

骨格構造人体モデルの等価角軸変換データを用いた 舞踊動作の特徴抽出

三浦 武
秋田大学 工学資源学部

水戸部 一孝
秋田大学 工学資源学部

湯川 崇
ノースアジア大学 教養部

海賀 孝明
わらび座 DAF

谷口 敏幸
秋田大学 工学資源学部

吉村 昇
秋田大学 工学資源学部

本研究において著者らは、骨格構造人体モデルのジョイント回転角度の情報を用いた舞踊動作データの解析法に関する検討を行っている。その結果、ジョイントの全動作を記述するには人体の各部位に対応した剛体セグメントが必要となることがわかり、また舞踊動作の特徴を統計処理によって抽出するためには、ジョイント回転角度の記述法として等価角軸変換が適することも明らかになった。磁気式センサを用いたモーションキャプチャシステムによって測定された舞踊動作データの解析結果から、平均値や分散といった統計量の導出によって動作の空間的な特徴が定量的に抽出できることが示されている。

Extraction of features in dances from motion data of the skeletally-structured human-body model with axis-angle representation

Takeshi Miura
Faculty of Engineering
and Resource Science
Akita University

Kazutaka Mitobe
Faculty of Engineering
and Resource Science
Akita University

Takashi Yukawa
Faculty of Cultural Science
North Asia University

Takaaki Kaiga
Digital Art Factory
Warabi-za

Toshiyuki Taniguchi
Faculty of Engineering
and Resource Science
Akita University

Noboru Yoshimura
Faculty of Engineering
and Resource Science
Akita University

In this study, the authors examine the approach to analysis of motion data of dances, using the information of joint angles of the human-body model with the skeletal structure. It was found that the use of rigid segments correspond to each part of human body is needed to represent all kinds of joint motion, and, from the viewpoint of the statistical analysis for extraction of features in dancing motion, the form of axis-angle representation is suitable for that of joint angles. The results of analysis, in which the motion data of dances measured by the motion capture system with magnetic sensors are used, show that the spatial features in motion can be extracted quantitatively by calculation of statistics such as mean and variance.

1. はじめに

近年では、モーションキャプチャシステムによって人体動作を3次元情報として記録することができる。上記のシステムを用いて測定された各種の舞踊動作データを解析することによって、舞踊ごとの特徴を抽出する試みも行われ始めている[1]。

人体動作データの記述形式には各種あるが、人体を各部位ごとに分割した骨格構造モデルを用い、部位間ジョイントの回転角度を与える形式[2]にすると、データ取得時の被験者の体格差や、動作測定用マーカあるいはセンサの取り付け位置の違いの影響を排除できるという利点が

生じる。また、舞踊研究の分野でも、基本的な力学的構成要素を「まげる」「のぼす」「ねじる」という3つのジョイント動作で与えてその協応関係から舞踊動作を構成するという見方があり[3]、やはりジョイントの回転角度の変化に着目した舞踊動作解析のニーズがあると言える。

上記を考慮し、本研究では、舞踊動作の解析に骨格構造モデルの各ジョイントの回転角度を用いる場合を対象とした検討を行う。具体的には、種々の回転角度の記述法の中から、舞踊動作の特徴を抽出するという視点での解析に適するものを選択する。また、記述された各々の舞踊動作データの中から、それぞれの舞踊の特徴を定量的に抽出する方法も検討する。

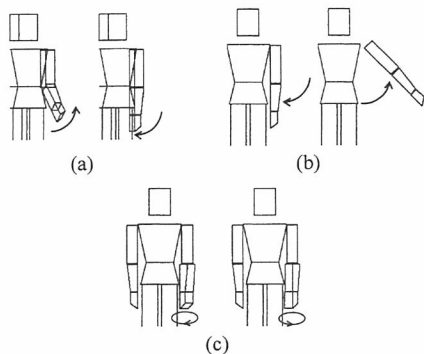


図1 ジョイントの動作; (a) 屈曲/伸展, (b) 内転/外転, (c) 回内/回外

Fig. 1. Joint motion; (a) flexion/extension, (b) adduction/abduction, (c) pronation/supination.

