており，潜在変数群が線形結合で観測変数に影響を与える場合には，各々が分割抽出されることが分かる．また，図 4(c) を見ると，表 1 中で各々の潜在変数に与えられている係数の大きさの変化が，対応する因子の因子負荷量の大きさに反映されていることも分かる．

次に，ex.4 の分析結果を見る．表 2 のように共通因子数は 9 個となっており，潜在変数の数である 6 個より 3 因子分増加している．共通因子数を潜在変数の数と同じ 6 個にすると $\theta_1(t)$ ， $\theta_4(t)$ および $\theta_6(t)$ が受け持つ腰部-胸部間，胸部-頭部間および脛部-足部間の動作に対応した因子が抽出されず，9 個にすることによってようやく累積寄与率が 100% となって全動作が再現されることが確認されている．

図 4(d) を見ると，表 1 において潜在変数の非線形演算が影響を与えるジョイントに関しては，同一の潜在変数が影響を与える他のジョイントが存在しても，それらを受け持つ共通因子とは別の因子が独立して抽出されている．非線形演算が行われる場合には，同一の潜在変数が変動した場合でも観測変数群が同一方向に変動しない場合が現れることになり，結局これが原因となって分割された共通因子が抽出されることになる．

上記の ex.1 ~ ex.4 の分析結果より，潜在変数群がいかなる構成を有していても，特定のジョイント群が特定方向に同時に動くという協応構造のみが考慮された形で基本動作を分割して抽出できるという点で，因子分析が有用性を持っていることが分かる．

5. 実測舞踊動作データへの因子分析の適用

5.1 実測舞踊動作データの分析

本章では，モーションキャプチャシステムによって実測された舞踊動作データに対する因子分析を行う．具体的には富山県五箇山地方の民俗舞踊「こきりこ」¹¹⁾ 中の「して竹踊り」と「手踊り」の 2 演目に関して，舞踊者 A および B の 2 名のパフォーマンス時に測定された舞踊動作データを用いる．ここでは，舞踊者それぞれに対して同一舞踊について別パフォーマンスの 2 データずつが用意されている．また，これらの舞踊動作データとの比較のため，舞踊以外の日常動作の 1 例として，歩行動作時のデータを 1 個用意する．これらのデータは，磁気式センサを用いたモーションキャプチャシステムを用いて測定されたデータを骨格構造モデルの形式に変換したものである．データの詳細を表 3 に示す．また，表 3 のデータ中の「して竹踊り」の A1 および B1 と「手踊り」の A1 および B1 の動作の一部を図 5 に示す．

表 3 実測動作データ (こきりこほか)

Table 3 Measured motion data (Kokiriko etc.).

motion	data	dancer	frame
して竹踊り (Shidetake Odori)	A1	A (female)	1,296 (30 Hz)
	A2	A (female)	1,296 (30 Hz)
	B1	B (female)	1,296 (30 Hz)
	B2	B (female)	1,296 (30 Hz)
手踊り (Teodori)	A1	A (female)	421 (30 Hz)
	A2	A (female)	421 (30 Hz)
	B1	B (female)	421 (30 Hz)
	B2	B (female)	421 (30 Hz)
歩行 (walking)	A1	A (female)	45 (30 Hz)

measured by MotionStar WirelessTM.

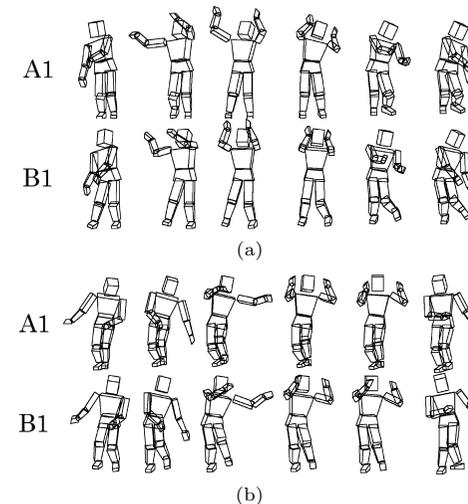


図 5 実測データの動作 ; (a) して竹踊り，(b) 手踊り

Fig. 5 Motion of the measured data; (a) Shidetake Odori, (b) Teodori.

ここでは，累積寄与率が 90% を超えるところで共通因子数を打ち切るという統一基準の下で各舞踊動作データに対する因子分析を行っている．各データに対して得られた共通因子の寄与率を表 4 に示す．

表 4 を見ると，舞踊動作データに対する共通因子数が 14 ~ 16 個であるのに対して，歩行

表 4 実測データの各共通因子の寄与率 (こきりこほか)
Table 4 Contributions of each factor in the measured data (Kokiriko etc.).

