

ダンスモーションの反復練習とその上達過程の可視化

川西 真美^{1,a)} 土田 修平² 伊藤 貴之¹

概要: カメラや赤外線センサを用いた比較的安価な人体モーションキャプチャ技術の充実により、人体運動の計測が手軽になり、その用途が飛躍的に拡大した。我々はこの技術を活用して、同一のダンスを反復的に練習した際の動作の差異や変化を可視化することで、ダンスのスキル向上に寄与する可視化システムを開発している。本手法では、同一人物による同一のダンスの練習を複数回計測する。そして各モーションに対して、動作のタイミングを揃える時間補正、ダンサーの位置や身体の向きを揃える空間補正を適用する。講師による模範動作も計測されている場合には、ダンサーと講師の間の体格差を補正する体格補正も適用する。続いて補正後の各モーションを構成する手足などのパーツに対してクラスタリングを適用し、クラスタリング結果を可視化する。ユーザはその可視化結果にもとづいて任意の複数のモーションを選ん で、これらをアニメーション表示することで、ダンサーの動作の差異や変化を確認することができる。

1. はじめに

ダンスの練習方法で最も一般的な方法は、同じ動きを何度も繰り返し練習する反復練習である。しかし、この方法には主に2つの問題点がある。1つ目は、長期的な上達の過程を実感しにくいという点である。練習量に対しどれだけ上達しているのかを実感できないと、練習の頻度や量に際限がなくなってしまうことがある。2つ目は、ただ機械的に練習を反復するだけでは非効率な練習になりかねないということである。多くのダンサーは練習の過程で、自己の動作の変化や修正点を見出している。つまり、自己の変化や修正点を明らかにすることが、ダンスをより上達させる。

一方で近年、カメラや赤外線センサを用いた比較的安価な人体モーションキャプチャ技術の充実により、人体運動の計測が手軽な工程になっている。本研究ではこの技術を活用し、ダンサーが無意識のうちに行っている動作の修正点を見出す作業を支援する可視化システムを開発している。具体的には、どのポイントやタイミングで動作のズレが生じやすいか、的確な動作を実現できた頻度はどれくらいか、ダンサーの癖はどこに生じやすいか、といった点を可視化することにより、ダンスの反復練習の効率を高める。

本手法の手順は以下のとおりである。はじめにモーシ

ョンキャプチャシステムを用いて、同一ダンサーによる同一のダンスを複数回計測する。続いて、それらのモーションデータについて位置・時刻・体格の補正を適用する。以上の前処理を終えた後に、モーションデータについてクラスタリングを適用し、クラスタリング結果を可視化する。この可視化画面を操作することで複数のダンスモーションを指定し、これらをアニメーション表示することでダンサーのモーションを比較観察することができる。

本報告の構成は以下の通りである。2節では関連技術・関連研究について述べる。3節では提案手法について、4節ではその実行結果を述べる。5節ではまとめを述べる。

2. 関連技術・関連研究

2.1 モーションキャプチャシステム

近年のセンサ技術の発展にともない、多様な方式のモーションキャプチャシステムが既に製品化されている。

OptiTrack や Vicon8i, Qualisys 等は光学式モーションキャプチャシステムである。光学式モーションキャプチャは、身体にマーカーを装着し、そのマーカーの位置を複数台のカメラを用いトラッキングする手法である。他の手法に比べ高精度でデータを取得できる点が特徴である。その反面、広い空間や多くの人員、専用のカメラを複数台用意する必要がありコストが高い、またマーカーを装着する手間がかかり気軽に計測できない、といった難点がある。

LIBERTY, PATRIOT は磁気式モーションキャプチャシステムである。磁気式モーションキャプチャは、キャプチャ空間に磁界を発生させ、その空間内にあるセンサを用いてキャプチャを行う手法であり、カメラを用いない。こ