2. 骨格構造人体モデルとデータ記述法

2.1 骨格構造人体モデル

人体のジョイント動作には、図1のように屈曲/伸展、内転/外転および回内/回外がある[4]。ジョイントの回転角度情報を用いた舞踊動作の解析例の中には、分割された各部位の両端に配置された動作測定用マーカの間の線分を骨格と見なし、ジョイントをはさむ2本の線分がなす角をそのジョイントの回転角度として扱っているものがある[5]。この方法を用いた場合には、屈曲/伸展および内転/外転の情報は得られるが、回内/回外を正確に把握することはできない。

ジョイントの全動作を得るためには、骨格を線分ではなく体積を持った剛体として扱わなければならない。この場合にはジョイントの回転角度は3自由度[6]の剛体姿勢として記述される。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ればこの姿勢の測定が可能となり、また光学式センサを用いた場合でも、マーカを部位ごとに3点ずつ配置すれば3自由度分の情報の取得が可能になる。

上記を考慮し、本研究では、各部位の骨格を剛体セグメントで構成した図2の人体モデルを用いる。このモデルは、15個のセグメントおよびそれらを接続する14個のジョイントによって構成されている。ここでは、2個のセグメントにはさまれたジョイントの回転角度情報として、上位セグメントを基準とした下位セグメントの姿勢を示す数値データを与える。

2.2 姿勢記述法

数値データによって人体の動作特徴を解析する場合には、各々の姿勢の特徴が、その姿勢を記述した数値そのものに反映されていなければならない。よって、その記述法に関しては次の条件を満足することが求められる。

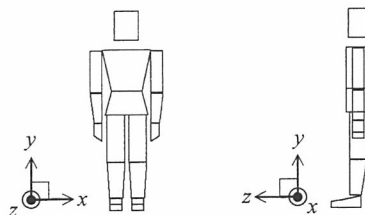


図2 骨格構造人体モデル

Fig. 2. Model of human body with skeletal structure.

- (1) 与えられた姿勢を記述する変数の数値解が一意に定まる。
 - (2) 姿勢の変化が連続的である場合には数値も連続的に変化する。
- また、数値解析を行うという技術的な観点から、次の条件も満足された方がよい。
- (3) 変数群に対する拘束条件[6]がなく、それぞれの変数を単独で変化させることができる。
- 以下ではまず、上記を考慮しながら、種々の剛体姿勢記述法に関してその特徴を把握する。

表1に、剛体姿勢の代表的な記述法を示す。この表では各記述法の特徴を示しているが、その項目の中の「不連続点」は、例えば $-\pi < \phi \leq \pi$ の範囲で角度 ϕ を記述した場合に、その変動によって下限 $-\pi$ の側から上限 π の側にジャンプする（あるいは上限側から下限側にジャンプする）という形で現れる角度という物理量特有の不連続性を指しており、特異点[6]をはさんだ場合に生じる不連続性とは別のものである。また、表中には与えられた人体姿勢に対する数値解の具体例が示されているが、それらは図3(a)および(b)の姿勢に対応するものである。図3(b)の姿勢は(a)の左腕部をわずかに前方に動かしたものであり、斜め上方から見た図でもわかるように、両姿勢はきわめて似通っている。

表1の姿勢記述法の中で、オイラー角[6]は3次元空間の各座標軸を回転軸とした回転角度で姿勢を記述する方法である。変数に対する拘束条件がないので各変数を単独で扱うことができるが、与えられた姿勢に対する数値解が2個存在するためその一意性が保証されない。また、特異点が2個、不連続点が3個とその数が多いので、図3(a)と(b)のような似通った姿勢の間でも表1のような数値解の不連続が多発する。

クォータニオン[6]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から得られる四元数(quaternion)で姿勢を記述する方法である。特異点や連続性の問題は解決されるが、表1のように同一の姿勢を示す数値解がオイラー角の場合と同様に2個存在し、また変数に対して拘束条件が1個存在するので各変数を単独で扱えなくなる。

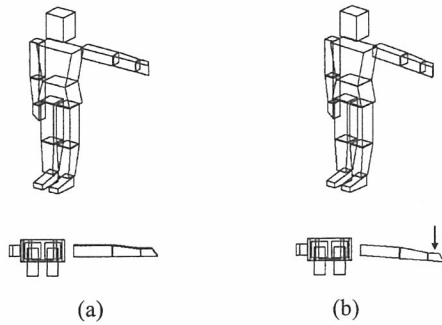


図3 人体姿勢の例；(a)姿勢A, (b)姿勢B

Fig. 3. Examples of orientation of human body; (a) ex. A, (b) ex. B.

