

LMA に基づく舞踊動作の解析・評価

高階 克己¹, 八村広三郎¹, 吉村ミツ²

¹ 立命館大学 大学院 理工学研究科, ² 立命館大学 COE 推進機構

モーションキャプチャデータで取得した舞踊の身体運動の3次元データから, その舞踊における特徴的ポーズや, いわゆる「見せ場」に相当する部分を抽出することを本研究の目標においている. ここでは, モーションキャプチャデータから, ラバン動作解析(LMA)に基づいた, いくつかの身体動作の物理的特徴量を求め, これを用いて特徴的ポーズや舞踊の見せ場の抽出を試みる. 本報告ではLMAの中の身体動作の内面的要素を表す Effort 要素と身体と周りの空間との関連を表す Shape 要素に注目する. Weight, Time などの Effort の成分および Shape Flow に相当する特徴量をモーションデータから算出し, この特徴量の時間的変化の様子から Effort 要素を求めた. 一方, 対象とする舞踊の動作を3D-CGで表示したものを, LMAの専門家に詳しく観察してもらい, Effortの要素を抽出した. これと, 本報告で述べる手法により抽出されたものとの比較を行い, 本手法の正当性を評価した. その結果, 十分に納得できる結果が得られたところと, 必ずしもそうでないものがあることが分かった.

Analysis and Evaluation of Dancing Movement Based on LMA

Katsumi Takasina¹, Kozaburo Hachimura¹ and Mitsu Yoshimura²

¹ Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University,

² Center for Promotion of the COE, Ritsumeikan University

The final goal of this research is to extract some characteristic frames as well as highlight parts from the data of body movement of dancing obtained by a motion capturing technique. For this, based on the Laban Movement Analysis (LMA) some of the physical feature values of the body movement are extracted, which will be used for the extraction of characteristic frames. In this report we will mainly focus on the Effort and Shape components of LMA, and some of the physical properties related to these components will be derived from motion data, and eventually these LMA components are determined by observing their change over time. The results have been compared with those which have been extracted by a LMA specialist and evaluated. Consequently, we found that the results are in part satisfactory but also indicate needs of further investigation.

1 はじめに

モーションキャプチャデータを利用することにより, 人間の身体動作についての正確なデータが計測できるようになった. これを利用して民族舞踊, 伝統芸能のアーカイブ化が行われるようになってきている [1]. しかしモーションキャプチャによる身体動作のデータは膨大で, 必要なデータをアーカイブ中から見つけだすのは容易ではない. このため, 身体動作データに対する類似検索の手法についての研究も行われている [2]. 一方, 対象となる舞踊動作データから, その動作がどのようなものであるかがひと目で判断できるような, 特徴的な部分あるいはポーズを自動的に抽出し, これらのある種のインデックスとして利用することも考えられる. 文献 [3] では, 身体モデルを水平面に投影したときに見える像の凸包を求め, この凸包の面積に身体の高さの

最大値を掛けて求めた体積の値の変化から, 舞踊動作を表現するのにふさわしいフレーム (特徴的フレーム) を抽出する方法を提案している. 身体を包み込む凸多角形の体積の変化で, 舞踊の見せ場を求めようというものである. しかしこれでは, 身体動作の数量化の方法が単純すぎ, また, 必ずしも手法の正当性を確認できないという問題点があった. 一方, 舞踊学における, 舞踊の身体動作の分析の観点からは, 古くよりラバン動作分析 (Laban Movement Analysis: LMA) と呼ばれる手法が提案され利用されており, 舞踊だけでなく, 表現運動の教育や指導でも活用されている [4]. 本研究では, 身体動作の数量化の手法として, この LMA に注目し, モーションキャプチャによる身体動作データから, LMA に基づいて算出した特徴量を抽出し, その特徴量を用いて対象身体動作を評価する. この結果が

ら，LMA が特徴的なフレームや「見せ場」の抽出に利用できるかどうかを検討する．

LMA は，元来，コンピュータによる取り扱いを念頭に置いたものではないので，分析結果の記述方法は定量的なものではなく，また，その概念の理解も必ずしも容易ではない．しかしながら，近年，LMA は，ロボット研究者や CG アニメーション研究者などから，身体表現が表すものを定量的に扱うためのツールとして注目をされ始めており，たとえば，[5] では，簡単なペット型ロボットの動作から，独自に定義した LMA 特徴量を用い，これと，この動作を観察した被験者から得られる心理的評価値との相関を求めて，LMA 特徴量の妥当性を検討している．また，[6] では，CG による人体アニメーションの動作に「表情」を付与するために，LMA に基づくパラメータで動作を修飾する手法について述べられている．しかしながら，LMA を舞踊動作からの特徴的な部分の抽出に利用する試みはまだない．