¹ お茶の水女子大学
Ochanomizu University, 2-1-1 Otsuka, Bunkyo-ku, Tokyo
112-8610, Japan

² 神戸大学
Kobe University

a) g1720511@is.ocha.ac.jp

の手法についても、磁場発生装置やセンサなどコストが高く、磁場の影響を受けない環境を用意する必要があるなど、計測へのハードルが高いという難点がある。

MVN などの慣性式モーションキャプチャシステムは、角速度計、加速度計、地磁気計などの動きを検知する慣性センサを用いるキャプチャ手法である。この手法は、光学式モーションキャプチャや磁気式モーションキャプチャに比べ、場所の制約がなく多様なシーンでの計測が可能な反面、位置精度が低いという難点があり、用途によっては不向きな場合がある。

これらを踏まえ、我々はより安価で容易にモーションキャプチャが可能で、且つ位置精度の高いモーションキャプチャシステムを検討し、Azure Kinect DK を用いることにした。

2.2 モーションの解析と可視化

ダンスに関する各種の研究に既にモーションキャプチャが適用されている。八村ら [1] は、能楽、日本舞踊、現代舞踊、世界各地の民族舞踊などの舞踊のキャプチャを行い、デジタルアーカイブ化している。Li ら [2]、Zhuang ら [3] は、音楽とダンスのデータを同時に機械学習することで、音楽からダンスを生成する手法を提案している。

2012年に中学校でダンスが必修化したことにより、ダンス指導を支援するシステムの開発や、初心者と経験者の違いを解析する研究も増えた。飯野ら [4] や長谷川ら [5] は HIPHOP ダンスを対象として初心者と経験者の違いを解析している。武居ら [6] はロックダンスの基本の技・トゥエルロックの指導システムを開発している。黒宮ら [7] は日本舞踊に焦点を当て、日本舞踊の動作を客観的・定量的に解析・評価する手法について述べている。

上述の事例のように単一のジャンルに特化してダンスを解析する研究もあれば、ジャンルを限定せず動作分析や指導支援を実現する研究も活発に発表されている。田中ら [8] は、学習者と指導者のダンスを簡易に見比べることができる上達支援システムを開発している。この研究では、ダンスの重要な要素として顔の向きとリズムについて着目している。筋野ら [9] は、ダンスをリアルタイムで指導するシステムの開発を進めている。この研究では、指導が必要な関節について NPR 手法を用い、どのように改善すべきかを示している。紅林ら [10] は、KINECT センサーにより取得したデータを用いて、ダンスをアニメーションによって再現するだけでなく、複数人のダンスについて、時間経過による変位や空間や平面における変位を比較している。

モーションデータをクラスタリングして可視化する研究も、ダンスに限定しなければ既に多数発表されている。Liu ら [11] は、ジェスチャーをベクトル表現して球にプロットした新たな可視化手法を提案している。Urribarri ら [12] は、空手型から得られたモーションキャプチャデータに



図 1 Azure Kinect DK の外観。*1

対して、Dynamic Time Warping (DTW) による時間補正を施して比較可視化する手法を提案した。ただし、ダンスを対象としてこのアプローチの有効性を検証した研究は、我々が検索する限り見当たらない。

以上のように、ダンスの指導・分析・比較のための研究や、モーションデータを対象とした可視化手法は多く存在する。しかし、従来の研究は経験者と初心者を比較し分析する研究が多く、一人のダンサーの反復的な練習を深く分析する研究は少ない。そこで本研究では、一人のダンサーによる反復的な練習を計測し、それらを時系列データとして比較・分析することを目的とした。

3. 提案手法

本章では提案手法の処理手順を示す。提案手法は以下の 4 ステップから構成される。

- (1) モーションデータの取得
- (2) モーションデータの補正
- (3) クラスタリング
- (4) 可視化画面の作成

3.1 モーションデータの取得

3.1.1 Azure Kinect DK

現時点の我々の実行環境では、Azure Kinect DK(図 1) を用いてダンサーのモーションを計測している。Azure Kinect DK は、Microsoft 社が発売した高度な AI センサーを備えたカメラである。近赤外線を利用した距離画像センサーと映像センサー（ビデオカメラ）を内蔵しており、これにより図 2 で示すように、24 箇所の関節の位置座標をリアルタイムで追跡・算出することができる。Azure Kinect DK を利用することにより、使用者が特殊な装置やマーカーを身につけることなく、比較的簡単にモーションキャプチャを実現できる。

