

Motion Saliency に基づく舞踊動作の拍節構造の推定

三浦 武
秋田大学大学院
工学資源学研究科

海賀 孝明
(株)わらび座 DAF

松本 奈緒
秋田大学
教育文化学部

桂 博章
秋田大学
教育文化学部

田島 克文
秋田大学大学院
工学資源学研究科

玉本 英夫
秋田大学大学院
工学資源学研究科

舞踊という表現形式は、時間領域において、反復と周期性に基づくリズムカルなシーケンスが形成されるという顕著な特性を有する。反復と周期性の様相は、舞踊動作の拍節構造によって特徴づけられる。本研究において著者らは、モーションキャプチャデータから舞踊動作の拍節構造を抽出する手法の開発を試みる。ここでは、身体運動の様相の変化に cue を与えられ考えられる舞踊動作の saliency の取得に着目する。Motion saliency の値は、各関節角度の平均値からのずれによって定量化される。得られた motion saliency の時系列データに対して時間周波数解析が適用され、拍節構造の情報が抽出される。このときの解析にはフィルタバンクが用いられる。提案手法はいくつかの舞踊カテゴリーのモーションキャプチャデータに適用され、利点および問題点が抽出された。

Estimation of the Metrical Structure of Dance Motion Using Motion-Saliency Characteristics

Takeshi Miura
Graduate School of
Engineering and
Resource Science
Akita University

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

Naho Matsumoto
Faculty of Education
and Human Studies
Akita University

Hiroaki Katsura
Faculty of Education
and Human Studies
Akita University

Katsubumi Tajima
Graduate School of
Engineering and
Resource Science
Akita University

Hideo Tamamoto
Graduate School of
Engineering and
Resource Science
Akita University

The idiom of dance has a prominent characteristic in the time domain that the rhythmic sequence of motion is established in the sense of repetition and periodicity. The aspect of repetition and periodicity is characterized by the metrical structure of dance motion. In this study, the authors try to develop a technique to extract the metrical structure of dance motion from motion capture data. Here, attention is given to the acquisition of the saliency in dance motion, which is thought to give cues to change the aspect of body motion. The amount of motion saliency is quantified using the deviation of joint angles from mean values. The information of metrical structure is extracted by the time-frequency analysis of the obtained time-series motion-saliency data; a filter bank is used in the analysis. The proposed method was applied to the motion-capture data streams of several dance categories, and its advantages and issues were clarified.

1. はじめに

近年、モーションキャプチャ (MoCap) システムによって取得されたデータを用いた舞踊動作の解析が盛んに行われている。

舞踊動作は、反復と周期性によって特徴づけられるリズムカルなシーケンスを持っている[1]。そのシーケンスの構成要素である各々の拍の強度や発生タイミングの周期性のスタイルは、

個々の演目が持つ拍節構造に従って組織化されている。舞踊という芸術は、一般に music-driven な原型を空間領域における身体動作によって実現するという表現形式[2]を持つことが多く、動作の状態変化の cue を与える伴奏音楽の拍の組織化構造が舞踊そのものの動作に極めて強い影響を与えることから、その動作スタイルの把握のためには拍節構造の抽出が重要になると考えられる。

MoCap データを用いた舞踊動作の解析法の開発状況を見ると、拍節構造の情報に関連したいくつかの取り組みがなされていることがわかる。例えば、文献[2]では、舞踊動作により身体各部位が描く空間的な軌跡と拍節構造との対応関係をトポロジーに基づいて解析し、各舞踊演目の動作スタイルを抽出する Topological Gesture Analysis (TGA) 法が提案されている。ただし、その解析の中で用いられる拍節構造のデータは熟練者の手作業によって得られたものである。TGA の応用として、得られた動作スタイルの情報に基づいて複数の舞踊動作シーケンスを合成するという例がある[3]。文献[4]においても、舞踊動作の拍の同期を考慮して複数の動作を合成するという試みがなされている。この例では、拍の情報を MoCap データから自動抽出する手法の開発が行われているものの、拍の組織化の様相を示す拍節構造の抽出までは至っていない。

上記の応用例に見られるように、舞踊動作の MoCap データの応用範囲は、拍節構造の情報に基づいたアプローチによりさらなる広がりを見せると期待できる。そのためにも、現段階ではまだ十分ではない拍節構造抽出の自動化手法の確立が望まれる。

認知科学の分野では、種々の事象において saliency (突出性) の発生がしばしば状態変化の cue を与えることが知られている[5]。舞踊においても、動作中に発生する saliency が動作の状態変化の cue を与える各々の拍と対応関係を持つと見なすのは妥当であると考えられる。

MoCap システムによって記録された身体動作のデータに対して適切な解析法を適用すれば、ユーザ側が求める何らかの評価基準に対応した評価量の抽出が可能になる。上記で挙げた saliency も例外ではなく、一部にはその抽出に基づく解析例もあるが[5]、舞踊動作の拍節構造の抽出と関連づけたアプローチは、著者らの知る限りではまだ見られない。