2 LMA

LMA は，R. ラバンによって考案された，身体動作の力学的特徴・幾何学的特徴をより詳細に分類するシステムである．LMA では，動作の単位を，4 つの主要な成分 (component) Body, Effort, Shape, Space で体系的に観察し表現する．これらの成分はそれぞれ単独に解釈されることもあるし，相互の関連で，その動作を見ている人にとって意味のある文の形で表現されることもある．本論文では，比較的取り扱いやすいと考えられる Effort と Shape について主に取り上げる．

2.1 Effort

Effort とは身体動作に表われる心的な要素 (意図，態度，要求) が，動作として外部に見える動きとして表われるものを取り扱う．Effort は動作の動的な質を表現する．すなわち，動作の感覚的な調子，テクスチャ，あるいは，エネルギーの使われ方などである．Effort の変化は，一般に，ムードや感情の変化に関連している．

Effort は，4 つの要素 Weight, Time, Space, Flow によって記述される．また，これらの要素を用いて，動作を Effort グラフと呼ばれるチャートで記述することもできる．

これらの要素のそれぞれは，戦闘状態 (fighting)，および陶酔状態 (indulging) と呼ばれる状態に 2 極化される．戦闘状態は能動的でめりはりがある活発な身体運動を意味し，陶酔状態とは酒に酔ったときのように，ふらふらとした力の弱い身体運動を意味する．通常，LMA

では，身体動作をこの両極のどちらかの状態であるかを判定する．しかし，本研究のように，モーションキャプチャデータに基づく定量的分析を行う場合は，これらの両極の間の連続的な量を考えて，それらの程度を表すこともできる．

Effort の 4 つの要素は必ずしも全ての動きに付随する訳ではない．Effort の要素がまったくないものもあり，また，1 つの要素だけの動作や 4 つの要素のすべてが表われる動作もある．

2.1.1 Weight

Weight は，力強さを意識して動いているように見えるか，という観点で動作を分析する．すなわち，力を入れているか，あるいは反対に力を抜いているように見えるかに注目する．戦闘状態と陶酔状態の 2 極に対応するものとして，それぞれ，力強く見えるような動きを表す Strong と，軽やかに見えるような動きを表す Light と呼ばれる状態がある．

2.1.2 Space

Space は，空間内のある決まった方向に進んでいるように見えるかという観点で分析する．すなわち，目的地が明確で，ある一点に向かって一直線状に進む動きを表す Direct と，目的地が曖昧で大よその方向に向かって進む動きを表す Indirect とに分類される．

2.1.3 Time

Time は，時間を意識して動作しているかの観点で分析する．ただし，動作にどれだけ時間がかかるかという動作時間の長さのことではない．動作者の持っている時間に対する内的な態度を表現するものと考えられている．慌しく動いている Quick とゆっくりとゆるやかに動いている Sustained の両極に分けて考える．

2.1.4 Flow

Flow では，動きの流れに対する緊張感を表す．流れるような動きをしていると，Flow の要素が表われていることになる．流れが決まったような動きであり，止まれといわれればすぐに止まれるような動きを表す Bound と，束縛されない自由な動きをしており，止まれといわれても急には止まれず行き過ぎてしまうような動きを示す Free の両極で表現される．

2.2 Shape

LMAの成分Shapeとは、身体がどのように空間で形を作っているか、またはどのように空間に関わりあっているかを表している。Shapeは、Shaping, Shape Flow, Directionalの3つの要素に分けて考えられる。

2.2.1 Shaping

Shapingとは、空間との相互作用を表す。この要素は、人体の動きを、それぞれ、Door Plane(正面), Table Plane(水平面), Wheel Plane(側面)の3つの面に投影して考える。それぞれにおいて、さらに以下に述べるような2極状態(戦闘状態, 陶醉状態)に分類される [5][6]。

- Door Plane Shape: 身体の正面から見たときの上下方向の動作を表す
 - Decending: 身体が下に向かうような動きを表す。これは力強い動きの印象を受ける。
 - Ascending: 身体が上に向かうような動きを表す。これは軽やかな動きとされる。
- Table Plane Shape: 身体の動きを水平面上でとらえる。動きの広がりを表す。
 - Enclosing: 身体が狭まるような動きを表す。
 - Spreading: 身体が前後左右に広がるような動きを表す。
- Wheel Plane Shape: 身体の側面から動作を見る。前進あるいは後進を表す。
 - Retreating: 身体が後に下がるような動きを表す。この動きはあわただしい印象を与える。
 - Advancing: 身体が前に向かうような動きを表す。この動きはゆるやかという印象を与える。