factor number	contribution [%]								
	Shidetake Odori				Teodori				walking
	A1	A2	B1	B2	A1	A2	B1	B2	A1
1	16.40	15.16	18.17	19.14	13.70	14.51	16.49	14.55	29.42
2	16.04	15.73	15.46	15.64	11.65	12.11	10.73	11.11	10.69
3	9.21	9.21	13.29	12.40	9.10	8.83	12.69	13.06	21.70
4	11.12	10.17	9.03	9.41	7.66	8.16	7.34	7.19	11.40
5	5.00	5.58	9.66	8.98	7.43	7.58	7.93	6.84	18.45
6	7.66	9.16	3.75	4.29	4.60	7.23	5.59	7.11	
7	5.77	5.68	1.18	4.58	2.72	3.79	1.50	3.77	
8	4.80	5.25	5.29	6.38	7.58	3.61	4.84	4.59	
9	2.93	3.12	5.42	4.67	4.96	4.63	4.75	3.66	
10	3.66	3.53	1.54	1.20	5.21	1.58	4.90	4.64	
11	2.08	2.88	4.09	1.00	3.13	2.88	4.93	4.40	
12	2.41	1.98	1.09	1.14	4.35	7.44	3.89	4.20	
13	1.04	0.99	1.16	1.08	4.97	4.03	3.74	4.70	
14	0.95	0.90	1.10	0.75	1.78	2.22	1.42	1.48	
15	0.70	0.80			2.03	2.40			
16	0.83								
cumulative contribution	90.59	90.12	90.23	90.65	90.75	91.00	90.75	91.30	91.66

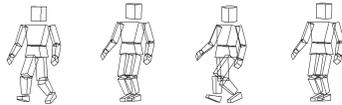


図 6 歩行動作データの第 1 因子のアニメーション

Fig. 6 Animation of factor 1 for the data of walking.

動作に関しては 5 個と少ない個数となっている。また、歩行動作の中で最も寄与率の高い第 1 因子のアニメーションを示している図 6 を見ると、両脚部を交互に前後運動させており、実際の歩行動作の経験や観察から容易に推測できる協応運動となっている。

このように、日常動作が少数の単純な協応運動から構成されているのに対して、舞踊動作はきわめて多数の協応運動から構成されており、そのすべてを経験や観察のみから把握するのは 1 章で述べたように困難である。これに対して、因子分析を用いると、これらが定量的に自動抽出され、その分析も容易になる。次節では、具体的な分析事例を示す。

5.2 因子分析結果を用いた舞踊動作の比較

複数の舞踊動作データがある場合、その比較は様々な視点の下で行われるが、中でも特に、データ間の類似性の情報を得るといった視点での比較例がしばしば見られる^{12),13)}。

上記を考慮して、今回は特に、因子分析の結果を用いて類似性の情報を取得できる方法の構築を試みる。具体的には、複数の舞踊動作データの類似性の指標として、それぞれの動きの共通部分を抽出するという点に着目した分析を行うことにする。

因子分析が行われた 2 つの舞踊動作データに関して、それぞれから分割抽出された因子を 1 個ずつ選択してペアを構成したときに、それらの因子間の類似性が高ければ、2 つの舞踊は共通の基本動作を含んでいると解釈できる。

各々の因子は、式 (3) で示されているように因子負荷量ベクトル $[a_{1j} \ a_{2j} \ \dots \ a_{42j}]^T$ (ただし、 j は因子番号) によって構成されており、たとえばある舞踊における第 j 因子 f_j の因子得点の値が変動すると、同じく式 (3) のように与えられている観測変数ベクトル $[u_1^* \ u_2^* \ \dots \ u_{42}^*]^T$ は因子負荷量ベクトルの方向に変動することになる。よって、2 つの因子の類似性は、それぞれの因子負荷量ベクトルの方向がどの程度近いかを評価することによって表すことができる。

上記を考慮して、ここでは、2 つのベクトルの方向の類似性の評価にしばしば用いられる次式のコサイン類似度¹⁴⁾ を基本動作間の類似性の指標として用いる。

$$s_{j,k}^{\alpha,\beta} = \frac{\sum_{i=1}^{42} a_{ij}^{\alpha} a_{ik}^{\beta}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{42} a_{ij}^{\alpha 2}} \sqrt{\sum_{i=1}^{42} a_{ik}^{\beta 2}}} \quad (5)$$

ただし、 α および β はそれぞれ舞踊動作データ α および β を示すデータ記号、 j および k はそれぞれ α および β の共通因子の因子番号である。

コサイン類似度は $-1 \leq s_{j,k}^{\alpha,\beta} \leq 1$ となるが、その値が 1 に近いほどそれぞれの因子の因子負荷量ベクトルの方向は近くなり、よってその類似性は高くなる。また、その値が -1 に近い場合には、2 因子の因子得点が正負に反転していれば観測変数ベクトルの変動の方向はほぼ同一になるので、この場合にも類似性は高いことになり、結局 $|s_{j,k}^{\alpha,\beta}|$ の値が 1 に近いほど類似性が高いと解釈できることになる。

コサイン類似度を用いて 2 つの舞踊動作データの因子間の類似性を評価した例として、「しで竹踊り」の中でも舞踊者が異なる表 3 中の A1 と B1 を比較したものを表 5 に示す。前

表 5 2 個の動作データにおける共通因子間のコサイン類似度の例 (して竹踊り)
 Table 5 Examples of cosine similarity between common factors in two motion data (Shidetake Odori).