よって、本研究では、MoCap データから舞踊の motion saliency の情報を取り出し、その解析によって動作の拍節構造を推定することを試みる。ここでは、舞踊動作における saliency を、平均的な身体姿勢からの逸脱の度合と見なし、その分量を定量的なデータとして与える評価指標を導出する。得られた motion saliency データに対して、信号処理の分野でしばしば用いられる時間周波数解析[6]の手法を適用してその周期性の情報を抽出する。以下に詳細を報告する。

2. Motion Saliency の解析

2.1 解析手順の概要

本研究で採用した解析手順の概要を図 1 に示す。ここでは、周期性を有する拍節構造が、特定の周波数において舞踊動作の時間的な変動に特徴的な構造を与えることを考慮し、MoCap デ

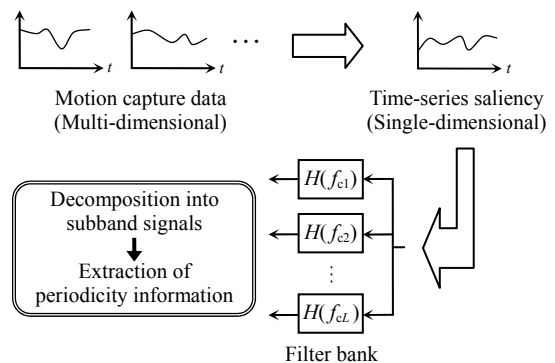


図 1 解析手順の概要
Fig. 1 Outline of analyzing procedures.

ータから抽出された motion saliency データに対して、第 1 章で述べたように、時間領域および周波数領域双方の特性を同時に見ることができる時間周波数解析を行う。その中では、最初に、多次元時系列データとして与えられる MoCap データを、motion saliency を表す単次元データにまとめる。次に、得られた saliency データを、異なる周波数通過帯域を持つフィルタ群で構成されるフィルタバンク[6]に入力して、それぞれの周波数帯域ごとの信号に分割する。その中でも特に大きい値を示す周波数帯域の信号を選択し、最終的に saliency に現れる周期性の情報を抽出する。

2.2 Motion Saliency の導出

前節で述べたように、最初に多次元時系列データである MoCap データが motion saliency データに変換される。ここでは、MoCap データとして、骨格構造人体モデルの各関節の角度を exponential map[7]の 3 次元ベクトルで表したものをを用いる。このとき、MoCap データは J 次元ベクトル $\mathbf{u}(n) = [u_1(n) \ u_2(n) \ \dots \ u_J(n)]^T$ (n : フレーム番号, J : 関節数 \times 3) の時系列データで表される。

本研究では、上記の多次元ベクトルの各成分が示す平均値からのずれを motion saliency の度合と見なし、各時刻において J 次元空間中の平均点からの距離を次式のように求めて、単次元の saliency 時系列データを取得する。

$$s(n) = \sqrt{\sum_{j=1}^J \{u_j(n) - \bar{u}_j\}^2}, \quad \bar{u}_j = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N u_j(n) \quad (1)$$

ただし、 N は MoCap データの全フレーム数である。

2.3 時間周波数解析用フィルタバンク

次の解析手順である時間周波数解析に用いられるフィルタバンクは、次式のような FIR バンドパスフィルタ[6] $H(f_c)$ の多数の組み合わせによって構成される。