2.2.2 Shape Flow

Shape Flowは、身体そのものの形、身体の前後左右上下方向への動きの大きさを表す。具体的には下に示す6つの要素に分けられている。

- Lengthening: 身体の上下の長さを伸ばすような動き
- Shortening: 身体の上下の長さが縮むような動き
- Widening: 身体の横幅が長くなるような動き
- Narrowing: 身体の横幅が短くなるような動き
- Bulging: 身体の前後の長さが長くなるような動き
- Hollowing: 身体の前後の長さが短くなるような動き

2.2.3 Directional

Directionalは、動作によって描かれる空間内の軌跡の状態を示し、以下のような2極状態に分類される。

- Arc-Like: 曲線状の軌跡を描くような動き
- Spoke-Like: 直線状の軌跡を描くような動き

3 LMA 特徴量

以上で述べてきたような、Effort中のWeight, Space, Timeの3つの要素、さらに、Shape中のShape Flow,

Shapingの2つの要素に注目して、モーションキャプチャによる身体動作データから動きのLMA特徴量を算出する。ここではこれらのLMA特徴量について述べる。なお、ここで取り扱う身体動作データでは、図1に示すような23個のマーカの(X, Y, Z)位置座標の時系列として表現されている。

3.1 Weight 特徴量

文献[5]ではWeightを単位時間あたりの運動エネルギーで数値化している。本研究でも、これを参考にし、Weightの特徴量として身体の対象部位の運動エネルギーの値を用いる。体全体の動きを代表するものとして、Rootマーカを、また体を中心とした四肢の動きを説明するものとして、四肢の末端、すなわち、左右のFingerとToeのマーカを利用する。運動エネルギーは $\frac{1}{2}m_i v_i^2$ で求めることができるが、これらの各部位*i*の質量 m_i は求めることはできない。ここではこれらの質量に相当するものとして、部位root, finger, toeに応じ、適当な a_r, a_f, a_t の係数を利用する。

まずRootマーカを基準にして、RFinger, LFinger, RToe, LToeの位置を正規化し、それぞれにおいてフレーム間のマーカの変位の2乗をそれぞれ求めて、それらの値の和をWeight特徴量とする。第*i*フレームにおけるマーカ*k*の座標を x_i^k, y_i^k, z_i^k として、式(1)で各マーカにおける速度の2乗から $Weight_i^k$ を求める。

$$Weight_i^k = (x_i^k - x_{i-1}^k)^2 + (y_i^k - y_{i-1}^k)^2 + (z_i^k - z_{i-1}^k)^2 \quad (1)$$

次に、式(2)でそれぞれのマーカでの値 $Weight_i^k$ の総和を求めて、第*i*フレームにおけるWeight特徴量 $Weight_i$ とする。

$$Weight_i = a_r Weight_i^{Root} + a_t Weight_i^{RToe} + a_t Weight_i^{LToe} + a_f Weight_i^{RFinger} + a_f Weight_i^{LFinger} \quad (2)$$

3.2 Space 特徴量

文献[5]では、Space Effortの要素を、ペットロボットの視線の方向とペットロボット両手の差し出す方向との一致度から求めている。これは極めて単純な前提であり、人体の複雑な身体運動から特徴を抽出するにはこれでは不十分である。少なくとも、身体の進む方向についてのパラメータが組み込まれるべきであろう。しかし、本研究では追試の意味も含めて、まずこの考えに沿っ

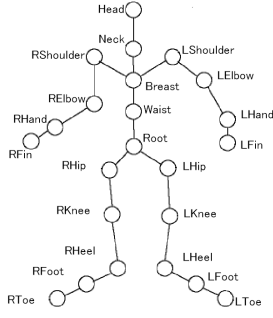


図 1: 人体モデルとマーカ

た処理を試みる．ただし，視線方向は現在のモーショキャプチャでは求めることはできない．このため，マーカの Head(頭), RShoulder(右肩), LShoulder(左肩) の 3 つのマーカで形成される三角形の法線ベクトルを顔方向ベクトルとして視線方向のかわりに利用する．一方，身体の進行方向を Root の軌跡の接線方向として求め，顔方向ベクトルと進行方向ベクトルとの内積を Space 特徴量とする．