回転行列[6]は、3次元座標の回転変換を表す 3×3 の正方行列である。解の一意性は保証され、また特異点や不連続点を持たないので、図3(a)と(b)のような似通った姿勢が与えられた場合には、それらの姿勢を示す数値解も表1のようにきわめて近いものになる。ただし、変数に対する拘束条件の数は6個と最も多く、クォータニオンと同様に各変数を単独では扱えない。

等価軸変換[6]は、クォータニオンと同様に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を用いる方法である。通常は単位ベクトルの各成分と回転角度から構成される4変数をそのまま用いるが、その場合には回転角度が0のときに特異点が生じる。また、単位ベクトルと回転角度として n および ϕ が与えられたときに得られる姿勢と、 $-n$ および $-\phi$ が与えられたときに得られる姿勢が同一のものとなることから、数値解も一意に定まらない。

これに対して、表1のように回転軸ベクトルと回転角度の積の形で $n\phi$ としてその成分の3変数を用いると、回転角度が0の場合には零ベクトルに定まるので特異点は消え、また $(-n) \times (-\phi) = n\phi$ となることから数値解も一意に定まる。変数の数が自由度の数と同じ3になるので拘束条件も消えるが、角度記述に伴う不連続点が1個だけ残る。これについては、人体のジョイント可動範囲を考慮して、各ジョイントの

回転角度を0と規定する基準姿勢を不連続点が可動範囲外になるように設定すれば解決できる。変数の連続性が保たれる範囲内であれば、図3(a)と(b)のような似通った姿勢に対する数値解も表1のようにきわめて近いものになる。

2.3 各姿勢記述法の尺度の水準

前節で挙げられたいずれかの方法によって舞踊動作データを記述すると、記述されたデータは姿勢に関する時系列データの形となる。よって、その特徴抽出のためには、各時刻において取得された多数のサンプルデータを対象とした解析が必要になる。この場合には、大量のサンプルデータの解析にしばしば用いられる統計学的手法の適用が有効になる。

上記のような観点に基づき、以下では、前節で挙げられた姿勢記述法の各々に関して、統計学的手法との適合性を検討する。具体的には、それぞれの記述法に対して、統計処理によって得られる情報量の基準となる尺度の水準[7]を確認する。

まず、オイラー角については、解の一意性が保証されないという段階で名義尺度[8]、順序尺度[8]、間隔尺度[8]および比率尺度[8]のいずれにも属さないことになるが、連続した複数の姿勢の時系列データが与えられた場合には、数値の連続性を考慮してそれぞれの姿勢に対して一方の解を選択することは可能である。各変数の値は、回転時における基準姿勢からの角変位の大きさを直接示すことになるので、少なくとも上記のように連続性が保たれる範囲内では、基準姿勢を原点とした比率尺度と見なすことができる。ただし、前節で指摘されたように特異点や不連続点が多いので、比率尺度として扱える角度範囲は狭く、よって多様な姿勢を与える舞踊動作データに対する実用性は低い。

クォータニオンに関しても解の一意性の問題があるが、オイラー角と同様に連続性を考慮して一方の解を選択することは可能である。クォータニオンのそれぞれの変数は、任意の回転軸を回る回転角度の1/2に対してその正弦あるいは余弦を含んだ形で与えられる[6]。これに対して、本研究では、正弦・余弦に変換された値ではなくジョイント回転時の角変位の大きさを直

表1 姿勢記述法

Table 1. Representations of orientation.

変数の数	拘束条件	数値解	特異点	不連続点	姿勢A (図2(a))の左肩の数値解	姿勢B (図2(b))の左肩の数値解
オイラー角 α, β, γ (ここではZ-Y-X)	3	0	2	3	$\alpha = \pi/2, \beta = 0.95\pi/2, \gamma = 0$ $\alpha = 3\pi/2, \beta = \pi - 0.95\pi/2, \gamma = \pi$	$\alpha = 0, \beta = 0.95\pi/2, \gamma = -\pi/2$ $\alpha = \pi, \beta = \pi - 0.95\pi/2, \gamma = \pi/2$
クォータニオン e	4	1	2	0	$[0.519 \quad -0.480 \quad 0.480 \quad 0.519]^T$ $[-0.519 \quad 0.480 \quad -0.480 \quad -0.519]^T$	$[0.519 \quad -0.519 \quad 0.480 \quad 0.480]^T$ $[-0.519 \quad 0.519 \quad -0.480 \quad -0.480]^T$
回転行列 R	9	6	1	0	$\begin{bmatrix} 0.000 & -1.000 & 0.000 \\ 0.078 & 0.000 & 0.997 \\ -0.997 & 0.000 & 0.078 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.078 & -0.997 & 0.000 \\ 0.000 & 0.000 & 1.000 \\ -0.997 & -0.078 & 0.000 \end{bmatrix}$
等価軸変換 $n\phi$	3	0	1	0	$[-1.151 \quad 1.151 \quad 1.245]^T$	$[-1.245 \quad 1.151 \quad 1.151]^T$