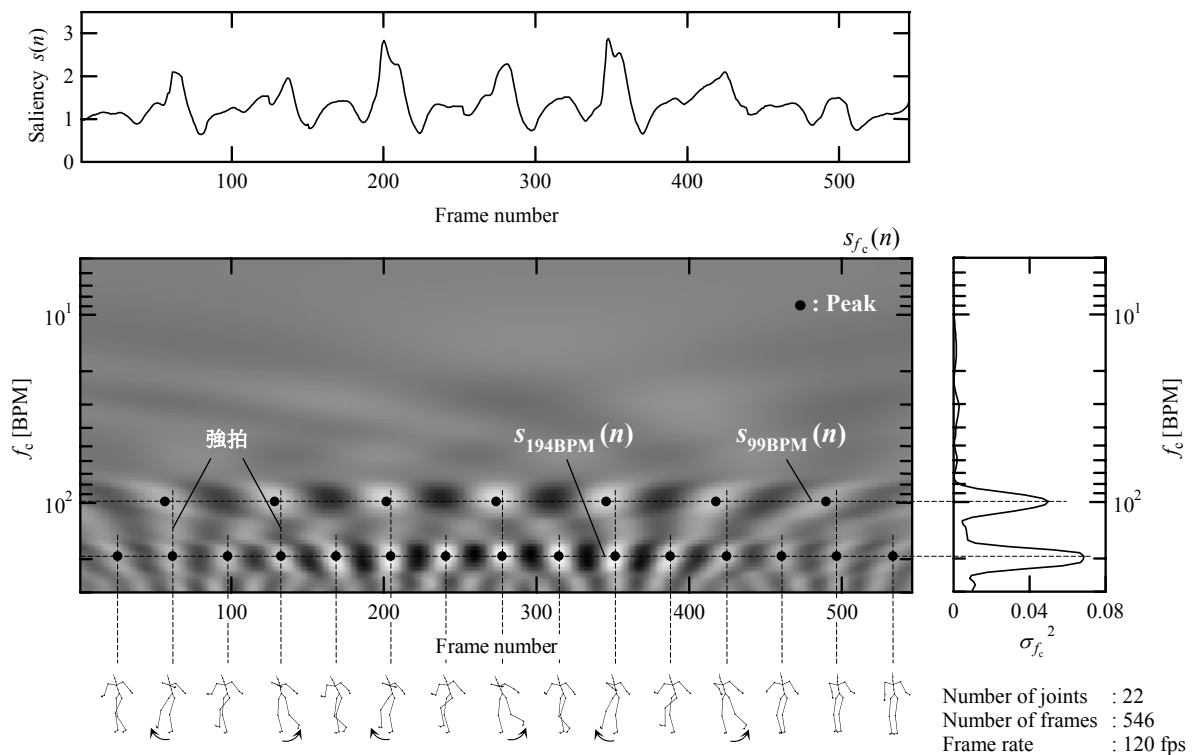


図 2 拍節構造の解析例 (舞踊カテゴリー: チャールストン, <http://mocap.cs.cmu.edu> 中の 93_05)
 Fig. 2 An analysis example (dance category: Charleston, 93_05 in <http://mocap.cs.cmu.edu>).

$$s_{f_c}(n) = \sum_{m=-M}^M h(f_c, m) s(n+m), \quad -M \leq m \leq M \quad (2)$$

$$h(f_c, m) = h_{BP}(f_c, m) w(m), \quad M = \frac{3.11\pi}{2\pi \Delta f},$$

$$h_{BP}(f_c, m) = \frac{\sin\{2\pi(f_c + \Delta f)m\}}{\pi m} - \frac{\sin\{2\pi(f_c - \Delta f)m\}}{\pi m},$$

$$w(m) = \frac{1}{2} \left\{ 1 + \cos\left(\frac{\pi m}{M}\right) \right\}, \quad \Delta f = 0.15 f_c$$

ただし, f_c は通過帯域の中心周波数, $s(n)$ はフィルタへの入力信号, $s_{f_c}(n)$ はフィルタからの出力信号であり, 上式において f_c は MoCap データのサンプリング周波数で規格化されている.

拍節構造として西洋音楽のものを対象とすると, 単純拍子[8]の場合には「全拍」の発生周波数に対する「強拍」の発生周波数の比率は整数分の 1 となり, また複合拍子[8]の場合には, 「全拍」- 「やや強拍+強拍」間の発生周波数の比率と「やや強拍+強拍」- 「強拍」間の発生周波数の比率は両者とも整数分の 1 でかつ同一となる. 後者の場合には, それぞれの強度の拍の発生周波数は, 周波数軸を対数軸とすると等間隔で与えられることになり, 結果として直感的に把握しやすくなる. このことを考慮し, 今回構成したフィルタバンクでは, それぞれの

フィルタの f_c 値を対数軸上で等間隔としている. 各フィルタから得られるそれぞれの出力信号の大きさの度合は, 次式によって与えられる各々の信号の分散によって評価される.

$$\sigma_{f_c}^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \{s_{f_c}(n) - \bar{s}_{f_c}\}^2, \quad \bar{s}_{f_c} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N s_{f_c}(n) \quad (3)$$

上式の値が大きくなる周波数帯域の出力信号が, 舞踊動作に周期性を与える上で重要な役割を担っている成分として抽出される. 抽出された信号がピークを示す各時刻において, その周波数帯域の拍節構造を形成する saliency が出現していることになる. よって, これらの時刻において動作状態の変化の cue を与える拍が発生していると見なすことにする.

3. 解析例

3.1 チャールストン

最初に, Carnegie Mellon University の MoCap データベースの web ページからダウンロードされたチャールストンの MoCap データの解析例を図 2 に示す. 今回使用したフィルタバンクのフィルタ数は 100 であり, 各フィルタの通過帯域の中心周波数 f_c は 5 BPM から 300 BPM の間の対数軸上で等間隔に与えられている. これ以降で示すすべての解析例は同一のフィルタバンクによって得られたものである.