第 i フレームにおける法線ベクトルを $x_i^{sisen}, y_i^{sisen}, z_i^{sisen}$, Root マーカの座標を $x_i^{root}, y_i^{root}, z_i^{root}$ として式 (3) で求まる値を第 i フレームにおける Space 特徴量 $Space_i$ とする．

$$Space_i = x_i^{sisen} \times (x_i^{root} - x_{i-1}^{root}) + y_i^{sisen} \times (y_i^{root} - y_{i-1}^{root}) + z_i^{sisen} \times (z_i^{root} - z_{i-1}^{root}) \quad (3)$$

ここで，Root の軌跡のベクトルに単位ベクトルを用いないのは，速度も Space の要素に関係していると考えからである．一般に，動きの目標が明確な動きは速い動きとなり，目標が曖昧な動きは遅くなるという傾向を示すと考えられる．

3.3 Time 特徴量

Time Effort は動きのあわたたしさの尺度であり，これは各部位の動作の加速度で表現されると考えられる．ここでは，Time 特徴量は Root と Finger と Toe のマーカの動きの加速度の和として定義する．

各フレームの前後におけるマーカ位置の差分を求め，さらにその値の差分を求める．すなわち，マーカ k においてフレーム i での座標を x_i^k, y_i^k, z_i^k とすると，式 (4) で速度 V_i^k を，式 (5) で加速度 A_i^k を求める．

$$V_i^k = \sqrt{(x_i^k - x_{i-1}^k)^2 + (y_i^k - y_{i-1}^k)^2 + (z_i^k - z_{i-1}^k)^2} \quad (4)$$

$$A_i^k = V_i^k - V_{i-1}^k \quad (5)$$

さらに，式 (6) で各マーカの加速度の和を求め，これを Time 特徴量 $Time_i$ とする．

$$Time_i = A_i^{Root} + A_i^{RToe} + A_i^{LToe} + A_i^{RFinger} + A_i^{LFinger} \quad (6)$$

3.4 Shape flow 特徴量

Shape Flow の特徴量は，図 1 に示す両腰のマーカ RHip と LHip を結ぶ線分の水平成分の方向が横幅方向に一致するように置いた，身体モデルの外接直方体の形状に基づいて抽出する．すなわち，外接直方体の各辺の大きさを Shape Flow を表すものとする．横幅が大きくなると Widening，小さくなると Narrowing，高さが大きくなると Lengthening と小さくなると Shortening，前後の奥行きが大きくなると Bulging，小さくなると Hollowing である．

3.5 Shaping 特徴量

3.5.1 Door Plane Shape

Door Plane の Shape は，Root マーカの Y 座標（垂直方向）の変化で表す．Y 座標の値が増加するなら Ascending，減少するなら Decending とする．

3.5.2 Table Plane Shape

Table Plane Shape では，水平面内での身体の広がり表現する．すなわち，Spreading と Enclosing は上から見たときの x - z 平面（水平面）上に投影されたマーカの 2 次元凸包の面積で表す [5]．面積が拡大しているなら Spreading，縮小するなら Enclosing とする．

3.5.3 Wheel Plane Shape

Wheel Plane Shape は 2 つのマーカ RHip と LHip を結ぶ線を基準線として，前後を判別する．この基準線に対して直交し前方を向いた，Root マーカの位置が前方方向に動いているか，後方に向かって動いているかで判定する．X 軸と平行になるように正規化したあと，前後方向の座標の値を特徴量とし，この値が大きくなると Advancing，小さくなると Retreating とする．

4 LMA 要素に対応する動作の抽出

Weight, Space, Time 特徴量および Shaping, Shape Flow 特徴量を使って, これらの要素が表れている箇所
の動作を抽出する. 対象の舞踊データとしては熟練したプロのダンサーによるバレエの動作データを用いる. 図 2 と図 3 に使用した動作データから抽出したポーズの画像を示しておく. これらは, 毎秒 30 フレームのフレームレートでキャプチャしたもので, それぞれ, 2600 フレーム, 1800 フレーム分のデータ量である.

