

ヒップホップダンスにおける 骨格情報のみによる個人識別の検討

古市 冴佳^{1,a)} 阿部 和樹¹ 斎藤 光¹ 中村 聡史¹

受付日 2021年1月20日, 採録日 2021年9月9日

概要: 同じダンスであってもダンサーによって異なる印象を与えるように, ダンスは個性によって自身の感情やイメージを効果的に伝えることができる. ここで独自にダンスを習得する場合において, 自身の個性に合ったダンス動画を探し練習することが考えられるが, 自身の個性に合ったダンスを探すことは容易ではない. そこで本研究では, 個性の抽出に向けまず骨格情報に着目し, ヒップホップダンスを対象に, Kinect によって取得できる骨格情報から自身のダンスを判定可能かについて検討を行った. ここでは, 基本的なステップで構成されたダンスを用いてダンス経験者と未経験者を対象に実験を行い, 経験者ほど骨格情報のみから自身を判別可能であることを明らかにした. 次に, 経験者を対象に実践的なダンスを用いて実験を行い, 熟達者ほど自身のダンスを骨格情報のみから判別可能であることを明らかにした. また, 経験者が自身の判別に用いた要素をもとにダンスの骨格情報から角度と移動量について特徴量を生成し, 機械学習で特に角度を利用することで個人のダンスを高精度に判別可能であることを明らかにした.

キーワード: ダンス, 個性, Kinect, 骨格, ランダムフォレスト

The Possibility of Personal Identification Using Skeletal Information in Hip-hop Dance

SAEKA FURUICHI^{1,a)} KAZUKI ABE¹ HIKARU SAITO¹ SATOSHI NAKAMURA¹

Received: January 20, 2021, Accepted: September 9, 2021

Abstract: The same dance can give different impressions depending on the way the dancers convey their own emotions and personality through their interpretation of the dance. Beginner dancers who are teaching themselves often search for dance videos online that match their own personality in order to practice and mimic them, but it is not easy to find a dance that suits their own personality and skill level. This study focused on personality in dancing, in particular the possibility of its extraction. We examined hip-hop dance to determine whether it is possible to identify one's own dance from skeleton information acquired by Kinect. Here, we did the experiment with experienced and inexperienced participants using the choreography consisting of basic steps. The results showed that experienced participants could distinguish their own dances by only skeleton information. Next, we did the experiment using the practical choreography for experienced participants, the results showed that rich experienced dancers could distinguish their own dances by only skeleton information. Furthermore, we generated angle features and amount of movement feature from the skeletal information of the dances, based on the factors that experienced dancers used to identify their own dances, and clarified that individual dance can be distinguished accurately by machine learning.

Keywords: dance, personality, Kinect, skeleton, random forest

1. はじめに

2012年より中学校の体育の授業において, 表現する能力とコミュニケーション能力の向上を目的としてダンスが必修化されるなど, ダンスに対する関心が高まりつつある.

¹ 明治大学
Meiji University, Nakano, Tokyo 164-8525, Japan
^{a)} ekusika585love@yahoo.co.jp

大塚製菓が2017年に実施したダンスに関する調査[1]によると、年代が若くなるほどダンス経験率が高くなり、40代では51.0%であるのに対し、高校生では86.0%、大学生では85.0%と8割を超えている。また、ダンス動画のSNSや動画共有サイトへの投稿がさかんに行われており、ニコニコ動画に公開されている「踊ってみた」をタグに含む動画の数は187,825件(2021年1月現在)にも及ぶ。前述の調査[1]でも、ダンス経験があると答えた高校生の33.7%、大学生の41.2%がダンス動画の撮影経験があり、ダンス動画の撮影経験がない人でも、20代の23.0%、30代の25.0%、40代の23.5%が「撮影したことはないが今後やってみよう」と回答していることから、どの年代でもダンス動画に対する関心があることが分かる。このように、ダンスを楽しむユーザが増加したことで、ダンスを上手に踊りたいというニーズも多く存在している。