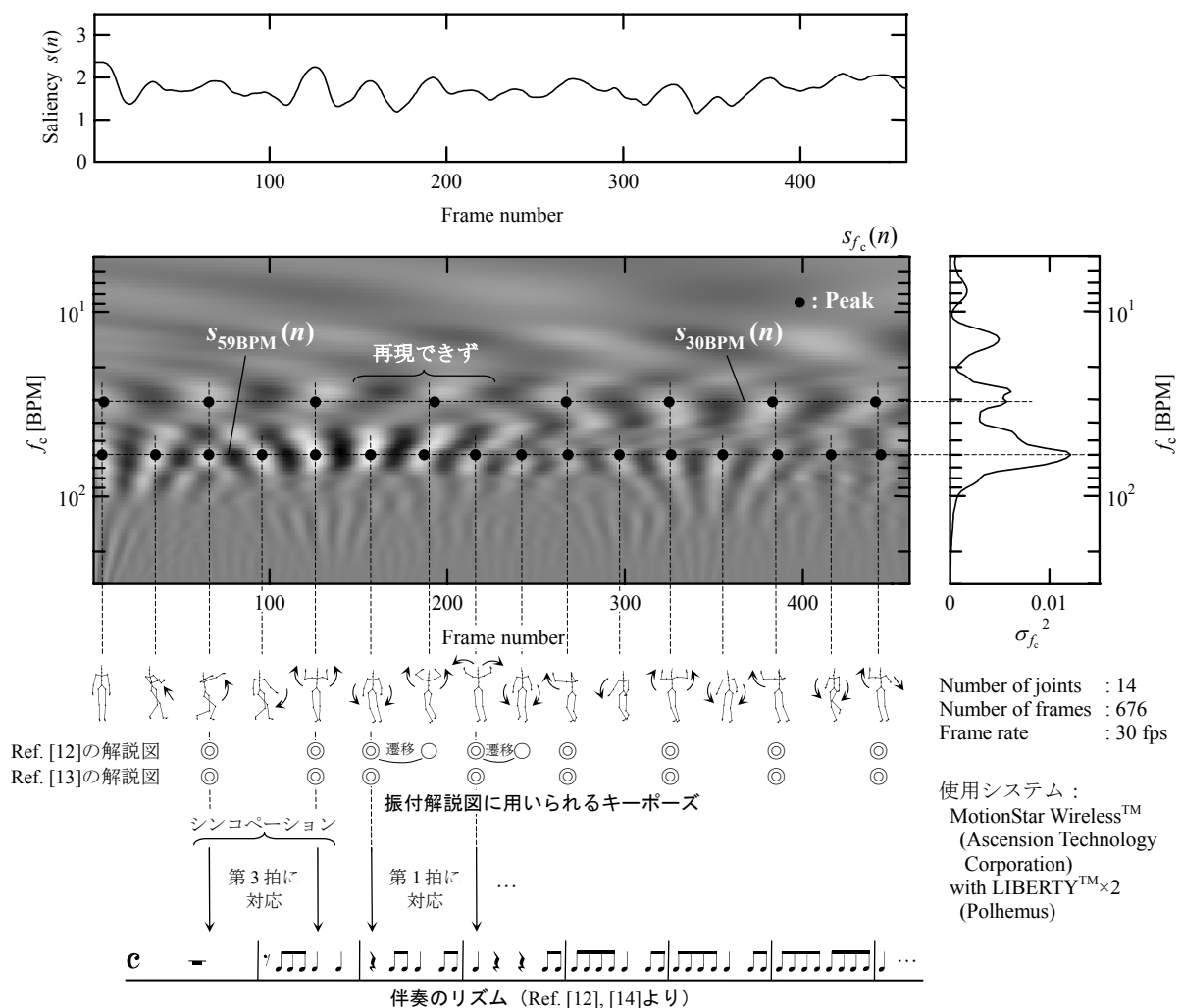


図3 拍節構造の解析例 (舞踊演目: 西馬音内盆踊り・音頭, 磁気式センサで取得)
 Fig. 3 An analysis example (dance number: Nishimonai Bon Odori, Ondo, acquired by magnetic sensors).

Saliency $s(n)$ を見ると, 明らかに周期性を持っていることがわかる. このデータを入力としたフィルタバンクの出力信号の分散 $\sigma_{f_c}^2$ を見ると, 大きなピークが2つ現れている. これらのピークを与えるフィルタの f_c 値はそれぞれ 99 BPM および 194 BPM であったが, より高い周波数分解能を得るために出力信号 $s_{99\text{BPM}}(n)$ および $s_{194\text{BPM}}(n)$ のスペクトル解析[6]を行った結果, 最大スペクトルを与える周波数はそれぞれ 98 BPM および 196 BPM となり, ちょうど 1:2 の比率が得られた.

図2において, $s_{99\text{BPM}}(n)$ および $s_{194\text{BPM}}(n)$ が時間軸上でピークを与えるタイミングを見ると, $s_{194\text{BPM}}(n)$ の偶数番目のピークがそれぞれ $s_{99\text{BPM}}(n)$ のピークとほぼ同一時刻となっており, これらの時刻において, 奇数番目のピークで発生する拍より強い拍が与えられていることが推定できる. 実際の所, 偶数番目のピークの時刻

は一方の足を前方あるいは後方に強く振り上げるタイミングと一致している.