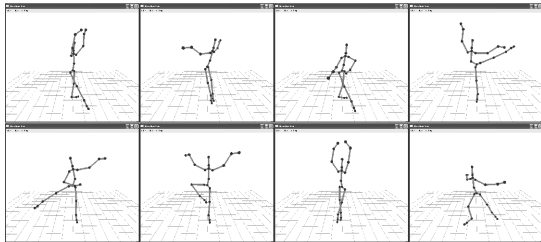


図 2: バレエの動作 データ A

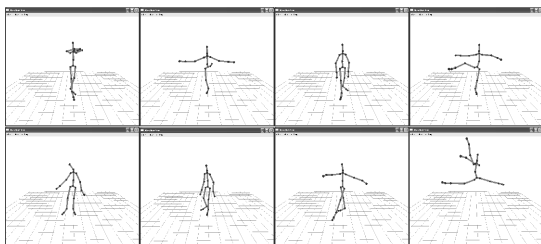


図 3: バレエの動作 データ B

4.1 Weight 動作の抽出

3.1 節の式 (2) による Weight 特徴量を用いて Strong と Light の部分を抽出する. 図 4 はデータ A の Weight 特徴量の時間変化を表示したものである. 図 4 のデータは, 式 (2) 中の係数 a_r, a_f, a_t にすべて 1 を設定して求めている. Weight 特徴量の増加部分を Strong の動き, 減少部分を Light の動きと考え, 図 4(b) の部分から, 特徴量の変化率をもとにして求めた Strong の動作を図 5 に, Light の動作を図 6 に示す. 図 5 では, 力強く縮みこむ動作が, また図 6 では軽やかにのびあがる動作が求まっている.

4.2 Space 動作の抽出

式 (3) で Space 特徴量を求め, この値がある閾値よりも大きな値を示す区間の動作を, 目標位置の明確に

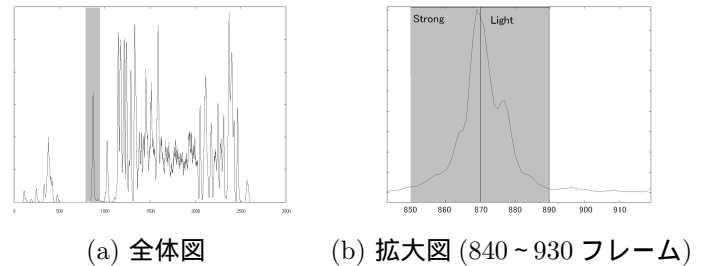


図 4: Weight 特徴量

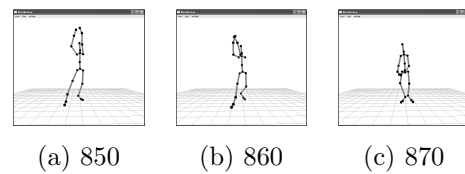


図 5: Strong 動作 (数字は図 4 中のフレーム番号)

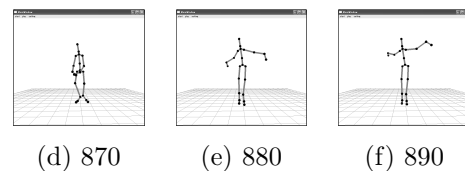


図 6: Light 動作 (数字は図 4 中のフレーム番号)

決まったような, Direct の要素を持った動作として抽出する.

図 7 は動作データ B を利用して求めた Space 特徴量である. 図 7 中から Space の Direct の部分として A, B の 2 箇所が抽出された. A, B の部分に対応する動作を, それぞれ, 図 8 と図 9 に示す. いずれも, 前方の 1 点に向かって飛び上がる動作を示している.

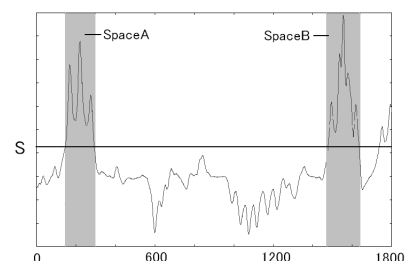


図 7: Space 特徴量 A, B の区間はそれぞれ (160, 260), (1520, 1580))

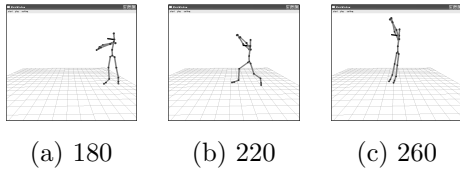


図 8: Space 動作 A (数字は図 7 中のフレーム)

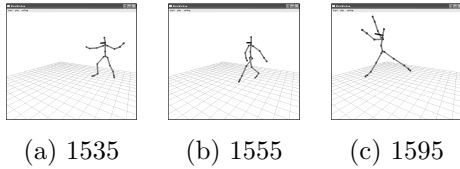


図 9: Space 動作 B (数字は図 7 中のフレーム番号)