ダンスを上達させる方法として、これまではダンス教室に通い教師に習う方法が一般的であった。しかし、「踊ってみた」などのダンス動画がウェブ上に膨大にあることから、プロを目指さない場合は教室に通わず、自らダンス動画を探し真似をすることで学習する方法を選ぶ人も多い。ここで教室に通う場合は、教師が学習者のレベルに応じて振り付けを提示し、学習者のできていない部分や悪い癖を指摘し修正していくことができる。振り付けとは、ダンスにおいて音楽などに合わせて実際にどのように踊るのか、人によって決められた動作のことであり、ここでは教師が決めた動作のことを指している。一方、教室に通わず自分自身で上達を目指す場合は、振り付けを提示してくれる人がいないため、自身のレベルに応じた振り付けを自ら見つけなければならない。しかし、自身のレベルを客観的にとらえることは難しく、動画共有サイトの膨大なダンス動画の中から自身のレベルに応じたダンス動画を探索することは困難である。

また、ダンスの重要な要素の1つとして個性があげられる。ダンスにおいて個性とは、ダンスの表現の幅を広げることや自分自身のダンスに独自性を持たせることにつながり、個性を伸ばすことで、より観客に魅せるダンスをすることが可能となる。個性が見られないダンスでは、特に即興表現を取り入れているダンスや1人で踊るソロダンスなどの状況において、技術が十分であっても他者との差別化を図ることができないため、表面的で退屈なダンスになってしまう可能性があり、ダンサーは自身の個性を伸ばしていく必要があるともいえる。ダンスの個性に着目すると、教室に通う場合は、その教室や教師の個性が反映された振り付けを教師が提示し、その個性について丁寧に指導してくれる。そのため、その個性についての理解が深まりやすく、その個性を身につけやすい。また、その個性が学習者自身に合っているのかの判断も行いやすいという利点がある。一方、動画を用いて独自に学習する場合、自身のダ

ンスの個性を見つけ理解していくことはとても困難である。自身の個性を見つけ伸ばしていくためには、実際にたくさんダンス動画を観察し、その振り付けに対して十分な理解をしたうえで真似する必要がある。また、効率的に自分自身の個性を上達させるためには、自分に合った個性を優先的に選択していくことが重要である。

このように、独自にダンスを学習するためのダンス動画の探索においては、自身のレベルに合い、なおかつ個性が合った動画を見つける必要がある。特に個性については、学習者が自身のダンスの個性を把握し、それをもとにダンス動画を探索することは現状では困難であるといえる。そのため、学習者のダンスの個性をもとに、適切なダンス動画を提示することが可能になれば、効率良く個性を伸ばす学習ができると期待される。しかし、ダンスのレベルに着目した研究[2],[3]は多く存在するものの、ダンスの個性に着目した研究は少なく、ダンスのどのような要素に個性が表れるかについては明らかになっていない。ここで、ダンスの個性は音の取り方や体の動かし方、表情の使い方など様々なところに表れると考えられる。つまり、ダンサーの骨格の動きに個性の一部が表れているともいえ、骨格の動きから個人の識別ができればダンスの個性に迫れると期待される。

そこで本研究では、初めにダンスの個性に関する調査として、骨格情報(ダンスの動きの情報)のみから、ダンス経験者とダンス未経験者が自身のダンスを判別可能かについて実験を行う。また、ダンス経験者が自身を判断する際に利用している特徴を明らかにすることで、ダンスにおける個性がどこに表れるのかを調査する。さらに、個性を機械的に判断する場合に、どのような特徴が有効に働くのかといった点についても、機械学習により検討を行う。

なお、ダンスなどの人の動きを観測する方法として、モーションキャプチャなどの技術によって得られる人体の骨格情報を利用することが考えられるが、個人が実用するには現実的ではない。そこで本研究では、高精度なモーションキャプチャではなく、安価で利用可能なKinectなどの深度カメラから得られるおおよその骨格情報により、ダンスにおける個性の識別が可能であるかについて、ヒップホップダンスを対象として検討を行う。骨格情報のみを用いる理由は、体格や見た目などの学習者のダンス以外の余分な情報を含まないようにするためである。