上記のように, 今回対象としたチャールストンの MoCap データは, 弱拍が強拍に先行する backbeat 形式[9]の二拍子の拍節構造を持っていると推定される. 文献[10]によれば, チャールストンの舞踊動作における強拍は, それぞれの足を後方に振り上げるタイミングで与えられる. 提案手法で得られた強拍は前述のように足を後方に振り上げるタイミングを含んでおり, 本来の振付と一致している.

3.2 西馬音内盆踊り

次に, 秋田県羽後町の民俗芸能「西馬音内盆踊り」の中の舞踊演目「音頭」の解析例を図3に示す. ここで用いられた MoCap データは, 磁気式センサを用いた測定システムによって取得されたものである.

Saliency $s(n)$ を見ると, 波形そのものの形状

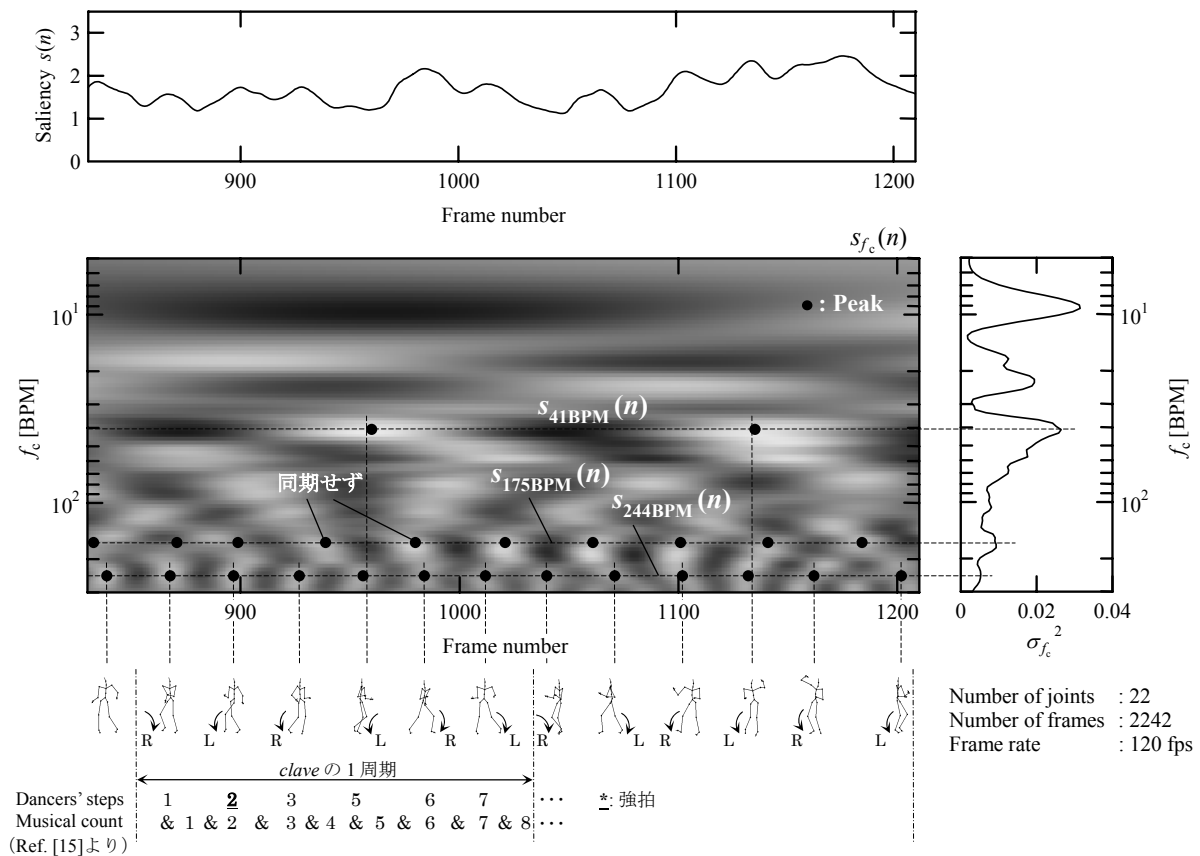


図 4 拍節構造の解析例 (舞踊カテゴリー: サルサ, <http://mocap.cs.cmu.edu> 中の 61_01)
 Fig. 4 An analysis example (dance category: Salsa, 61_01 in <http://mocap.cs.cmu.edu>).