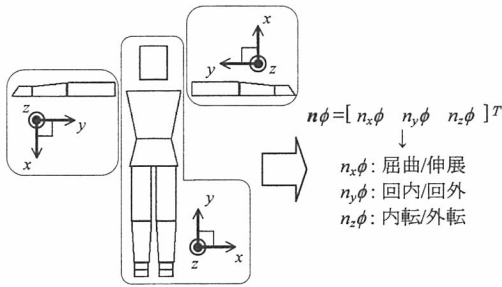


図4 基準姿勢の調整と各部位のローカル座標系
Fig. 4. Adjustment of reference orientation and local coordinate systems for each part.

接評価したい。角変位 $\phi/2$ とその正弦・余弦の関係を見ると、 ϕ が取り得る $-\pi/2 < \phi/2 \leq \pi/2$ の範囲の中で、正弦の場合は全領域で、余弦の場合には $-\pi/2 < \phi/2 \leq 0$ の領域のみでその大小関係が対応したものになるが、2つの角変位量が与えられたときに、それぞれから得られる正弦値あるいは余弦値の和や差あるいは2値の比率は、角度という物理量の和、差および比率を表すものとはならない。よって、結局、正弦や余弦を含んだ変数を持つクォータニオンは、間隔尺度や比率尺度にはならず、限定された領域のみで順序尺度の範囲にとどまることになる。

回転行列に関しては、解は一意に与えられるものの、クォータニオンと同様にその各変数は回転角度の正弦あるいは余弦で与えられるので[6]、やはり順序尺度の範囲にとどまる。

等価角軸変換を用いると、回転軸単位ベクトル \mathbf{n} と回転角度 ϕ の積で表されたベクトル $\mathbf{n}\phi$ は、その大きさが基準姿勢からの角変位の大きさを、その方向で基準姿勢からの回転の方向を表すことになり、結局変数の連続性が保たれる範囲内ではオイラー角と同様に基準姿勢を原点とした比率尺度と見なせることになる。また、前節で述べたように不連続点を各ジョイントの可動範囲外とすれば、ジョイント可動範囲のほぼ全領域で比率尺度として扱える。

2.4 使用する姿勢記述法の選択

2.2節で述べたように、解の一意性、連続性および拘束条件の有無を考慮した場合に最も好ましい姿勢記述法は等価角軸変換であり、また2.3節で述べたように、統計処理との適合性においても、最も豊富な情報を与える尺度の水準である比率尺度と見なすことができる等価角軸変換が最も適している。よって、本研究では、ジョイントの回転角度の記述法として等価角軸変換 $\mathbf{n}\phi = [n_x\phi \ n_y\phi \ n_z\phi]^T$ を採用する。

等価角軸変換を用いる場合には、前述のように不連続点が各ジョイントの可動範囲外になる

ような基準姿勢を設定しなければならないが、本研究では以下のようにして対処する。

まず、回転角度 ϕ に関しては、その値の範囲を $-\pi < \phi \leq \pi$ とする。この場合には、基準姿勢からの回転角度が $\pm\pi$ を超える動作によって数値の不連続が生じる。骨格構造モデルを用いる場合には立位[9]を基準姿勢とすることが多いが[2]、図2のモデルでは肩以外のジョイントにおいて屈曲/伸展、内転/外転および回内/回外のいずれでも回転角度が $\pm\pi$ を超えることはまずない。よって、これらのジョイントに関しては、立位時の姿勢を基準姿勢とする。肩に関しては、基準姿勢が可動範囲の中心付近となることを考慮し、図4のように両腕を広げたTポーズを基準姿勢とする。このとき、上腕部・前腕部・手部のセグメントに関しては、これらのセグメントの両端のジョイントを結ぶ線分と座標軸の間の相対的な位置関係が立位を基準とした場合と同一になるように、基準姿勢に対応するローカル基準座標系を図4のように設定する。

上記の座標系の座標軸と図1におけるジョイントの各動作を対応させると、屈曲/伸展、内転/外転、回内/回外はそれぞれ図4のようにx軸、z軸、y軸を回転軸とした動作になる。