		factor number (Shidetake Odori B1)													
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
factor number (Shidetake Odori A1)	1	-.15	<u>.66</u>	.11	.12	.14	-.04	.06	.23	.04	.26	.25	.08	.05	.17
	2	-.02	-.06	<u>-.81</u>	.02	.37	-.19	-.09	.05	.02	-.01	-.02	-.10	.15	.11
	3	<u>-.70</u>	-.13	.24	.24	-.26	.34	.01	-.34	-.31	-.15	.29	.02	-.39	-.07
	4	-.39	-.26	-.17	-.14	-.46	.03	.05	<u>-.48</u>	.55	-.13	-.11	.00	.14	-.02
	5	-.10	.12	-.11	-.06	.00	<u>-.78</u>	.04	.01	-.03	.27	.07	-.15	.41	-.07
	6	.29	.38	-.05	<u>-.80</u>	.00	-.04	-.09	.17	.29	.25	-.27	.08	.12	-.09
	7	-.48	-.07	.13	.08	.06	-.10	.30	-.28	-.01	.07	<u>.77</u>	-.02	-.16	.11
	8	-.41	.08	-.12	.10	<u>.57</u>	.23	.01	-.31	-.12	-.04	.19	.11	-.28	.00
	9	-.42	-.11	.18	.29	.09	.20	.08	-.01	<u>-.80</u>	-.33	.05	.25	-.19	-.48
	10	-.37	-.13	-.04	.04	-.22	-.30	.11	-.35	<u>.03</u>	.18	.13	-.32	.29	-.09
	11	.12	.14	.10	.05	.21	-.02	<u>-.51</u>	.38	-.50	-.08	-.12	.07	.04	.01
	12	-.17	-.30	.07	.12	-.23	-.10	-.25	-.27	-.29	-.10	-.12	-.03	-.06	<u>-.63</u>
	13	-.01	.05	-.04	.09	-.01	-.18	-.19	-.03	.02	<u>.45</u>	.01	.01	.12	-.13
	14	.22	-.10	.15	.00	-.18	.31	-.03	.10	-.04	.00	-.12	-.16	<u>-.48</u>	-.05
	15	-.09	-.11	-.01	.02	-.13	-.08	-.08	-.23	-.11	.01	.16	<u>-.61</u>	.28	-.05
	16	-.07	.02	-.04	-.06	-.36	-.02	.33	-.23	.01	.16	-.15	-.20	-.13	.03

述のように、類似性の高い因子のペアは 2 つの舞踊に共通の基本動作を与えると見なせるので、表 5 から類似性の高いものどうしを組み合わせたペア群を選択して抽出すれば、舞踊動作データ間全体の共通部分を抽出できることになる。このときのペア選択作業は、抽出された全ペアの $|s_{j,k}^{\alpha,\beta}|$ 値を目的関数としてその合計を最大化する割当問題¹⁵⁾として扱うことができる。よって、本論文ではその代表的な解法であるハンガリー法¹⁵⁾を用いてペア群を抽出している。表 5 の中で下線のあるペア群が、抽出された類似性の高いペアである。

表 3 中の「して竹踊り」の舞踊動作データ A1~B2 のすべての組合せに関して、上記と同様な手順で抽出された類似性の高い因子のペア群を表 6 に示す。この中で、たとえば A1-A2 の組合せにおいてはペア 14-15 が抽出されているが、このペアを構成する A1 の第 14 因子は A1-B2 では B2 の第 13 因子とペア 14-13 を構成しているのに対して、もう一方の A2 の第 15 因子は A2-B2 において B2 の共通因子との間でペアを構成しておらず、結局 A1-A2 での因子間の対応関係が B2 との組合せでは維持されていないことになる。表中で下線のあるペアは、上記のような現象が見られずにすべての組合せを通して因子間の対応関係が維持されているペアである。

表 6 では、一部のペアを除いてほとんどのペアに下線がある。これらのペアを構成する

因子が各舞踊動作データの中で占める寄与率の和は、表 4 から A1~B2 のいずれでも 8 割を超えている。

また、特に同一舞踊者の組合せである A1-A2 および B1-B2 に関しては、ほとんどのペアでコサイン類似度の絶対値が 0.9 を超えており、両舞踊者の動作にきわめて高い再現性があることが分かる。

図 7 (a) および (b) には、表 6 の下線部のペアを構成する因子の中でも特に寄与率の高い A1 の第 1 および第 2 因子に対応した因子群の因子負荷量と、各因子の動きのアニメーションを示している。グラフにおけるプロット点説明部に (-) が付いている因子については、コサイン類似度の符号を考慮して因子負荷量の正負を反転して示している。

(a), (b) の両者とも、因子群の因子負荷量の分布はそれぞれでほぼ同一の形状となっており、アニメーションも、(a) においては両脚部の伸縮、(b) においては両腕部の上下運動という同一の動作構成を与えている。

上記をまとめると、「して竹踊り」に関しては、異なる舞踊者によるそれぞれ複数回の演技であるにもかかわらず、その動作における共通部分の割合は高いことが分かる。

表 7 には、表 3 中の「手踊り」の舞踊動作データ A1~B2 のすべての組合せに関して、

表 6 類似度の高い共通因子のペア (して竹踊り)
Table 6 Pairs of common factors with high similarity (Shidetake Odori).