3.1.2 モーションデータの取得過程

本研究では同一ダンサーによる同一のダンスの反復練習

*1 <https://www.microsoft.com/ja-jp/p/azure-kinect-dk/8pp5vxmd9nhq?activetab=pivot%3aoverviewtab>

*2 <https://docs.microsoft.com/ja-jp/azure/kinect-dk/body-joints>

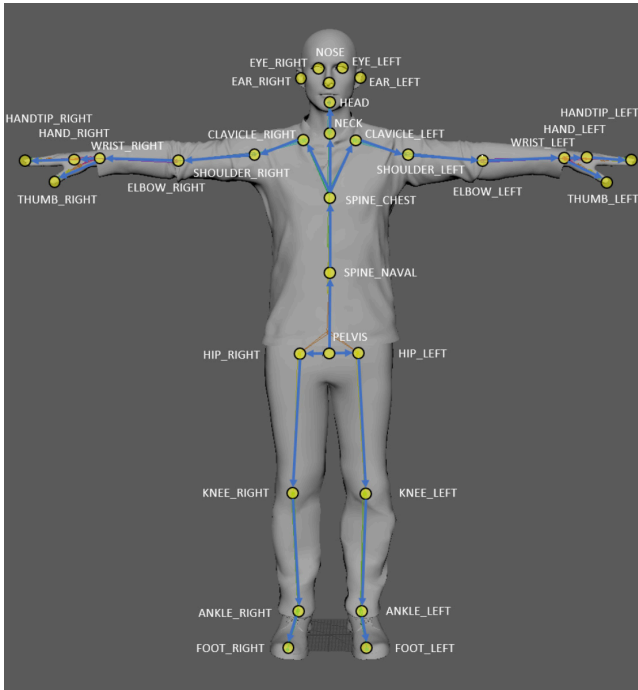


図 2 Azure Kinect DK で取得できる 24 箇所の関節情報。*2

を複数回（現状では 10~20 回程度を想定）にわたって計測する。

本研究では同一ダンサーによる動作の変化を分析することを目的としているが、同一ダンサーが模範的ではないダンスを反復している状況も起こりえる。模範的ではない動作を反復しても上達を妨げるだけでなく、動作によってはダンサーの身体にも悪影響を及ぼしかねない。そこで、同一ダンサーのダンスだけでなく、模範的な動作を習得している講師のダンスも 1,2 回程度計測することで、これとの差異も可視化できるようにした。

3.2 モーションデータの補正

モーションデータのクラスタリングに先立ち、データ間の時間補正と空間補正を施す必要がある。また、講師による模範動作データがある場合には、時間補正や空間補正の前にダンサーと講師との間の体格補正も施す必要がある。

3.2.1 体格補正

ダンサーと講師間には体格差が生じるため、これを補正する。現状では単純なアフィン変換（拡大縮小）を適用している。

3.2.2 時間補正

ここでの時間補正には 2 種類の補正がある。1 つは開始時刻をそろえることである。取得した時系列データは記録開始時刻に対するモーション開始の相対時刻が揃っていないことがあるので、これを補正する。もう 1 つは、不正確なダンスによって時間的なズレが生じたモーションを比較するための補正である。

不正確なダンスのための時間補正はまだ実装していない

が、Dynamic Time Warping(DTW) を用いる予定である。DTW とは、時系列データ同士の類似度を算出する手法の一つである。各点の距離を総当たりで算出した後、最短となるパスを見つけることで類似度を算出する。

長さ n_p , n_q の二つの時系列データ P, Q の DTW 距離 $d(P, Q)$ は以下のように定義する。

$$d(P, Q) = f(n_p, n_q) \quad (1)$$

$$f(i, j) = \|p_i - p_j\| + \min(f(i, j - 1), f(i - 1, j), f(i - 1, j - 1)) \quad (2)$$

$$f(0, 0) = 0, f(i, 0) = f(0, j) = \infty \quad (3)$$

また、本手法では一つの関節につき xyz 座標の 3 座標が存在するため、通常の DTW ではなく、Multi-Dimensional Dynamic Time Warping(MD-DTW)[13] を用いる。これは DTW を多次元で行うことのできる手法である。