にはチャールストンの場合ほどの周期性は見られないが、それぞれのピークの発生時刻はある程度等間隔となっていることがわかる。出力信号の分散 $\sigma_{f_c}^2$ に関しては、4つの山が対数周波数軸上でほぼ等間隔に現れている。リズム特性には比較的高い周波数を持つ成分が大きな影響を与えることが知られており[11]、よって、ここでは、20 BPM以上の成分を持つ2つの山に注目する。

周波数が高い側の山でピークを与えるフィルタ ($f_c = 59$ BPM) の出力信号の最大スペクトル周波数は 62 BPM であった。他方で、周波数が低い側の山はピークを2つ持っているが、ここでは、62 BPMのちょうど2分の1に近い 28 BPMの最大スペクトル周波数を示すフィルタ ($f_c = 30$ BPM) の出力信号を見ることとする。

図3において、 $s_{30\text{BPM}}(n)$ および $s_{59\text{BPM}}(n)$ が時間軸上でピークを与えるタイミングを見ると、200フレームに達する以前では、 $s_{59\text{BPM}}(n)$ の奇数番目のピークが $s_{30\text{BPM}}(n)$ のピークと重なって強拍となっているのに対して、それ以降では偶数番目のピークが強拍となっている。

文献[12]および[13]中に示されているこの演目の振付解説図および文献[12]中の伴奏音楽の楽

譜を、秋田県羽後町著作のDVD[14]中の画像および音声と照らし合わせると、動作中の強拍と見なせるキーポーズが現れるタイミングは、図3に示されるように、伴奏音楽の第2小節までは小節内の第3拍、第3小節以降は第1拍となっており、冒頭2小節でシンコペーションが生じていることがわかる。提案手法ではシンコペーションから本来の拍子への移行の部分が完全には再現できていないものの、シンコペーションの発生そのものと、本来の拍子に移行した後の強拍-弱拍の適切なタイミングは推定できている。

3.3 サルサ

次に、サルサの MoCap データの解析例を図4に示す。このデータは、チャールストンの場合と同様に Carnegie Mellon University の MoCap データベースからダウンロードされたものである。

Saliency $s(n)$ を見ると、西馬音内盆踊りの場合と同様に、波形そのものには明確な周期性は見られない。出力信号の分散 $\sigma_{f_c}^2$ には多数のピークが現れているが、ここでは、20 BPM以上でかつ最大スペクトル周波数の比率がほぼ整数となる出力信号群として、 $f_c = 41$ BPM, 175 BPM および 244 BPM の3つのフィルタの出力

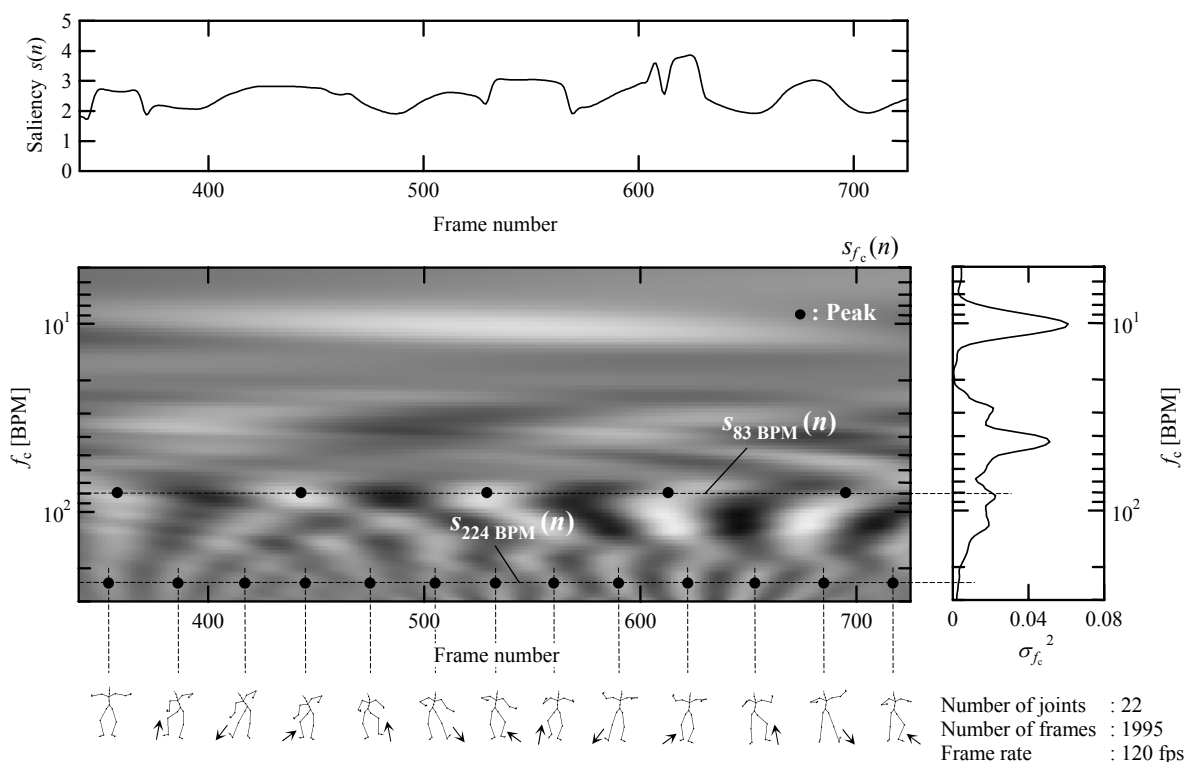


図5 拍節構造の解析例 (舞踊カテゴリー: インド舞踊, <http://mocap.cs.cmu.edu> 中の 94_13)
 Fig. 5 An analysis example (dance category: Indian Dance, 94_13 in <http://mocap.cs.cmu.edu>).