	A1-A2	A1-B1	A1-B2	A2-B1	A2-B2	B1-B2
pair of common factors ($s_{j,k}^{\alpha,\beta}$)	<u>1-1</u> (0.993)	<u>1-2</u> (0.656)	<u>1-2</u> (0.622)	<u>1-2</u> (0.648)	<u>1-2</u> (0.617)	<u>1-1</u> (0.996)
	<u>2-2</u> (0.995)	<u>2-3</u> (-0.812)	<u>2-3</u> (-0.828)	<u>2-3</u> (-0.821)	<u>2-3</u> (-0.837)	<u>2-2</u> (0.992)
	<u>3-3</u> (-0.992)	<u>3-1</u> (-0.699)	<u>3-1</u> (-0.700)	<u>3-1</u> (0.685)	<u>3-1</u> (0.687)	<u>3-3</u> (0.996)
	<u>4-4</u> (-0.990)	<u>4-8</u> (-0.483)	<u>4-8</u> (-0.540)	<u>4-8</u> (0.466)	<u>4-8</u> (0.531)	<u>4-4</u> (-0.994)
	<u>5-5</u> (0.965)	<u>5-6</u> (-0.782)	<u>5-7</u> (0.726)	<u>5-6</u> (-0.799)	<u>5-7</u> (0.724)	<u>5-5</u> (-0.989)
	<u>6-6</u> (0.974)	<u>6-4</u> (-0.800)	<u>6-4</u> (0.806)	<u>6-4</u> (-0.809)	<u>6-4</u> (0.811)	<u>6-7</u> (-0.971)
	<u>7-7</u> (0.970)	<u>7-11</u> (0.768)	<u>7-6</u> (-0.766)	<u>7-11</u> (0.775)	<u>7-6</u> (-0.778)	<u>7-11</u> (-0.911)
	<u>8-8</u> (-0.993)	<u>8-5</u> (0.565)	<u>8-5</u> (-0.639)	<u>8-5</u> (-0.590)	<u>8-5</u> (0.661)	<u>8-8</u> (0.987)
	<u>9-9</u> (0.978)	<u>9-9</u> (-0.801)	<u>9-9</u> (-0.803)	<u>9-9</u> (-0.806)	<u>9-9</u> (-0.812)	<u>9-9</u> (0.989)
	10-10(-0.962)	<u>11-7</u> (-0.508)	<u>11-11</u> (0.470)	<u>11-7</u> (0.375)	10-13(0.330)	<u>10-12</u> (-0.901)
	<u>11-11</u> (-0.930)	<u>12-14</u> (-0.626)	<u>12-14</u> (0.455)	<u>12-14</u> (-0.672)	<u>11-11</u> (-0.341)	<u>11-6</u> (0.984)
	<u>12-12</u> (0.905)	<u>13-10</u> (0.445)	<u>13-12</u> (-0.593)	<u>13-12</u> (0.468)	<u>12-14</u> (0.548)	<u>12-10</u> (-0.943)
	<u>13-14</u> (-0.773)	14-13(-0.485)	14-13(0.303)	<u>14-10</u> (-0.426)	<u>13-10</u> (-0.467)	13-13(-0.817)
	14-15(-0.876)	<u>15-12</u> (-0.611)	<u>15-10</u> (0.468)	15-13(0.341)	<u>14-12</u> (0.508)	<u>14-14</u> (-0.821)
	<u>15-13</u> (-0.478)					

表 7 類似度の高い共通因子のペア (手踊り)
Table 7 Pairs of common factors with high similarity (Teodori).

	A1-A2	A1-B1	A1-B2	A2-B1	A2-B2	B1-B2
pair of common factors ($s_{j,k}^{\alpha,\beta}$)	1-1 (-0.958)	1-2 (-0.685)	1-2 (-0.679)	1-2 (0.636)	1-12 (-0.486)	<u>1-1</u> (0.986)
	<u>2-2</u> (0.967)	<u>2-1</u> (-0.810)	<u>2-1</u> (-0.827)	<u>2-1</u> (-0.819)	<u>2-1</u> (-0.831)	2-2 (0.991)
	<u>3-3</u> (0.848)	<u>3-9</u> (0.664)	<u>3-13</u> (0.617)	<u>3-9</u> (0.717)	<u>3-13</u> (0.722)	3-3 (0.986)
	<u>4-12</u> (0.844)	<u>4-4</u> (-0.695)	<u>4-4</u> (0.718)	4-14 (-0.316)	4-9 (0.341)	<u>4-4</u> (-0.938)
	5-5 (-0.870)	5-5 (0.361)	5-5 (0.379)	5-5 (-0.388)	5-10 (-0.414)	5-8 (0.703)
	6-8 (-0.565)	6-13 (-0.539)	6-14 (0.420)	<u>6-12</u> (0.592)	<u>6-7</u> (0.569)	6-6 (0.871)
	7-10 (-0.430)	7-8 (0.391)	7-12 (0.404)	<u>7-11</u> (-0.446)	<u>7-11</u> (0.421)	7-9 (0.402)
	8-4 (0.950)	8-14 (-0.346)	8-10 (-0.180)	8-7 (-0.248)	8-6 (0.590)	8-12 (0.952)
	<u>9-7</u> (0.791)	<u>9-11</u> (-0.586)	<u>9-11</u> (0.528)	9-8 (-0.129)	9-8 (0.575)	<u>9-13</u> (0.890)
	<u>10-6</u> (0.882)	<u>10-12</u> (0.557)	<u>10-7</u> (0.556)	11-10(-0.347)	10-5 (0.176)	10-10(0.891)
	11-11(-0.157)	12-3 (0.504)	12-3 (0.532)	<u>12-4</u> (-0.802)	11-2 (-0.338)	<u>11-11</u> (-0.955)
	12-13(0.779)	13-10(-0.206)	13-8 (0.497)	13-13(0.607)	<u>12-4</u> (0.786)	<u>12-7</u> (0.959)
	13-9 (0.951)	14-6 (-0.441)	14-6 (-0.495)	14-6 (-0.399)	13-14(-0.403)	13-14(-0.614)
	14-14(0.753)	15-7 (0.170)	15-9 (0.264)	15-3 (0.456)	15-3 (0.464)	14-5 (-0.570)
	15-15(-0.488)					