MD-DTW では、(2) のノルムとして 3 次元ベクトルのユークリッド距離

$$\|p_i - q_j\| = \sqrt{(p_{i,x} - q_{j,x})^2 + (p_{i,y} - q_{j,y})^2 + (p_{i,z} - q_{j,z})^2}$$

を用いる。

3.2.3 空間補正

取得した時系列データはそれぞれ立っている位置や身体の向きが異なるため、これを補正する。現状では単純なアフィン変換（拡大縮小および平行移動）を適用している。

3.3 クラスタリング

補正したモーションデータに対してクラスタリングを適用する。ここでは左手、右手、左足、右足の 4 つの部位についてそれぞれ独立にクラスタリングを適用している。現時点での実装では単純に、各部位を構成する複数の関節等の座標値をベクトルとして、k-means 法を適用してクラスタリングする。他のクラスタリング手法の適用についても検討したい。

3.4 可視化システム

続いて本手法では、モーションデータのクラスタリング結果を可視化する。この可視化画面を操作することで複数のダンスモーションを指定し、これらをアニメーション表示することでダンサーのモーションを比較観察することができる。

可視化システムのキャプチャを図 3 に示す。図 3 左側にある File Open というボタンを押すことで、補正を終えたモーションデータを記述したファイルを選択し、データを入力する。

画面左側の Main タブの横にある矢印タブを押すと、図 4 に示すように、取得したモーションデータのうち何個目のモーションデータを再生するかを選択できる。複数の

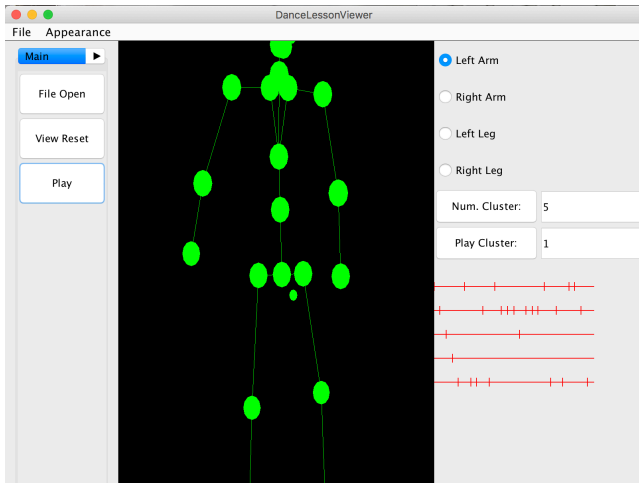


図 3 可視化システムのスナップショット。

モーションデータを同時に選択することも可能である。ここで、モーションデータの通し番号にもとづいて、各モーションの骨格（関節やボーン）に別々の色を割り当てる。1個以上のモーションデータを選択して Play ボタンを押すと、選択したモーションデータの骨格の動きが同時に再生される。

画面右側では、3.3 節で説明したクラスタリングの結果を表示する。上から順に、Left Arm, Right Arm, Left Leg, Right Leg がそれぞれ左手, 右手, 左足, 右足を表しており、いずれかのボタンを押すことで、どの部位についてクラスタリングをするかを選択する。Num.Cluster 欄でクラスタ数を指定する。Play Cluster 欄ではどのクラスタを再生するかを指定できる。この指定により、特定のクラスタに属するダンスモーションの骨格を一斉に再生する。

クラスタリング結果表示部は横軸が時系列を表しており、左端が初回のダンス、右端が最終回のダンスを表している。この表示部に見られる赤い線は、何回目に計測したモーションデータが各クラスタに格納されているかを可視化している。これを観察することでユーザは、時系列に沿って自身のダンスを分析できる。例えば練習の初期段階に多い癖はどのようなものであるか、あるいは突発的に時々現れる癖はどのようなものであるか、さらには練習が進むにつれて自身のモーションがどのように変化したか、といった点を観察できる。

4. 実行結果

4.1 ダンスモーションの計測

ダンスモーションを計測したデータを提案手法により可視化した。計測に用いたダンスは、著者の1人が振付した約7秒間(2×8分の長さ)のHIPHOPダンスである。振付には、ボックスやダウンなどHIPHOPの基礎の動きから構成される難易度の低いものを選んだ。ダンス中に楽曲は再生せず、無音で踊った。被撮影者はダンス経験者であ