本稿の貢献は以下のとおりである。

- ダンス時の骨格情報のみから、自身のダンスを判別できるのかについて、ダンス未経験者とダンス経験者を対象に基本的なステップのみで構成されたダンスを用いて人による評価実験を行い、ダンス経験者ほど自身のダンスを判別できることを明らかにした。
- ダンス時の骨格情報のみから、自身のダンスを判別できるのかについて、ダンス経験者を対象に実践的なダ

ンスを用いて人による評価実験を行い、ダンス経験が豊富な人ほど自身のダンスを判別でき、特に身体の形を利用していることを明らかにした。

- ダンス時の骨格情報のみから、機械学習を用いて個人のダンスを判別できるのかについて分類タスクを行い、機械により身体の形（角度特徴）を使うことで、高い精度で個人のダンスを判別できることを明らかにした。

2. 関連研究

2.1 ダンス教育に関する研究

ダンス教育に関する研究はさかんに行われている。Yonezawa [4] は、カリキュラムにダンスを加え始めた小中学校の教師の姿勢の変化とその影響について研究している。また Yamaguchi ら [5] は、ダンスに応じてリアルタイムで音を生成することにより、ダンス教育を支援するシステムを提案しており、それを用いることでダンス初心者者の創造性を支援することが可能であると示している。Nakamura ら [6] は、初心者者のダンサーを支援するため、ダンスの動作を開始するタイミングを振動によってユーザーに伝えるデバイスを実装しており、そのデバイスの有効性を示している。また Yang ら [7] は、VR を用いダンス熟練者の動きをダンス未経験者に見せ、それを真似させることでダンスの上達を支援する研究を行っている。Fujimoto ら [2] は、才能のあるダンサーの動きに、初心者者の動きをマッピングすることで、初心者者が自身のダンス中の姿勢を確認しより良くする手法を提案している。Faridee ら [8] は、ウェアラブルセンサから信頼性の高いステップの認識ができるようにするための学習モデルを提案した。ステップとは、ダンスにおける足の運び方のことである。

これらの研究では、ダンスの創造性支援や1つ1つの動きの上達方法、ダンス熟練者の動きを真似ることが目的である。これらの研究に加え、ダンスの個性について明らかにすることによって、個性を活かした豊かな表現が行えるようなダンスの上達支援につながると考えられる。そこで本研究では、ダンスの個性に関する調査を行い、個性を活かしたダンス上達支援への足がかりとする。

2.2 ダンスのモーションデータを用いた研究

ダンスのモーションデータを用いた研究も広く行われている。Chan ら [3] は、ダンスの上手い人の動きの映像をもとに、ダンスの下手な人でもダンスを踊れているかのように見せる手法を実現している。また、ヒップホップダンスの評価に密接に関連する動作特性を抽出するため、Sato ら [9] はハンドウェブに着目し、一定の伝播速度が滑らかな波を感じさせる最も重要な要素であることを明らかにしている。また、Mousas [10] は隠れマルコフモデル (HMM) を用いてダンスの動きの構造を研究し、VR 上

でダンスの動きを自然にする手法を開発した。Aristidou ら [11] は Laban Movement Analysis (LMA) を用いてダンスモーションと感情に関する研究を行い、感情に関連したダンスモーションを分類した。また、Senecal ら [12] は、演者の感情を表現する動作を解析し、感情行動認識システムを提案している。

これらの研究はダンスの動きや特徴に注目し分析を行っているが、人ごとのダンスの特徴やダンスの個性については明らかになっていない。本研究では、ダンスの個性が骨格情報にどう表れるのかについて調査を行うものである。

2.3 ダンス動画・楽曲に関する研究

個人で撮影したダンス動画の公開がさかんに行われるようになったことで、ダンス動画に関する研究も増えている。戸山ら [13] は、動画を見て振り付けを覚える学習者向けに、インタラクティブなダンスチュートリアルを生成可能な手法を提案している。これは、撮影した動画を加速度データに基づいて覚えやすい単位に自動的に分割し、その単位ごとに繰り返し再生できるシステムである。また、斎藤ら [14] は、ダンス未経験者がよりダンスを学びやすくするために、ダンス動画にオノマトペを付与する手法を提案している。室伏ら [15] は、既存のダンス動画コンテンツを再利用することで、音楽に合ったダンス動画を自動生成するシステムを提案している。又吉ら [16] は、ダンス動画からモーションを自動抽出した際に含まれる多くのエラーに対して、画像の類似度を用いてモーションを訂正する手法を提案している。また、Tsuchida ら [17] は、動画編集の専門知識を必要とせず、魅力的なダンス動画を簡単に作成できるマルチビューダンス動画の対話型編集システムを提案した。また、ユーザーのダンス動作をクエリとし、その動作に類似したダンス動画を検索することで、結果的にそのダンス動画に付与されている楽曲を検索するシステム [18] を開発した。しかし、このシステムでは振り付け自体が類似しているかを特徴量としているため、個性は考慮していない。