4.3 Time 動作の抽出

Time 特徴量から Time 要素の動作を抽出する。Time 特徴量は動作の加速度を基本としており、微分(差分)演算を利用するので、この処理によりノイズ成分が強調されて、データの読み取りが困難になる。したがって、ここでは、Time 特徴量をいったん平滑化したもの(図 10)を用いている。Time 要素の動作の抽出には、3つの閾値 t_1, t_2, t_3 ($t_1 > t_2 > t_3$) を利用する。すなわち、閾値 t_1 より上の区間を Quick とし、閾値 t_2 と t_3 の間の区間を Sustained とする。

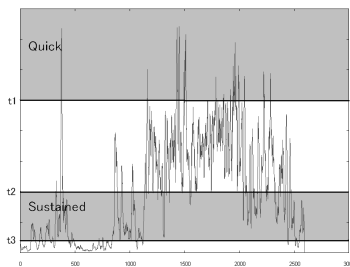


図 10: Time 特徴量

図 10 に示す Time 特徴量の時系列データの一部を拡大したものを図 11 に示す。ここから、Quick の要素に対応する動きとして、図 12 と図 13 を得た。これらはいずれも、足をすばやく動かす動作をしている。一方、同様に拡大した図 14 に対応する部分から、Sustained の要素が現れる動きとして、図 15 が得られた。これは、ゆっくりとした滑らかな全身の動きである。

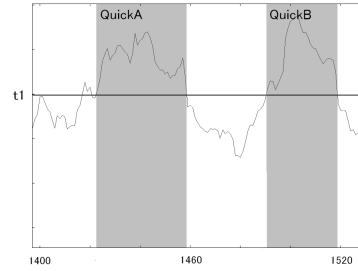


図 11: Time 特徴量 (Quick 部分)

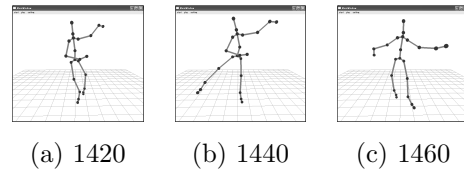


図 12: Quick 動作 A (数字は図 11 中のフレーム番号)

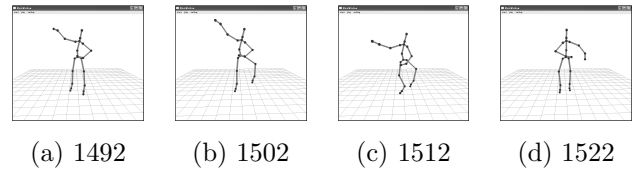


図 13: Quick 動作 B (数字は図 11 中のフレーム番号)

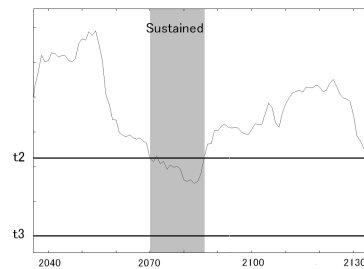


図 14: Time 特徴量 (Sustained 部分)

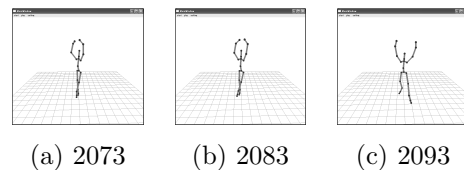
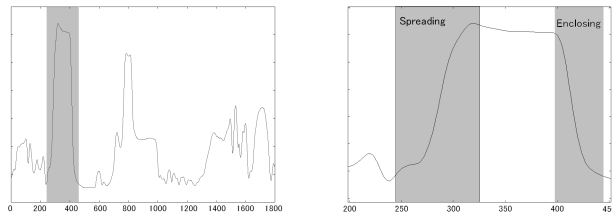
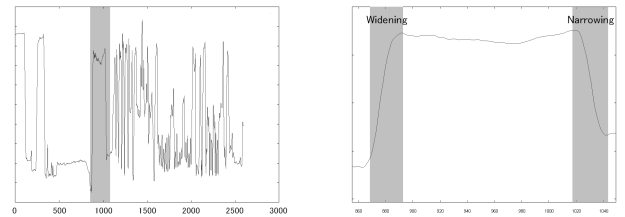


図 15: Sustained 動作 (数字は図 14 中のフレーム番号)