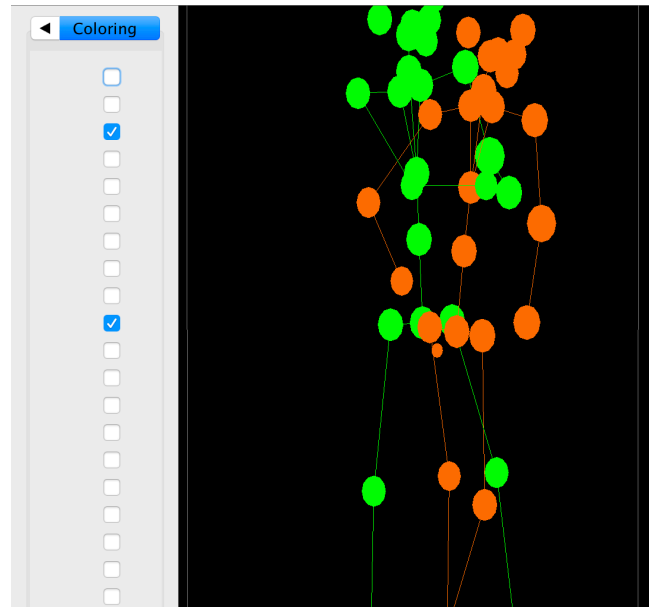


図 4 多数のダンスモーションの中からいくつかを選択するための画面。



図 5 計測の様子。

り、著者の1人が踊ったダンス動画を真似ながらダンスを反復し、その一部始終を計測した。図5はその様子である。

本研究では、同一ダンサーによる反復練習を計測するほかに、模範的な動作を習得している講師のダンスも1,2回程度計測し、それとの差分を可視化することを想定していた。しかし、研究着手時のコロナ禍の影響もあって、まだ講師のダンスを計測するに至っていない。そのため本研究では、同一被計測者によるダンスの中から1つを選び、それを架空の講師のダンスモーションとして可視化を実施した。

4.2 可視化結果

図6は、クラスタ数を3に指定した時のクラスタリング結果である。Left Arm, Left Leg, Right Leg において、1~4回目のモーションが全て同じクラスタに属し、それ以外のモーションが他の2つのクラスタに格納されている。また、Right Arm についても、2,7回目のモーションのみが同一クラスタに、3,4回目のモーションのみが別の同一クラスタに格納されている。これらのことから、はじめの

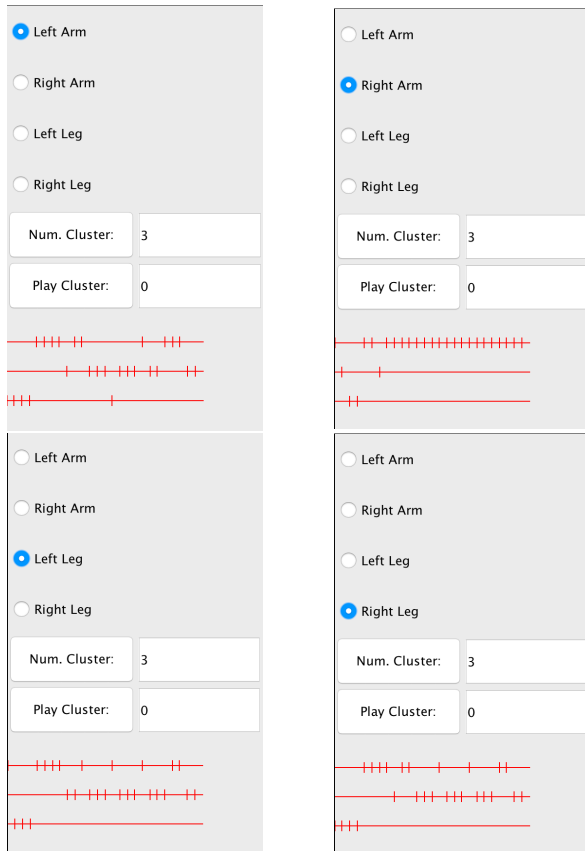


図 6 クラスタ数 3 での各部位のクラスタリング結果. (左上) 左腕. (右上) 右腕. (左下) 左足. (右下) 右足.