本研究は、ダンスにおける個性に焦点を当て、個人識別の可能性について検討を行い、個性を特定する要因について明らかにすることを目的としている。

2.4 Kinect を用いた個人推定に関する研究

Kinect によって取得できる3次元骨格情報を用いて、個人を識別するための研究も広く行われている。宮島ら [19] は、歩行の軌道を2次元パラメータ空間に射影し、その軌道を用いて34名の歩行者について個人を識別できることを明らかにした。また、Sinha ら [20] は、歩行周期を推定する代わりに、周期的に発生するキーポーズとサブポーズの時空間データセットを用いて歩行パターンをモデル化し、90%以上の精度で個人識別を行った。Sadhu ら [21]

は、Kinect から取得した歩行時の手足の 8 関節の軌道を用いて、特徴量の軌道の誤差と標準偏差の計算から個人を認識する手法を提案した。その結果、92.5%の精度で認識できることを明らかにした。また、Reddy ら [22] は、立っている・座っているといった歩行情報が得られない静的な姿勢の場合にも用いることのできる人物識別手法を提案し、Kinect の視野を 9 分割しそれぞれの箇所でもトレーニングすることで高い精度を達成している。Andersson ら [23] は、140 名の歩行データセットを用いて、KNN, MLP, SVM の 3 種類の分類器を比較した。その結果、全身の人物を識別するシステムが実現可能であることが示された。三堀 ら [24] は、2 台の Kinect V2 を用いた歩容特徴量に基づく個人識別法を提案した。実験の結果、1 台の Kinect を用いた場合と同等の認証精度であることが明らかになった。

これらの研究では、Kinect を用いて歩行中や静止中の 3 次元骨格情報を取得し個人の識別を行っており、その手法や特徴量などは参考にすることができる。なお、本研究はダンスの個性に着目しており、振り付けによって決められた同じ動きを行っているダンス中の骨格情報から個人の判別を行うことができるのかについて調査を行うものである。

3. ダンス経験の有無による個人識別調査実験

本研究では、まず Kinect で取得できる骨格情報（ダンスの動きの情報）のみに個性が存在するのかを明らかにするため、骨格情報から自身のダンスを判別することが可能であるかについて検証を行う。ここでは特に、ダンス経験者とダンス未経験者の違いによって、自身のダンスの判別に差があるのかについても検証を行う。

3.1 データ収集

モーションセンサデバイスである Kinect を利用し、ダンスから人体の骨格情報を抽出する。実験協力者は、ダンス経験のある大学生 11 名と、ダンス経験のない大学生 11 名の 22 名とした。ダンス経験のある大学生は、それぞれ 1~3 年（平均 1.8 年）のダンス経験を持つ。実験協力者には、基本ステップのみで構成されている約 10 秒間（4 小節）の特定の振り付けを踊ってもらい、Kinect を用いて骨格情報を抽出した。Kinect から得られる骨格情報は、図 1 に示した 15 点の 3 次元座標で構成される。

実験協力者には、30 分かけて振り付けを確認してもらい、さらに 30 分かけて鏡の前で曲を聴きながら自主練習を行ってもらった。その後、実験協力者は、音楽を聴きながら Kinect の前で 5 回ずつ踊ってもらった。また、各ダンスの間には短い休憩を挟んだ。

実験で使用した振り付けは、ヒップポップダンスに分類されるもので、BPM 88 のリズムに合わせて膝を曲げながら足を前後左右に踏み込んで移動する、ダウンとボックスステップという基本ステップのみで構成されている。その