3. 統計処理による動作特徴の抽出

3.1 平均値および分散の導出による舞踊動作の空間的特徴の抽出

前章で採用された等価角軸変換によって記述された各ジョイントの回転角度データを、離散化された時間軸上の各サンプリング時刻におけるフレームごとに測定して、舞踊動作の時系列データを取得した場合を考える。本研究で用いている図2のモデルではジョイント数が14個であり、各々のジョイントの回転角度が3次元ベクトル $\mathbf{n}\phi$ によって記述されるので、変数の総数は $3 \times 14 = 42$ 個となる。よって、舞踊動作データは、ベクトル $\mathbf{u} = [u_1 \ u_1 \ \dots \ u_{42}]^T$ の時系列データによって表2のようなデータサンプル群として構成されることになる。

前述のように、これらのデータは比率尺度であるので、その代表値として、全フレームに対する時系列データの平均値を用いることができる[8]。また、変数の散布度を示す分散を使うこ

表2 舞踊動作データ
Table 2. Motion data of a dance.

フレーム数	ジョイント1			ジョイント2			...
	$n_x\phi$	$n_y\phi$	$n_z\phi$	$n_x\phi$	$n_y\phi$	$n_z\phi$	
1	0.2	0.8	0.3	0.2
...
i	0.4	0.2	0.4	0.3
...
N	0.3	0.1	0.5	0.1

とも可能になる[8]. 特に, 今回用いるデータは, 各々のデータサンプルが 42 変数で表される多変量データであるので, 平均値は次式のような 42 次元の平均ベクトル[10]となる.

$$\bar{\mathbf{u}} = [\bar{u}_1 \quad \bar{u}_2 \quad \cdots \quad \bar{u}_{42}]^T \quad (1)$$

ただし,

$$\bar{u}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N u_j(i)$$

であり, $u_j(i)$ は第 i フレームにおける第 j 変数, N は総フレーム数である. また, 分散に関しては, 分散共分散行列[10]の形で次式のように与えられる.

$$\begin{bmatrix} s_1^2 & s_{12} & \cdots & s_{1,42} \\ s_{12} & s_2^2 & \cdots & s_{2,42} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{1,42} & s_{2,42} & \cdots & s_{42}^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

ただし,

$$s_j^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{u_j(i) - \bar{u}_j\}^2$$

$$s_{jk} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{u_j(i) - \bar{u}_j\} \{u_k(i) - \bar{u}_k\}$$

である. (2)式は 42×42 の正方行列であり, その要素数は 1764 個であるが, 対称行列であるので, 実質上は 903 個の数値データで表されることになる.

(1)式のようにして得られる平均ベクトルは, 全身の姿勢を記述したベクトル \mathbf{u} に関して, 全フレームのサンプルデータに対する重心の座標を与える. 結果として, 舞踊全体の動作を通してその中心位置を占める姿勢を構成する各部位の空間的な配置が示されていることになる.

また, (2)式で得られる分散共分散行列の各要素は, 各々のジョイントの等価角軸変換ベクトル $\mathbf{n}\phi$ の 3 成分それぞれの変動の大きさを与える. 3 成分は図 4 のように各方向のジョイント動作に対応していることから, 結局各々のジョイントがどの方向へ頻繁に動くかという空間的な動作情報がまとめられていることになる.

上記のように, 舞踊動作データに対する統計処理によって得られる平均ベクトルや分散共分散行列は, 対象とした舞踊動作に関する空間的な特徴を定量的に示している.

3.2 実測動作データの統計処理による特徴抽出

以下では, 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して前節の統計処理を施し, 空間的な動作特徴の抽出を試みた事例を紹介する.

今回使用する舞踊動作データは, 磁気式センサを用いたモーションキャプチャシステムで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.

ここでは, 日本国内の民俗芸能を対象とし, 秋田県の民俗舞踊の中から「秋田音頭」[11], 「秋田おぼこ」[12], 「西馬音内盆踊り」[11]の「音頭」, 同「がんげ」を, 富山県の民俗舞踊の中から「越中おわら」[13]の「豊年踊り」, 同「新踊り」を, 同じく富山県の民俗舞踊である「こきりこ」[14]の「ささら踊り」, 同「しで竹踊り」, 同「手踊り」を選択している. 各舞踊動作データの詳細を表 3 に示す.

図 5 には, 秋田県の民俗舞踊 4 演目の舞踊動作データに対して(1)式の平均ベクトルから得られた平均姿勢を, 図 6 には同じく「越中おわら」の平均姿勢を, 図 7 には同じく「こきりこ」の平均姿勢を示す.

いずれの演目においても両腕部を前方に上げているという部分で共通点が見られるが, 詳細に観察すると各々の相違点も抽出できる.