(a) 全体図 (0 から 1800) (b) 拡大図 (200 から 450)

図 16: Table Plane Shape 特徴量



(a) 全体図 (b) 拡大図 (860 から 1040)

図 19: Shape Flow の X 成分

4.4 Shaping 動作の抽出

Shaping 動作については、紙面の関係で、ここでは、Table Plane Shape についてのみの結果を示す。

Table Plane Shape 特徴量の変化を図 16 に示し、特徴量の増加・減少を求めて抽出した、Spreading および Enclosing の動作を、それぞれ、図 17、図 18 に示す。図 17 は広がるような動きを、図 18 は閉じるような動きを示している。

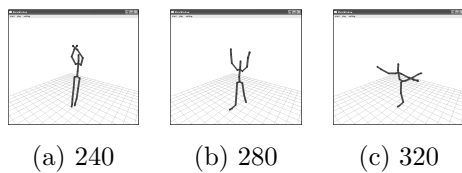


図 17: Spreading 動作 (数字は図 16 中のフレーム番号)

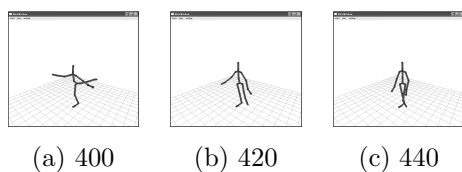


図 18: Enclosing 動作 (数字は図 16 中のフレーム番号)

4.5 Shape Flow 動作の抽出

Shape flow 特徴量からの動作抽出として、ここでは、身体の左右方向への拡大縮小に相当する Widening, Narrowing の抽出結果を示す。外接直方体の横幅のデータ (図 19) から、この増加部分と減少部分を切り出して、Widening と Narrowing の動作を抽出した結果が、それぞれ、図 20、図 21 である。

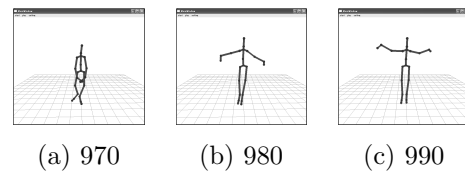


図 20: Widening 動作 (数字は図 19 中のフレーム番号)

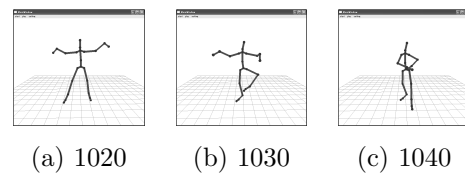


図 21: Narrowing 動作 (数字は図 19 中のフレーム番号)

5 評価と考察

以上のようにして抽出した Effort 要素に対応する動作と、LMA の分析についての資格を持った専門家による Effort 要素の抽出結果を比較した。図 22 は実験で抽出された Weight と専門家が指摘した Weight 要素の箇所を表している。同様に、図 23 は Space 要素の抽出結果の比較である。また、図 24 は、Time 要素の抽出結果の比較である。

Weight 要素については、Strong, Light とともに、専門家の選んだ部分と実験結果がほぼ合致していることが分かる。また、Time 要素の Quick についても、専門家の選んだ部分と実験結果が合致していることが分かる。しかし、専門家が選んだものと比べ、動作が連続したものとして得られていない。閾値の設定が適切でないのが原因と考えられる。Sustained に関しては、一部で専門家の評価と合致しているが、それ以外のところでも、多くの動きが抽出されている。これは動作の静止部分と Sustained とみなされる動きの部分との区別を行う閾値の設定が不適切なためと考えられる。最後に Space 成分についての結果は、まったく異なるものとなった。この原因についてはまだ十分に調査でき

ていないが、LMA の Space 成分の定義を専門家に詳しくヒアリングすることや、動作をよく観察することも含め、今後 Space 成分の定式化について検討していく必要があると考えている。

一般的に、各動作の抽出処理においては、今回はアドホックに閾値を設定して実験を行ったが、これについても、今後組織的な検討が必要である。また、今回は、Shaping および Shape Flow の抽出結果についての評価はできなかった。これも今後の課題である。