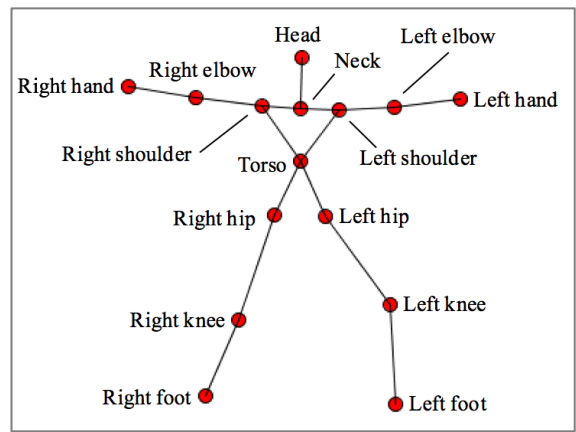


図 1 Kinect から取得できる 15 点の骨格情報

Fig. 1 Fifteen points of skeletal information captured by Kinect.

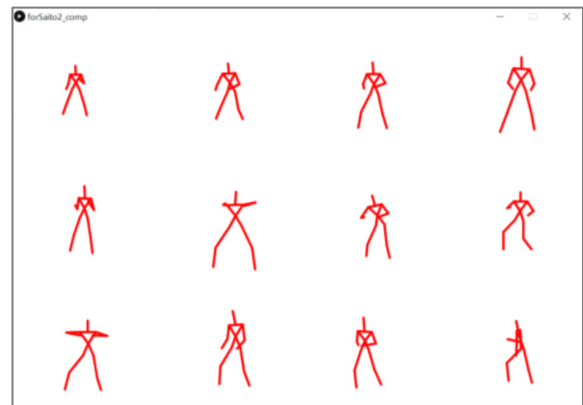


図 2 実験に用いた映像

Fig. 2 Screenshot of the experiment system.

ため、ダンス未経験者であっても 1 時間の練習時間で十分に踊ることが可能であった。

3.2 実験設定

ダンスの骨格情報に個性が存在するかどうかを明らかにするため、まず実験協力者が骨格情報のみのダンスから自身のダンスを判別できるのかについて検証を行う。実験では、Kinect から取得した骨格の 3 次元座標のうち奥行きを無視した 2 次元座標のみを使用した映像を利用し、それを提示したときに自身のダンスを判別することが可能であるかについて評価を行う。

実験協力者はダンス経験の有無によって分類し、各グループのダンスの骨格情報のみを用いて実験を行う。これは、ダンス経験者とダンス未経験者ではダンスのレベルが大きく異なるため、個性の表れ方も異なると考えたためである。実験では、図 2 のように 12 種類のダンスをいっせいに表示し、自身のダンスだと考えるものを 1 位から 3 位までの順位をつけてもらった。表示する骨格情報は、各実験協力者から収集した 5 回のダンスデータの中から 1 つをランダムに表示した。また、11 名のダンスの時間軸を揃

え、各フレームの骨格座標の平均値からなる平均骨格情報を用いた平均ダンスを生成し、この平均ダンスについても同時に表示した。平均値をとることによって、各実験協力者の特徴は小さくなってしまふことや、他の実験協力者の特徴が含まれることが考えられる。しかし、実験協力者自身の個性が少しでも含まれているダンスから、実験協力者が自分の姿を見い出すのかについても明らかにしたいと考え、この平均ダンスを実験に含めた。実験協力者は、各実験協力者のダンスと全員の平均ダンスを合わせた12種類のダンスが同時に表示された映像から、自身のダンスだと考えるものを選択する。なお、画面上のダンス骨格については、表示される位置をランダムにした。

各実験協力者は、20回ずつ回答した。なお、カメラとの距離で体の大きさが決まるため、画面上での骨格の大きさは実際の身長を反映しておらず、実験協力者は大きさを判別することはできなかった。

3.3 実験結果

実験協力者がつけた順位に基づいてスコアをつけ、それぞれの骨格の平均スコアから考察を行う。スコアは、1位が5点、2位が3点、3位が1点とした。また、各実験協力者のスコアが最も高かったダンスについて、ハイライトで示している。