例えば, 図 5 の秋田県の民俗舞踊と図 6 の「越中おわら」を比較すると, 秋田県の民俗舞踊ではどの演目でも腕部の左右への広がりの方が比較的大きいのに対して, 「越中おわら」では「豊年踊り」および「新踊り」の両者とも広がりには小さく, 中央部に寄った形となっている.

また, 図 7 の「こきりこ」を見ると, 特に「ささら踊り」と「しで竹踊り」に関しては, 脚部の左右への広がりや秋田県の民俗舞踊や「越中おわら」よりも大きいことがわかる.

図 8 には, 各演目に対して得られた(2)式の分散共分散行列の中から, 対角要素として与えられる各変数の分散を示している. このグラフの横軸はジョイントごとに分割されているが, 各々のジョイントに関しては, 等価角軸変換ベクトル $\mathbf{n}\phi$ の 3 成分それぞれの分散値を x 成分, y 成分, z 成分の順に左から並べて示している. グラフ内で楕円でよって囲まれているプロット点については以下で説明する.

まず, 図 8(a)~(c)の各々のグラフにおける左右の手首ジョイントを見る. (a)の秋田県の民俗舞踊と(b)の「越中おわら」においてはいずれの演目でも z 成分の分散が最も大きく, y 成分も z 成分ほどではないもののある程度高い値が示されている例が多い. よって, これらのジョイン

表 3 解析に使用した舞踊動作データ
Table 3. Motion data used in analyses.

演目	舞踊者	フレーム数	使用システム
秋田音頭	女性	2041	STAR*TRAK™
秋田おぼこ	女性	4086	STAR*TRAK™
西馬音内盆踊り(音頭)	女性	1351	STAR*TRAK™
西馬音内盆踊り(がんげ)	女性	1251	STAR*TRAK™
越中おわら(豊年踊り)	女性	1411	STAR*TRAK™
越中おわら(新踊り)	女性	3050	STAR*TRAK™
こきりこ(ささら踊り)	男性	7631	MotionStar Wireless™
こきりこ(しで竹踊り)	女性	6281	MotionStar Wireless™
こきりこ(手踊り)	女性	6421	MotionStar Wireless™

サンプリング周波数: 30Hz

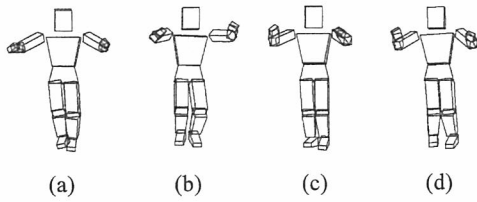


図5 平均姿勢(秋田県の民俗舞踊); (a) 秋田音頭, (b) 秋田おぼこ, (c) 西馬音内盆踊り(音頭), (d) 同(がんけ)

Fig. 5. Mean orientation (folk dances of Akita Prefecture); (a) Akita Ondo, (b) Akita Obako, (c) Nishimonai Bon Odori (Ondo), (d) Nishimonai Bon Odori (Ganke).

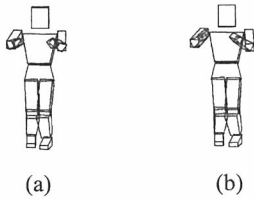


図6 平均姿勢(越中おわら); (a) 豊年踊り, (b) 新踊り
Fig. 6. Mean orientation (Etchu Owara); (a) Hounen Odori, (b) Shin Odori.

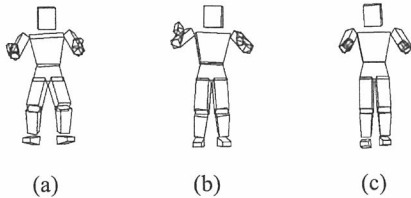


図7 平均姿勢(こきりこ); (a) ささら踊り, (b) しで竹踊り, (c) 手踊り,
Fig. 7. Mean orientation (Kokiriko); (a) Sasara Odori, (b) Shidetake Odori, (c) Teodori.