「して竹踊り」の場合と同様な手順で抽出された類似性の高い共通因子のペア群を示す。この中で下線のあるものは、すべての組合せを通して因子間の対応関係が維持されているペアである。「して竹踊り」の場合に比べると、下線のあるペアの比率は減少している。

図 8 には、表 7 の下線部のペアの中で、寄与率が高い A1 の第 2 因子に対応した因子群の因子負荷量と、各因子の動きのアニメーションを示す。図 7 の場合と同様に、各因子の因子負荷量の分布がほぼ同じ形状になっている。アニメーションを見ても、両腕部を上下さ

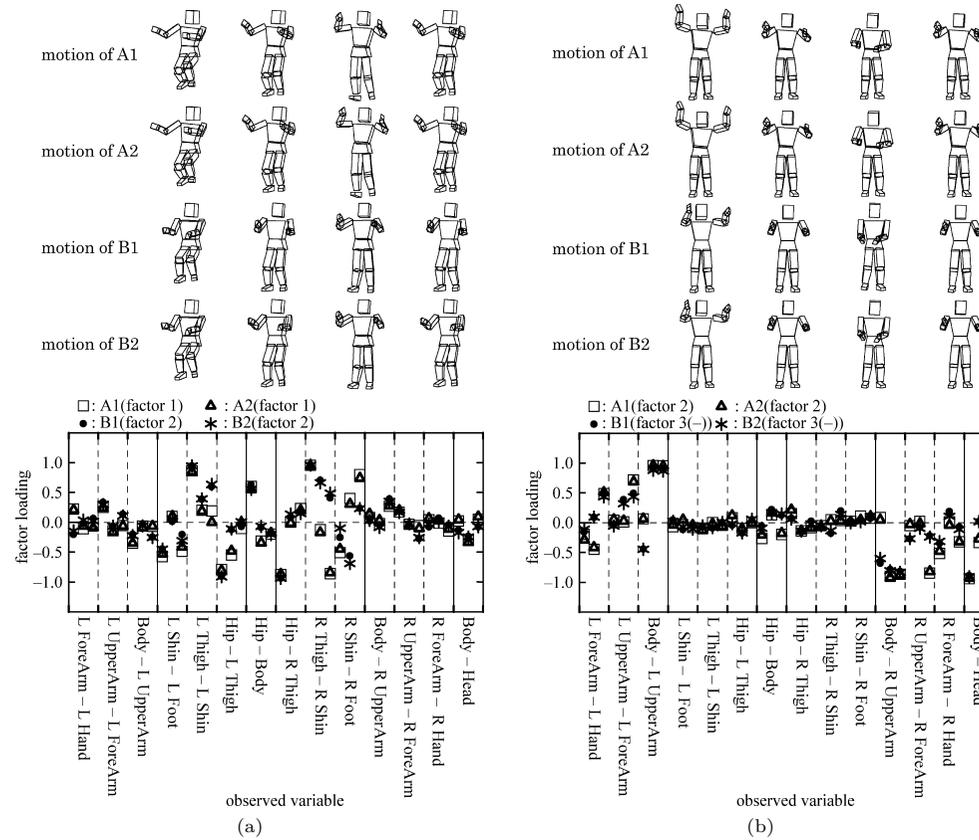


図 7 実測データの共通因子の因子荷重量 (して竹踊り); (a) A1 の第 1 因子に対応する共通因子, (b) A1 の第 2 因子に対応する共通因子
 Fig. 7 Factor loadings of the measured data (Shidetake Odori); (a) factors which correspond to factor 1 of A1, (b) factors which correspond to factor 2 of A1.