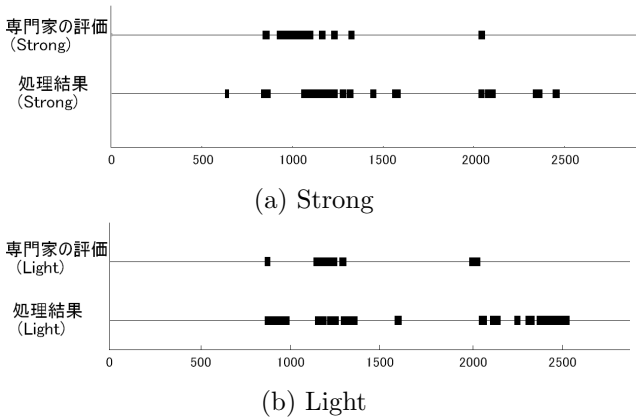


図 22: Weight 要素の評価

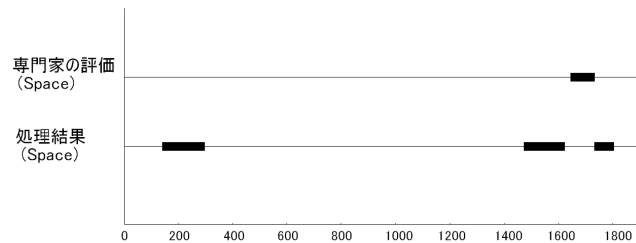


図 23: Space 要素の評価 (データ B)

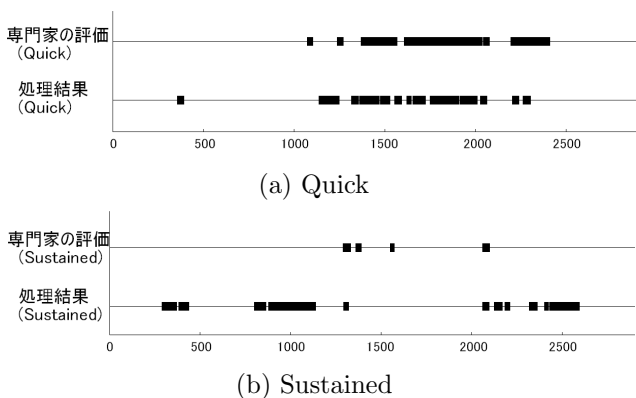


図 24: Time 要素の評価

6 おわりに

本研究では、LMA のいくつかの要素について、これらを数値化する手法を述べ、その中で、Effort の Weight、Space と Time 要素についての実験を行い、専門家の判定との比較による評価を行った。その結果、LMA を数値化はある程度可能であることが分かった。しかし、Space のように、まったく不十分なものもあった。Space については十分な検討が必要であるが、今後はさらに、Effort の Flow や Shape の Directional の定式化と実験を行う予定である。

舞踊中の特徴的なフレームや見せ場の抽出については、文献 [3] の方法をさらに発展させた、身体を包み込む 3 次元凸包を利用した手法を試みているが、これと、本論文で示した LMA 特徴量のデータとを組み合わせ、より実用的な手法として完成させることを考えている。これについては、機会を改めて報告する予定である。

謝辞 LMA について詳しく教えて頂いた奈良女子大学 牧田佳子氏に感謝する。また、舞踊動作のモーションキャプチャに関しては、立命館大学 COE 推進機構小島一成氏に、対象とした舞踊動作については、東洋大学 海野敏氏、龍谷大学 曾我麻佐子氏に多大な協力を頂いた。ここに感謝する。本研究は文部科学省 21 世紀 COE プログラム「京都アート・エンタテインメント創成研究」および科学研究費補助金基盤研究 (B)16300035 の支援により行われた。

参考文献

- [1] 八村: 舞踊のデジタル化 - モーションキャプチャと Labanotation の利用、システム / 制御 / 情報、Vol.46, No.8, pp.490-497, 2002
- [2] 高橋, 八村, 吉村: モーションキャプチャを利用した舞踊身体動作の類似検索とその評価、情報処理学会, 人文科学とコンピュータシンポジウム論文集, pp.31-38, 2003.
- [3] 八村: モーションキャプチャデータからの特徴フレームの抽出、情報処理学会シンポジウム論文集 Vol.2002, No.13, pp.305-308, 2002.
- [4] 牧田: 表現運動の Laban Movement Analysis による分析と評価、奈良女子大学スポーツ科学研究年報, 第 3 巻, pp.60-66, 2001.
- [5] 中田, 森, 佐藤: ロボットの身体動作表現と生成される印象とのラバン特徴量を介した定量的相関分析、日本ロボット学会誌 vol.19 No.2, pp.252-256, 2001.
- [6] D. Chi, M. Costa, L. Zhao, N. Badler: The EMOTE Model for Effort ad Shape, ACM SIGGRAPH'00 Proceedings, pp.173-182, 2000.