ダンス未経験者の平均のスコアを表1に示す。表の行は実験協力者を、列はそれぞれのダンスを示している。表1より、実験協力者11名中8名が自身のダンスを正しく判別することができていた。また、最も自身だと思ふダンスで自身のダンスを選ばなかった実験協力者も、自身以外ではあるものの、特定の1名のダンスを集中して選ぶ傾向にあった。さらに実験協力者のうち1名が、平均骨格を自身と判別していた。

次に、ダンス経験者の平均スコアを表2に示す。表2より、ダンス経験者11名中9名が自身のダンスを正しく

表1 ダンス未経験者の平均スコア

Table 1 The average score for participants with little experience.

	a's dance	b's dance	c's dance	d's dance	e's dance	f's dance	g's dance	h's dance	i's dance	j's dance	k's dance	平均骨格
a	0.15	1.00	1.70	1.00	1.30	0.80	0.65	0.65	0.05	0.00	0.20	1.50
b	0.00	3.35	1.00	3.20	0.00	0.00	0.00	0.45	0.45	0.45	0.00	0.10
c	0.15	0.65	2.35	0.50	0.00	0.05	1.75	1.40	0.85	0.80	0.25	0.25
d	0.00	2.05	0.30	4.05	0.00	0.00	0.00	1.20	0.10	0.15	0.00	1.15
e	0.20	1.10	0.70	0.45	1.30	0.35	0.30	1.50	0.40	0.05	0.60	2.05
f	0.90	0.85	0.15	0.05	2.45	1.80	0.25	0.45	0.60	0.10	1.40	0.00
g	0.15	0.05	1.10	0.00	1.10	0.55	3.95	1.30	0.00	0.35	0.00	0.45
h	0.00	0.95	1.35	2.30	0.05	0.00	1.45	2.50	0.05	0.35	0.00	0.00
i	1.45	0.00	1.00	0.20	0.00	0.00	0.25	0.50	3.30	2.15	0.15	0.00
j	1.50	0.25	0.40	0.70	0.00	0.00	0.05	0.45	0.60	4.55	0.00	0.50
k	0.00	0.15	0.15	1.70	0.05	0.00	0.25	0.50	0.70	1.90	2.00	1.60

表2 ダンス経験者の平均スコア

Table 2 The average score for participants with rich experience.

	A's dance	B's dance	C's dance	D's dance	E's dance	F's dance	G's dance	H's dance	I's dance	J's dance	K's dance	平均骨格
A	2.35	0.70	0.60	0.60	0.05	0.10	1.10	0.45	1.05	1.65	0.00	0.35
B	0.40	4.25	0.40	0.10	0.30	1.10	1.00	0.15	0.20	0.45	0.35	0.30
C	1.10	0.85	2.10	0.75	0.45	0.20	1.20	0.00	0.45	0.30	0.45	1.15
D	0.40	1.20	0.75	2.15	0.45	1.15	2.05	0.00	0.25	0.00	0.30	0.30
E	0.05	0.55	0.15	0.10	5.00	0.10	0.70	1.30	0.40	0.15	0.50	0.00
F	0.20	0.60	0.00	0.75	1.80	2.90	0.75	0.20	0.10	0.00	1.55	0.15
G	0.65	1.95	0.40	0.35	1.35	0.40	1.60	0.45	0.65	0.30	0.90	0.00
H	0.45	1.00	1.60	0.50	0.25	0.15	1.55	1.70	1.10	0.15	0.55	0.00
I	0.35	0.65	0.40	0.15	0.30	0.15	0.50	0.10	5.00	0.50	0.55	0.35
J	0.40	1.95	0.25	0.15	0.15	0.15	0.60	0.05	0.20	4.65	0.40	0.05
K	0.95	1.60	0.80	0.70	0.50	0.85	1.35	0.30	0.20	0.55	1.20	0.00

判断できていることが分かる。ダンス未経験者と比べて、より多くの実験協力者が自身を判別できていたことが分かる。さらに、実験協力者 E, I が 20 回すべてで自身を正しく判別しており、実験協力者 B, J も数値が 4 を超えていることから、ダンス未経験者に比べてより自身のダンスを正確に判別できていることが分かった。また、ダンス未経験者の結果と異なり、平均骨格を自身のダンスだと思ふ人はいなかった。