せるという同一の動作構成が見られる。

上記をまとめると、「手踊り」に関しては、少なくとも今回用いた舞踊動作データの範囲内では、この演目において必ず見られる共通基本動作はあるものの、「して竹踊り」に比べるとその割合が低いことが分かる。実際に図 5 (b) を見ても、A1 と B1 では手のひらの向きや脚部の姿勢、顔の方向等異なる部分が多い。

ここまでは、同一演目内での比較を行ってきたが、以下では異なる演目間の比較を試みる。

表 8 には、「して竹踊り」と「手踊り」の組合せに関して前 2 例と同様な手順で抽出された類似性の高い共通因子のペアを示す。この例においては、両演目から舞者 A および B の舞踊動作データをそれぞれ 1 個ずつ、合計 4 個を選択している。表中で下線のあるものは、表 6 および表 7 を含んだすべての舞踊動作データの組合せを通して因子間の対応関係が維持されているペアである。ここではこれらの下線部のペア群が与える動きに着目してみる。

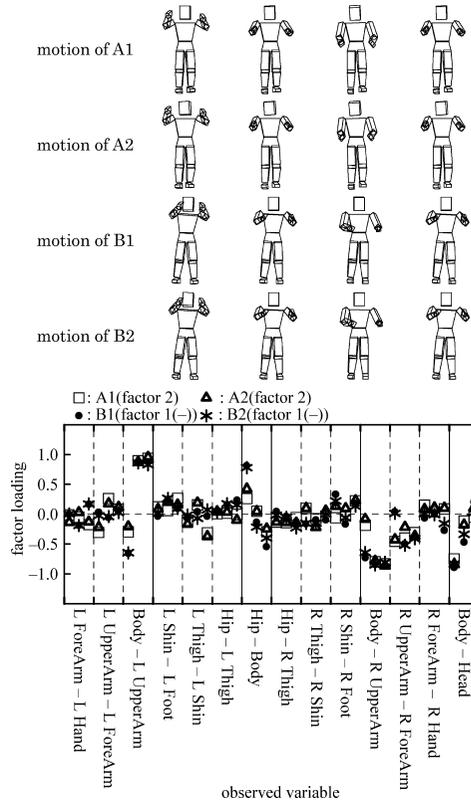


図 8 実測データの共通因子の因子負荷量(手踊り, A1 の第 2 因子に対応する共通因子)
 Fig. 8 Factor loadings of the measured data (Teodori, factors which correspond to factor 2 of A1).

「しで竹踊り」A1-「手踊り」A1 の組合せのペア 2-2 に対応するペアを構成している因子群に関しては、図 7(b) および図 8 においてその動作が確認できる。これらの因子が与える基本動作は両腕部を上下させる形となっており、双方の因子負荷量のグラフを見ても、その分布がほぼ一致していることが分かる。実際に図 5 においても、「しで竹踊り」と「手踊り」の双方において両腕部を上下させている。

図 9 には、「しで竹踊り」A1-「手踊り」A1 の組合せのペア 6-4 に対応するペアを構成している因子群の因子負荷量と各因子のアニメーションを示す。これらの因子が与える因子負

表 8 類似度の高い共通因子のペア(しで竹踊り-手踊り)

Table 8 Pairs of common factors with high similarity (Shidetake Odori - Teodori).

pair of common factors ($s_{j,k}^{\alpha,\beta}$)	Shidetake:A1	Shidetake:A1	Shidetake:B1	Shidetake:B1
	-Teodori:A1	-Teodori:B1	-Teodori:A1	-Teodori:B1
	1-1 (-0.629)	1-2 (0.429)	1-5 (0.313)	1-12 (0.433)
	2-2 (0.704)	2-1 (-0.677)	2-1 (-0.646)	2-2 (0.688)
	3-11 (-0.312)	3-14 (0.326)	3-2 (-0.797)	3-1 (0.754)
	4-8 (0.514)	4-3 (0.264)	4-4 (0.802)	4-4 (-0.827)
	5-6 (-0.694)	5-13 (0.552)	5-13 (0.214)	5-5 (0.834)
	6-4 (0.684)	6-4 (-0.689)	6-3 (-0.642)	6-9 (-0.645)
	7-3 (0.786)	7-9 (0.600)	7-6 (-0.667)	7-13 (0.592)
	8-13 (-0.459)	8-6 (-0.573)	8-10 (0.364)	8-3 (-0.320)
	9-5 (-0.137)	9-11 (0.671)	9-9 (0.750)	9-11 (-0.733)
	10-10(-0.600)	10-12(-0.498)	10-11(0.422)	10-6 (0.316)
	11-9 (-0.484)	12-8 (0.327)	11-7 (0.225)	11-7 (0.226)
	12-7 (0.534)	13-7 (-0.274)	12-8 (0.146)	12-10(0.434)
	14-12(-0.299)	15-10(-0.216)	13-12(-0.466)	13-14(0.285)
	15-15(-0.267)	16-5 (0.336)	14-14(-0.412)	14-8 (0.476)
	16-14(0.255)			

荷量もやはりほぼ同一の分布を示しており、アニメーションにおいても、両脚部を左右に振るといふ共通の動作構成が示されている。

本節で示された分析結果全体を見ると、同一演目どうしあるいは異なる演目どうしを比較した場合の双方において、それらに共通する基本動作がどの程度の割合で存在し、またその動作の具体的な共通点がどのような部分に現れているかに関する情報を取得できていることが分かる。