トに関しては、主な動作として内転/外転が現れ、若干の回内/回外も見られるという傾向を把握できる。これに対して、(c)の「こきりこ」では、「しで竹踊り」の右手首を除けば左右いずれにおいても x 成分と y 成分の分散はきわめて小さく、よって回内/回外はほとんど現れずに内転/外転のみの動作となっていることがわかる。

また、図中の首ジョイントを見ると、(a)の秋田県の民俗舞踊と(b)の「越中おわら」においては y 成分の分散が特に高く、回旋[9](回内/回外)によって首を左右に振る動作が中心となっていることが把握できる。これに対して、(c)の「こきりこ」に関しては、「ささら踊り」では

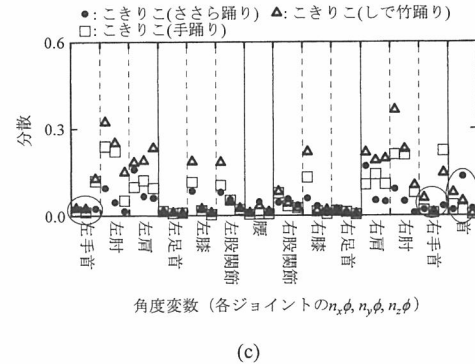
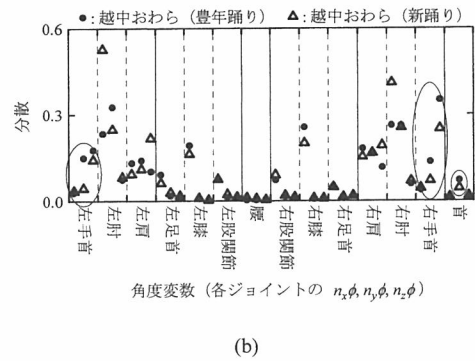
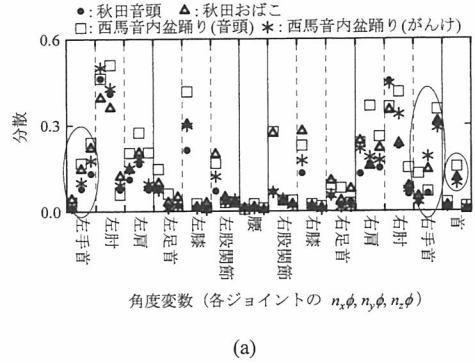


図8 各変数の分散; (a) 秋田県の民俗舞踊, (b) 越中おわら, (c) こきりこ

Fig. 8. Variances of variables; (a) Folk dances of Akita Prefecture, (b) Etchu Owara, (c) Kokiriko.

(a)や(b)と同様に y 成分の分散が高くなっているものの、「しで竹踊り」と「手踊り」では x 成分の方が高くなっており、回旋ではなく屈曲/伸展による顔部の上下動作が中心となっていることがわかる。

以上のように、統計処理によって得られた各々の演目の動作特徴を比較することによって、演目ごとの相違点や、複数の演目の共通点が現

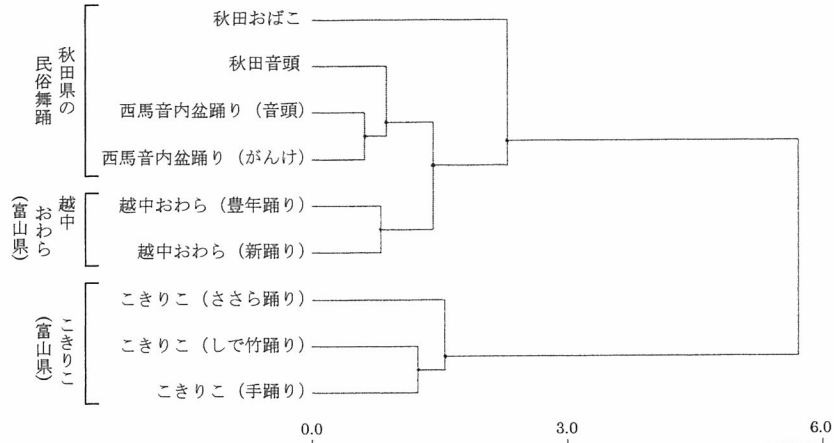


図9 クラスタ分析による舞踊動作データのクラスタリング例
 Fig. 9. An example of clustering of motion data of dances by cluster analysis.

れてくる。

3.3 抽出された動作特徴データの活用例

前節で示されたように、統計処理によって、各々の舞踊動作の空間的な特徴を示す定量的なデータの抽出が可能になる。各々の動作特徴データは、(1)式の平均ベクトルの42成分および(2)式の分散共分散行列の903要素の形で得られる。その数値データの個数は、舞踊動作データの演目の種別やフレーム数、舞踊者の体格等には一切依存せず、同一の人体モデルを用いれば必ず同一個数となる。

以下では、上記のような性質を利用した動作特徴データの活用例として、クラスタリングによる舞踊動作データの自動分類の事例を紹介する。

前述のように、動作特徴データは42成分+903要素=945個の数値データで与えられる。つまり、各舞踊の動作特徴は945次元空間中の1点として与えられることになり、2つの動作特徴データが与える2点間の距離によってそれらの舞踊動作間の類似度を評価することが可能になる。ここでは、多次元空間中の2点間の距離として最もよく用いられるユークリッド距離[15]によって類似度を評価する。