に注目する. それぞれの信号の最大スペクトル周波数は 41 BPM, 163 BPM および 245 BPM であり, 41 BPM に対して 163 BPM は概ね 4 倍, 245 BPM は 6 倍となっている.

図 4 において各信号がピークを与えるタイミングを見ると, $s_{244\text{BPM}}(n)$ のピークが 6 回発生する度に, それと同期して $s_{41\text{BPM}}(n)$ のピークが 1 回現れていることがわかる. これに対して, $s_{175\text{BPM}}(n)$ のピーク群は $s_{41\text{BPM}}(n)$ および $s_{244\text{BPM}}(n)$ のいずれとも同期していない.

サルサ音楽は, 4 拍から成る小節が 2 つ続く *clave* というリズム単位を持つ[15]. この音楽に合わせたサルサダンスのパフォーマンスには様々な様式があるが, 今回用いられたデータは, そのステップの動作スタイルから, 文献[15]において *on 2* のリズムパターンの 1 つに分類されている *nightclub style* のものであると見られる. *Nightclub style* のリズムパターンでは, *clave* の 8 拍の間に, 図 4 に示されるようなタイミングで 6 つのステップが与えられる.

今回得られた $s_{244\text{BPM}}(n)$ のピークの発生時刻は, 各ステップの発生時刻と概ね一致している. この信号のちょうど 6 分の 1 の周波数で同期している $s_{41\text{BPM}}(n)$ は結果として 6 ステップで 1 周期となることを示しており, *nightclub style* のリズムパターンと一致した周期性を示している. ただし, 強拍の発生タイミングに関しては, 本来

は *on 2* の名が示すようにリズムパターンの第 2 ステップとなるはずであるが, 提案手法による推定では第 4 ステップとなっている. 図 4 を見ると, $s_{41\text{BPM}}(n)$ の 2 つ目のピークの発生時には, それ以前には腕を上げるという動作が見られることから, ステップ以外の動作の影響によって強拍の発生時刻がずれたと推測される.

他の周波数成分との同期が見られない $s_{175\text{BPM}}(n)$ に関しては, この信号がピークを示した具体的な原因は现阶段では解明されていないが, サルサの舞踊動作においてはポリリズムが発生していることが指摘されており[16], よって, 複数の拍節構造の同時発生の影響が関連している可能性も無視できない.

3.4 インド舞踊

最後に, インド舞踊の MoCap データの解析例を図 5 に示す. このデータも Carnegie Mellon University の MoCap データベースからダウンロードされたものである.

Saliency $s(n)$ を見ると, これまでのデータが正弦波状の信号の重ね合わせのような形状を持っていたのに対して, 今回のデータの場合には, ほぼ方形波に近い形状や, 線形性の高い単調増加あるいは単調減少のパートが見られ, 顕著なユニークさを示していることがわかる. ただし, 明確な周期性は把握できない.

出力信号の分散 $\sigma_{f_c}^2$ には多数のピークが現れ

ている．ここでは，20 BPM 以上でかつ最大スペクトル周波数の比率がほぼ整数となる組み合わせである $f_c = 83$ BPM および 224 BPM の2つのフィルタの出力信号に注目する．それぞれの信号の最大スペクトル周波数は 79 BPM および 240 BPM であり，前者に対して後者は概ね3倍となっている．

図5において各信号がピークを与えるタイミングを見ると， $s_{83\text{BPM}}(n)$ と $s_{224\text{BPM}}(n)$ は同期していないことがわかる．他方で， $s_{224\text{BPM}}(n)$ のピーク群の発生タイミングは，少なくとも左右の脚部の屈曲／伸展動作のタイミングと一致していることも把握できる．

文献[17]によれば，インド舞踊の伴奏として用いられるインド音楽のリズム要素は「ターラ」と呼ばれる．その拍節構造に関しては，周期が長いものでは10拍以上におよび，また強拍間の時間が不等間隔で変動する極めて複雑なものが数多く存在している．これらの中には，西洋音楽のように各強度の拍の発生周波数の比率が整数とならないものも多く，よって，Saliencyの各周波数成分の中から拍節構造を構成する適切な組み合わせを抽出するのは容易ではない．

結局，今回対象とした MoCap データの演技が「ターラ」の中のどの拍節構造に属するのかを推定することは現段階では実現できておらず，最小構成単位である拍の抽出のみにとどまっている．

4. 考察

上記の解析例を見ると，チャールストンや西馬音内盆踊りのように比較的単純な拍節構造を持つ演目に関しては，強いシンクペーションが示されない限り，拍の強弱の組織化構造を正確に推定できていることがわかる．これに対して，サルサのように身体の各部位の動作が空間的に複雑に絡み合う場合や，インド舞踊のように強拍の発生時刻の間隔が時間軸上で等間隔にならない演目に関しては，拍節構造を正確に抽出できていない．