6. 舞踊動作データ分析における因子分析の位置付け

4 章および 5 章では舞踊動作データに対する因子分析の有用性が示されたが、本章では、この方法の問題点を検討しつつその位置付けを考察する。

因子分析を行うと、特定のジョイント群が同時に動くという協応構造を持った基本動作が抽出される。協応運動という観点で人体の動きに着目した場合には、複数のジョイントが同時に動く構造のものだけではなく、それぞれの部位が特定の位相差や時間差を持って動く構造のものも分析対象に含まれることになる¹⁶⁾。因子分析では時間差のある動作をまとめることはできず、よって位相差や時間差のような時間領域における動きの特徴を考慮する場合には、各共通因子の因子得点の時間変化の情報を得る等の手続きを経たうえで、時間軸上で

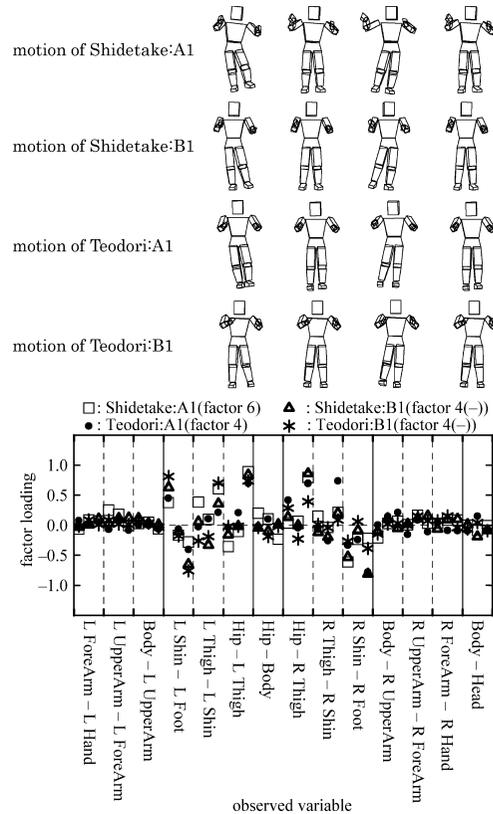


図 9 実測データの共通因子の因子負荷量 (して竹踊り-手踊り)

Fig. 9 Factor loadings of the measured data (Shidetake Odori - Teodori).

の動作に着目した分析法^{12),17),18)}を適用するというような他の方法との併用が必要になる。

因子分析において用いられる情報は人体各部の姿勢の時間変化のデータのみであり、1章で述べたように、対象としている舞踊に関する先験的な情報は使用されないことから、結果として純粋に動作情報のみに基づいた特徴抽出が行われる。このことは、舞踊の演目や種別にかかわらず同一の視点での分析を可能にするという利点を生じさせる。これに対して、舞踊の種別ごとの形式や型に関する先験的な知識に基づいてその特徴を分析している例も多数あり、そのようなアプローチによれば、単に舞踊時の肉体的な動作のみではなく、その

舞踊の伝承プロセス⁵⁾や舞踊に用いられる語彙との関係¹⁹⁾といった人文科学的な幅広い視点の下での考察が可能になる。因子分析の分析結果を解釈するうえでは、前述のような利点に頼るのみではなく、対象としている舞踊に関する先験的な知識を反映させることによって新たな知見が得られることもつねに意識しておくべきである。

7. おわりに

本論文では、舞踊の動きが基本的な力学的構成要素の協応運動から形成されるとの考え方にに基づき、特定のジョイント群が同時に動くという協応構造に着目して、因子分析によってそのような構造を持つ基本動作を分割して抽出するという方法の有用性を検討している。実際にこの方法を骨格構造モデルの姿勢の時間変化として記述された舞踊動作データに適用して得られた結果をまとめると次のようになる。

- (1) 舞踊を構成する基本動作を因子分析における共通因子の形に分割して抽出できる。
- (2) 複数の舞踊動作データを比較する場合には、それぞれの舞踊を構成する共通因子の因子負荷量やそれぞれの寄与率等の数値を用いることによる定量的な扱いが可能になる。
- (3) 時間領域における特徴的な動作を検討する場合や、対象舞踊に関する動作データ以外の先験的な情報との関連を探る場合には、他の分析法との併用が必要になる。

謝辞 本研究は、平成 19 年度戦略的情報通信研究開発推進制度（総務省）の支援を受け、地域情報通信技術振興研究開発「モーションキャプチャを用いた地域伝統芸能のデジタルコンテンツ制作に関する研究」の一環として実施されたものである。

参考文献

- 1) V. プレストン(著), 松本千代栄(訳): モダンダンスのシステム, 大修館書店(1976).
- 2) 湯川 崇, 海賀孝明, 長瀬一男, 玉本英夫: 舞踊符による身体動作記述システム, 情報処理学会論文誌, Vol.41, No.10, pp.2873-2880 (2000).
- 3) 曾我麻佐子, 遠藤 守, 安田孝美, 海野 敏, 海賀孝明: モーションキャプチャで取得した舞踊データの H-anim による標準化とその応用—クラシックバレエのモーションデータアーカイブの構築, 人文科学とコンピュータシンポジウム, pp.41-48 (2001).
- 4) 吉村ミツ, 酒井由美子, 甲斐民子, 吉村 功: 日本舞踊の「振り」部分抽出とその特性の定量化の試み, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D-II, No.12, pp.2644-2653 (2001).
- 5) 池田宏子, 小島一成, 中村美奈子: 岩崎鬼剣舞の「ザイ」の動作特性—モーションキャプチャによる動作計測と舞踊の指導言語の分析を通して, 情報処理学会研究報告, 2006-CH-71(7), pp.47-54 (2006).