対象としている集団の個体間の類似度に基づいたクラスタリング法として、クラスタ分析[15]がしばしば用いられる。本研究でも、クラスタ分析を用いたクラスタリングによって舞踊動作の自動分類を行う。分析法としては、ユークリッド距離を類似度の指標とした場合にきわめて有効であるWard法[15]を用いる。

図9に、前節で得た各々の舞踊の動作特徴データを用いたクラスタ分析によって得られた樹形図[15]を示す。

この樹形図を見ると、下側の「こきりこ」のクラスターと、上側のそれ以外の演目のクラスターに分割されている。これら2つのクラスターはかなり右側に寄った位置で結合されており、クラスター間の距離がきわめて大きいことがわかる。

上側のクラスターには秋田県の民俗舞踊と「越中おわら」が含まれている。「越中おわら」は富山県の民俗舞踊であり、地理的な面では同じ富山県の「こきりこ」と近いが、少なくともその舞踊動作の空間的な特徴に関しては、「こきりこ」よりも秋田県の民俗舞踊に近いという結果が示されている。

また、上側のクラスターの中の「秋田おぼこ」はその名の通り秋田県の民俗舞踊であるが、他の3つの秋田県の民俗舞踊が形成するクラスターは、「秋田おぼこ」より近い距離で「越中おわら」と結合しており、ここでも地理的な条件とは別の、純粋に動作特徴のみに基づいた分類が行われている。

このように、平均値や分散の導出という比較的簡単な統計処理によって得られた動作特徴データを用いた場合でも、動作の空間的な特徴のみを考慮するという特定の視点に基づいた自動分類が可能となる。

上記の事例は、舞踊動作データをその類似度に基づいて分類した解析例であるが、ユークリッド距離の形で定量化された類似度の情報は、分類作業だけではなく、多数の舞踊動作データを保存・管理する場合のデータ整理作業などにも活用できると考えられる。

4. おわりに

本研究では、舞踊動作の解析に骨格構造モデ

ルの各ジョイントの回転角度の情報を用いる場合を対象とした検討を行っている。得られた結果をまとめると次のようになる。

- (1) ジョイントの全動作を記述するためには、人体の各部位を剛体セグメントで構成した骨格構造モデルが必要となる。
- (2) ジョイントの回転角度の記述法として等価角軸変換を用いると、動作特徴の抽出のための統計処理の適用が可能になる。
- (3) (1)および(2)の方法で記述された舞踊動作の時系列データに対して平均値と分散を導出するという統計処理を施すことにより、舞踊動作の空間的な特徴を示す定量的なデータを抽出できる。
- (4) (3)の動作特徴データを用いることにより、複数の舞踊動作データ間の類似度を定量的に評価することが可能になる。

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] 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 D-II, Vol.J84-D-II, No.12, pp.2644-2653, 2001.
- [2] 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, 人文科学とコンピュータシンポジウム, pp.41-48, 2001.
- [3] 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.
- [4] 木村邦彦: 人体解剖学, 大修館書店, 1969.
- [5] 黒宮明, 吉村ミツ, 村里英樹: 骨格角度情報による日本舞踊動作の解析, 研究報告-人文科学とコンピュータ, No.2003-CH-58, pp.65-71, 2003.
- [6] 内山勝, 中村仁彦: ロボットモーション, 岩波書店, 2004.
- [7] 渡部洋: 心理統計の技法, 福村出版, 2002.
- [8] 森敏昭, 吉田寿夫編著: 心理学のためのデータ解析テクニカルブック, 北大路書房, 1990.
- [9] 永田晟, 北本拓, 室増男: 身体運動工学, 杏林書院, 1976.
- [10] 竹村彰通: 統計, 共立出版, 1997.
- [11] 茂泉陽子, 工藤英三: 民踊「秋田音頭」の変遷について, 秋田大学教育学部研究紀要, 教育科学, No.31, pp.114-126, 1980.
- [12] 鈴木裕美子: 舞踊表現にみられる創造性について—「秋田おばこ」を例として—, 福島大学教育学部論集, No.37, pp.17-28, 1985.
- [13] 越中八尾おわら風の盆, 北日本新聞社, 2004.

[14] 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.

[15] 奥野忠一, 久米均, 芳賀敏郎, 吉澤正: 多変量解析法, 日科技連, 1971.