3.4 考察

実験結果より、ダンス未経験者は 11 名中 8 名、ダンス経験者は 11 名中 9 名が自身のダンスを正しく判定することができていた。このことから、骨格情報のみから自身を把握できている可能性が示唆された。また、自身のダンスを選ばなかった実験協力者も、特定の 1 名のダンスを集中して選ぶ傾向にあった。自身のダンスを選択しなかった原因として、ダンス未経験者であることや、自分のダンスの形を正確に認識できていなかったことが考えられる。

さらに、平均スコアが 4 を超えている実験協力者がダンス経験者に多く見られ、ダンス未経験者に比べてより自身のダンスを正確に判別できていることが分かった。これは、ダンス経験者は日常的に練習を行っていることで、自分のダンスをより理解していたからであると考えられる。また、ダンス経験者の中には、他の実験協力者のダンスを見分けることができる人も多数見られた。これは、実験協力者同士が同じダンスグループで日常的に練習していることから、お互いの踊り方や特徴をよく把握しており、見分けることができたと考えられる。

ダンス経験者には、平均骨格を自身のダンスだと判別する人はいなかった。この原因として、ダンス経験者はそれぞれに強い個性があり、平均することでそれぞれの個性が打ち消され合い動きの幅が小さくなってしまったことが考えられる。

以上の結果より、骨格情報のみのダンスには個性が表れていると考えられる。

今回の実験から、骨格情報のみで表されたダンスからある程度自身のダンスを判別できることが明らかになった。しかし、今回用いたダンスは基本的なステップで構成されており、実際に踊られているダンスと比較すると単純な動きである。また、個性が表れる具体的な動作や特徴については明らかになっていない。そこで、改めて実践的なダンスのデータを収集し、複雑な動きのダンスの骨格情報からも同様に自身のダンスを判別することが可能であるか、また判別する際に注目した要素や動きについて調査を行う必要がある。そこで次に、ダンス経験者を対象とし、実践的なダンスの骨格情報（骨格データセット）を収集するデータセット構築を行う。

4. 実践的ダンスの骨格データセット構築

前章で用いたダンスは基本的なステップで構成されており、実際に踊られているダンスと比較すると単純な動きであった。そこで、実践的なダンスの骨格情報から、ダンスの個性を表す情報が抽出できるか、また判別する際に注目した要素や動きについて調査を行う。ここでは、ダンス経験のあるデータセット構築協力者に日常的に練習している実践的なダンスを踊ってもらい、ダンスの骨格データセットを構築する方法について説明する。

4.1 構築概要

モーションセンサデバイスである Kinect を利用し、ダンスから人体の骨格情報を抽出する。データセット構築協力者は、大学のダンスサークルに所属する大学生 22 名（男性 7 名、女性 15 名）で、それぞれ 5 カ月～6 年（平均 2.4 年）のダンス経験を持つ。データセット構築協力者には、約 15 秒間（7 小節）の特定の振り付けをそれぞれ 5 回ずつ踊ってもらい、Kinect を用いて骨格情報を抽出した。Kinect から得られる骨格情報は、前章のダンス経験の有無による個人識別調査実験と同様に図 1 に示した 15 点の 3 次元座標で構成される。