- 6) 三土修平：初歩からの多変量統計，日本評論社 (1997).
- 7) Miura, T., Mitobe, K., Kaiga, T., Yukawa, T., Taniguchi, T. and Yoshimura, N.: Extraction of Characteristic Motion in Dancing by Factor Analysis, *ACM SIG-GRAPH2006*, Research Posters, 103 (2006).
- 8) 内山 勝, 中村仁彦：ロボットモーション, 岩波書店 (2004).
- 9) 永田 晟, 北本 拓, 室 増男：身体運動工学, 杏林書院 (1976).
- 10) 朝野熙彦：入門多変量解析の実際, 第 2 版, 講談社 (2000).
- 11) 越中五箇山筑子唄保存会 (編)：こきりこ—その由来と歴史ほか, 青青編集 (2001).
- 12) 大崎竜太, 嶋田光臣, 上原邦昭：速度に基づく切り出しとクラスタリングによる基本動作の抽出, *人工知能学会誌*, Vol.15, No.5, pp.878-886 (2000).
- 13) 山根 亮, 戸高千智, 川嶋幸治, 尺長 健：動作データの時系列相関行列による舞踊動作解析, *電子情報通信学会論文誌*, Vol.J88-D-II, No.8, pp.1652-1661 (2005).
- 14) 大島裕明, 小山 聡, 田中克己：文書群をクエリとした“似て非なる”文書の検索, *日本データベース学会 Letters*, Vol.5, No.1, pp.121-124 (2006).
- 15) Kuhn, H.W.: The Hungarian Method for the Assignment Problem, *Naval Research Logistics Quarterly*, Vol.2, No.2, pp.83-97 (1955).
- 16) 塚本茂博, 筒井清次郎, 廣瀬 徹：新しい協応動作習得のためのストラテジー, *体育学研究*, Vol.44, pp.274-284 (1999).
- 17) Mori, T. and Uehara, K.: Extraction of Primitive Motion and Discovery of Association Rules from Motion data, *IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication*, pp.200-206 (2001).
- 18) 湯川 崇, 小原直子, 玉本英夫：モーションキャプチャデータからの基本動作分割点の自動検出, *情報処理学会論文誌*, Vol.45, No.4, pp.1198-1201 (2004).
- 19) 中村美奈子：バリ島の舞踊の語彙と動作特性—「レゴン・ラッサム」を事例として, *お茶の水女子大学人文科学紀要*, Vol.56, pp.133-151 (2003).

(平成 19 年 12 月 12 日受付)

(平成 20 年 6 月 3 日採録)



三浦 武 (正会員)

1991 年 3 月岩手大学大学院工学研究科修士課程修了。1993 年 3 月北海道大学大学院工学研究科博士課程中退。同年 4 月秋田大学鉱山学部電気電子工学科助手。現在, 同大学工学資源学部電気電子工学科講師。博士 (工学)。



水戸部一孝

1991 年秋田大学鉱山学部電気電子工学科卒業。1993 年北海道大学大学院工学研究科生体工学専攻修士課程修了。1996 年同大学院博士課程修了。同年秋田大学鉱山学部電気電子工学科助手。1998 年同講師。2008 年同准教授。現在に至る。2002~2003 年米国マサチューセッツ工科大学訪問研究員。高齢者のヒューマンファクタ, 医用生体工学の研究に従事。IEEE EMB, 電気学会, 電子情報通信学会, 日本交通科学協議会等の会員。博士 (工学)。



湯川 崇 (正会員)

1995 年秋田大学大学院鉱山学研究科電子工学専攻修士課程修了。1996 年秋田経済法科大学短期大学部講師。2000 年同助教授。2007 年ノースアジア大学教養部准教授。2008 年同法学部准教授。現在に至る。CG の研究に従事。



海賀 孝明 (正会員)

1995 年茨城大学大学院機械工学専攻博士前期課程修了。1996 年株式会社わらび座入社。1997 年よりモーションキャプチャによる民族芸能の記録保存および伝承に関する研究に従事。現在, 同社デジタルアートファクトリ, チーフエンジニア。情報処理学会平成 13 年度山下記念研究賞受賞。



谷口 敏幸

1979 年 3 月北海道大学大学院工学研究科博士課程修了。1981 年 2 月秋田大学鉱山学部電気工学科助手。現在, 同大学工学資源学部電気電子工学科教授。工学博士。



吉村 昇

1967年秋田大学大学院電気工学専攻修士課程修了，同年同大学鉱山学部電気工学科助手．同大学講師，助教授を経て，1983年同教授，1995～1998年鉱山学部長，1998～2000年工学資源学部長，2000～2002年学長指名評議員，2002～2004年工学資源学部長，2006～2008年工学資源学部長，2008年秋田大学長，現在に至る．電気材料工学，電気エネルギー工学の研究に従事．1992年静電気学会功績賞．1993年オーム技術賞．1995年秋田市文化賞．日本素材物性学会名誉会長，秋田デジタルコンテンツ協議会会長．IEEE，電気学会，静電気学会等各会員．工学博士．