後者に属する演目群は，motion saliency データの中に，式(3)の分散値にピークを与え周期性を特徴づける周波数成分を多数含んでいる．よって，これらの演目群の拍節構造を推定するためには，上記のピーク周波数群の中から，組織化された構造を与える適切な組み合わせを選択する新たな解析手順の導入が必要になると考えられる．

今回は，舞踊動作中の saliency に着目し，この単一の性質のみに基づいて拍節構造を推定することを試みた．結果として，解析に用いられる motion saliency の時系列データは単次元化されている．MoCap データは一般に極めて高い次元数を持ち，その解析には多大な困難さを伴うことはよく知られているが，提案手法の適用

による単次元データへの変換により，種々の解析法の適用が容易になる．このことを利用すれば，拍節構造の推定以外のアプローチ，例えば，MoCap データの利用において従来から課題となっている時間軸上での単位動作への自動分割を motion saliency の視点から実行するといったトライアルを通して，その利用分野のさらなる拡張が期待できる．

5. おわりに

本研究では，MoCap データから舞踊の motion saliency の情報を取り出し，その解析によって動作の拍節構造を推定することを試みた．得られた結果をまとめると次のようになる．

- (1) 各関節の角度の平均値からのずれの割合を motion saliency と見なして，MoCap データを単次元化した時系列データを導出した．
- (2) Motion saliency データにフィルタバンクを適用して時間周波数解析を行い，周期性の情報を抽出した．
- (3) 上記手法を実際の MoCap データに適用したところ，比較的単純な拍節構造は推定できたが，身体各部位の動作が空間的に複雑な構成を持つ場合や，強拍が時間軸上で等間隔とならない場合に関しては，構造全体の正確な推定は達成されなかった．

(3)の課題の解決のためには，motion saliency に含まれる周波数成分の中から拍節構造に関連する適切な成分を選択するための新たな解析手順の導入が必要であると考えられる．また，単次元化された motion saliency データの取り扱いの容易さを生かしたさらなる解析法の開発も期待したい．

参考文献

- [1] H'Doubler, M. N.: *Dance: A Creative Art Experience*, Appleton-Century-Crofts, Inc., 1940.
- [2] Naveda, L. and Leman, M.: The Spatiotemporal Representation of Dance and Music Gestures Using Topological Gesture Analysis (TGA), *Music Perception*, Vol.28, No.1, pp.93-111, 2010.
- [3] Oliveira, J. L., Naveda, L., Gouyon, F., Leman, M. and Reis, L. P.: Synthesis of Variable Dancing Styles Based on a Compact Spatiotemporal Representation of Dance, *Proc. 1st International Workshop on Robots and Musical Expressions, IEEE/RSJ on Intelligent Robot and Systems*, 2010.
- [4] Kim, T. H., Park, S. I. and Shin, S. Y.: Rhythmic-Motion Synthesis Based on Motion-Beat Analysis, *ACM Trans. Graph.* Vol.22, No.3, pp.392-401, 2003.
- [5] Halit, C. and Capin, T.: Multiscale Motion Saliency for Keyframe Extraction from Motion Capture Sequences, *Comp. Anim. Virtual Worlds*, Vol.22, pp.3-14, 2011.
- [6] Mitra, S. K.: *Digital Signal Processing*, 4th Ed.,

The McGraw-Hill Companies, Inc., 2011.

[7] Grassia, F. S.: Practical Parameterization of Rotations Using the Exponential Map, *Journal of Graphics Tools*, Vol.3, No.3, pp.29-48, 1998.

[8] 遠藤三郎: 新しい形式による楽典 音楽用語の知識, シンコーミュージック・エンタテイメント, 1994.

[9] Powell, J.: *How Music Works*, Little, Brown and Company, 2010.

[10] Walker, B.: *How to Charleston Correctly*, Dance Books Ltd., 2009. (Reprint of the edition published by Great Northern Publishing, Co., 1926.)

[11] Lerdahl, F. and Jackendoff, R.: *A Generative Theory of Tonal Music*, The MIT Press, 1983.

[12] (社)日本フォークダンス連盟編, ふる里の民

踊 I, (社)日本フォークダンス連盟, 2007.

[13] 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, Vol.31, pp.114-126, 1981.

[14] 秋田県羽後町 (DVD) : 西馬音内盆踊り, 羽後町観光物産協会, 2004.

[15] Hutchinson, S.: Mambo On 2: The Birth of a New Form of Dance in New York City, *CENTRO Journal*, Vol.16, No.2, pp.108-137, 2004.

[16] Renta, P.: Salsa Dance: Latino/a History in Motion, *CENTRO Journal*, Vol.16, No.2, pp.138-157, 2004.

[17] B. C. デーヴァ著, 中川博志訳: インド音楽序説, 東方出版, 1994.