4 回のモーションと 5 回目以降のモーションでは明確な違いがあることが示唆される。

図 7 は、クラスタ数を 5 に指定した時のクラスタリング結果である。Left Arm について見ると、格納されているモーション数が 5 以下のクラスタは可視化画面上で上から 3 番目と 4 番目のクラスタである。それに対して、上から 2 番目のクラスタには多くのモーションが格納されている。一方で Right Arm では、上から 2 番目、3 番目、4 番目のクラスタには 5 個以下のモーションが格納されているのに対して、上から 1 番目と 5 番目のクラスタには多くのモーションが格納されている。Left Leg と Right Leg の 2 部位では全く同様に、上から 1 番目、3 番目、4 番目のクラスタには 5 個以下のモーションが格納されており、2 番目と 5 番目のクラスタには多くのモーションが格納されている。

ここで、Left Arm, Right Arm, Left Leg, Right Leg それぞれについて、格納されているモーションが 5 個以下のクラスタに着目すると、全ての部位について 1~4 回目のデータが格納されていることがわかる。つまり、クラスタ数を 3 に指定した時と同様、1~4 回目のモーションの中には外れ値が多いことが示唆される。

続いて、多数のモーションが割り当てられているクラスタに着目する。Left Arm, Left Leg, Right Leg の上から 2 番目のクラスタ, Right Arm の上から 1 番目のクラスタに着目すると、全て 9 回目以降のモーションが多く含まれて

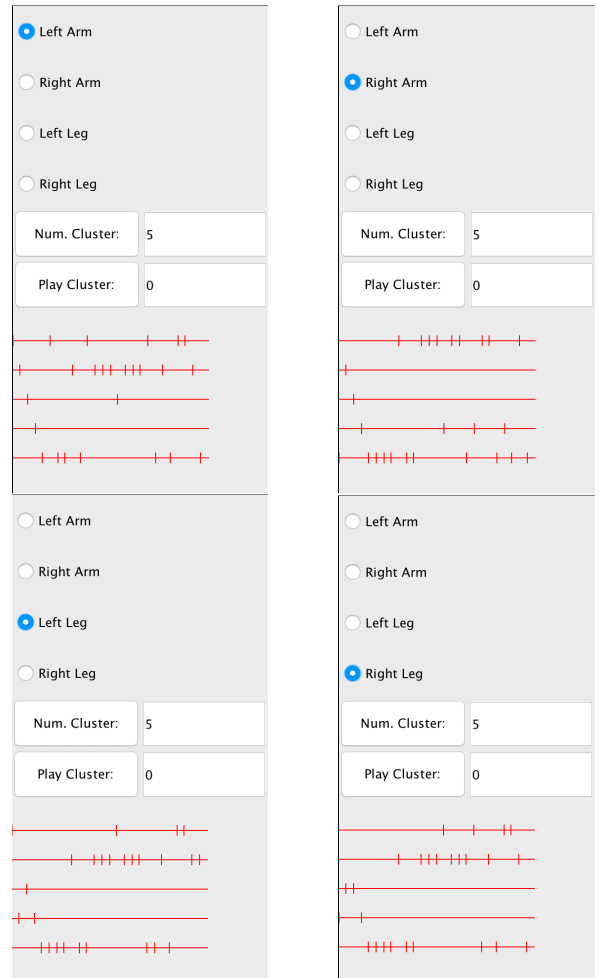


図 7 クラスタ数 5 での各部位のクラスタリング結果. (左上) 左腕. (右上) 右腕. (左下) 左足. (右下) 右足.

いることがわかる。また、全ての部位について上から 5 番目のクラスタに着目すると、5~10 回目のモーションが集中して格納されていることが分かる。これらのことから、全ての部位について、5~10 回目と 10 回目以降でモーションに大きく差異が生まれており、特に 9,10 回目付近で反復練習に違いが生まれていることが推察される。

また、図 6 と図 7 の両方について、Left Arm と Right Arm のクラスタリング結果はあまり類似していないのに対し、Left Leg と Right Leg のクラスタリング結果はモーション数が少ないクラスタについてもモーション数が多いクラスタについても類似度が高いことが読み取れる。この一因として、今回適用振付が、腕の動きは左右異なる動きを含んでいたが、足の動きはほとんどが左右対称な動きで構成されていたからではないかと考察する。他の振付についても、同じ部位での左右の違いについてさらに検証したい。

5. まとめ

本報告では、モーションキャプチャシステムを用いて計測した同一ダンサーによる複数回のダンスについて、モー

ションデータの補正を行なった後にクラスタリングを実施して、モーション間の差異を可視化するシステムを提案した。このシステムにより、異なる時系列のダンスの骨格を同時に再生して比較観察することが可能になった。また、クラスタリング結果から現れる反復練習の効果、あるいは部位ごとにクラスタリング結果の差異などを分析することが可能になった。

しかし現状では、同じクラスタに属するダンスモーションの骨格を同時再生することはできるが、違うクラスタに属するダンスモーションを同時再生して比較する機能がまだ実装されていない。そのため、クラスタの相違点を理解するのがまだ容易ではない。そこで今後は、各クラスタから代表モーションを選出し、代表モーション群を同時再生して比較できるようにする機能も設けたい。また、各クラスタの特徴をより直感的に理解できるようにするため、講師による模範的なモーションからの差異が特に大きい関節を重要関節として、色を変えて表示する、振付を動作ごとに再生できるようにする、といった機能を追加したい。

参考文献

- [1] 八村広三郎：モーションキャプチャによる舞踊のデジタルアーカイブ, 情報処理学会研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM), Vol.2007, No.1(2007-CVIM-157), pp.1-8(2007).
- [2] Jiaman Li : Learning to Generate Diverse Dance Motions with Transformer, arXiv:2008.08171(2020).
- [3] Wenlin Zhuang : Music2Dance: DanceNet for Music-driven Dance Generation, arXiv:2002.03761(2020).
- [4] 飯野友里恵, 森谷友昭, 高橋時市郎：ストリートダンス動作の分析とダンス指導への応用, 映像情報メディア学会技術報告, Vol.35, No.14, pp.49-52(2011).
- [5] 長谷川聡, 八村広三郎, 鹿内菜穂, 泉朋子, 仲谷善雄：ストリートダンス未経験教師間のピアエデュケーション支援システム, 第76回全国大会講演論文集, Vol.2014, No.1, pp.599-601(2014).
- [6] 武居拓郎, 仲谷善雄, 岡田大地：ストリートダンス未経験教師のロックダンス教育を支援する, 第74回全国大会講演論文集, Vol.2012, No.1, pp.607-608(2012).
- [7] 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, 情報処理学会研究報告人文科学とコンピュータ (CH), Vol.2003, No.59(2003-CH-058), pp.65-71(2003).
- [8] 田中佑典, 齋藤剛：モーションキャプチャを用いたダンス上達支援システムの開発, 第75回全国大会講演論文集, Vol.2013, No.1, pp.225-226(2013).
- [9] 筋野正太, 森谷友昭, 高橋時市郎：NPR 機能を付加したダンスの動作解析・指導システム, 情報科学技術フォーラム講演論文集, Vol.11, No.3, pp.353-354(2012).
- [10] 紅林秀治, 小林健太, 兼宗進：KINECT センサーを用いた簡易動作分析システムの開発, 研究報告コンピュータと教育 (CE), Vol.2013-CE-118, No.20, pp.1-7(2013).
- [11] Lucas Liu : MoViz: A Visualization Tool for Comparing Motion Capture Data Clustering Algorithms, MOCO '20: Proceedings of the 7th International Conference on Movement and Computing, July, Article No.9, pp.1-8(2020).
- [12] Dana K. Urribarri : Overview+detail Visual Comparison of Karate Motion Captures, Computer Science - CACIC 2019, pp.139-154(2019).
- [13] G. A. ten Holt, M. J. Reinders, E. A. Hendriks : Multi-Dimensional Dynamic Time Warping for Gesture Recognition, Thirteenth annual conference of the Advanced School for Computing and Imaging(2007).