データセット構築に使用した振り付けは、ヒップポップダンスに分類されるもので、図 3 に示すように足をあげる・しゃがむ・回転する・胸を打つなどを含む、全身を

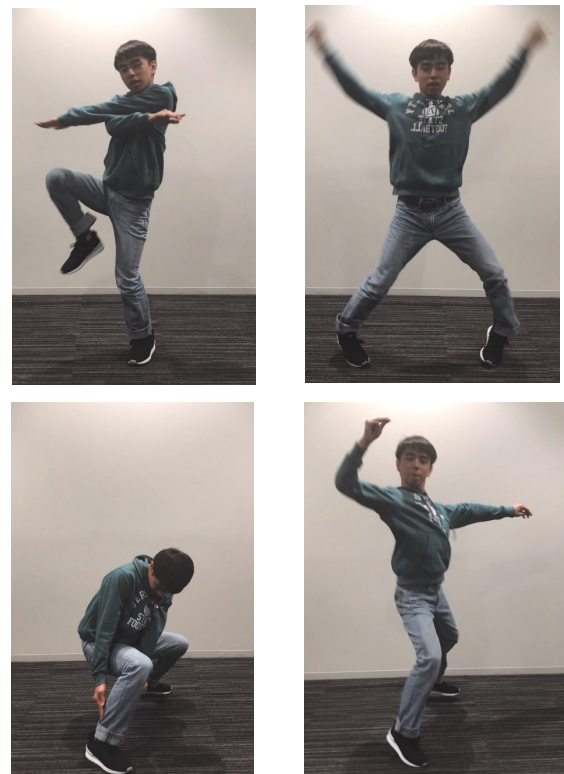


図 3 データセット構築したダンスの様子

Fig. 3 The dance used to construct the dataset.

大きく動かす振り付けや細かいステップが多いことが特徴である。これらのダンスはデータセット構築協力が者が日常的に練習しているものであり、traila \$ong の Gravity (BPM112) という音楽に合わせて踊る実践的なダンスのうち、1分35秒~1分50秒の区間を使用した。

4.2 データ収集

実験は広いスペースを利用し、Kinect の前でダンスを踊ってもらいデータを収集した。今回のデータセット構築協力は、明治大学の同一のダンスサークルに所属しており、1時間程度の練習を1週間に2回のペースで3週間かけて行っている。そのため、振り付けを十分に踊ることができる状態で収集をしている。データセット構築協力は、音楽を聴きながら Kinect の前で5回ずつ踊り、その後ダンス経験についてのアンケートを回答した。また、各ダンスの間には短い休憩を挟んだ。

データセットは、約15秒のダンスについて、データセット構築協力者22名×5回の合計110件のデータが集まった。

5. ダンス経験の長さによる個人識別調査実験

5.1 実験目的

ダンスの骨格情報に個性が存在するかどうかを明らかにするため、Kinect を用いて得られたダンスの骨格情報から、実験協力者（データセット構築協力者と同一）が自身のダンスを判別可能であるかを検証する。3章のダンス経験の有無による個人識別調査実験より、基本的なステップで構成されたダンスの骨格情報のみを提示した映像から、ある程度自身のダンスを判別可能なことを明らかにした。そのため本実験でも同様に、実践的なダンスの骨格情報のみの映像から自身のダンスが判別可能かについて調査を行う。また、骨格情報のどこにダンスの個性が表れるのかを明らかにするため、判別の根拠についてアンケートを実施する。

5.2 実験設定

実験では、データセット構築で得られた骨格の3次元座標のうち奥行きを無視した2次元座標のみを使用した映像を利用し、それらを提示したときに自身のダンスを判別することが可能かについて評価を行う。先述のとおり、実験協力者は前章のデータセット構築の協力者に引き続き実験を依頼し、ダンス経験が浅い実験協力者11名（平均1.0年）とダンス経験が比較的豊富である実験協力者11名（平均3.6年）の2つのグループに分けて実験を行った。これは、ダンスのレベルに応じて個性の表れ方が異なるためである。

実験は図4のように、骨格情報のみの複数人のダンス映像から、自身のダンスだと思うものを選択するタスクを用意した。提示するダンスは各グループの実験協力者11名

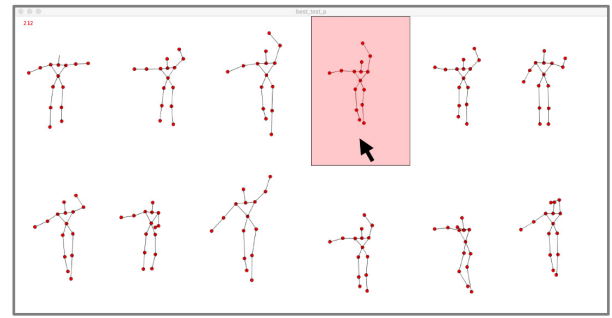


図4 実験に用いた映像

Fig. 4 Screenshot of the experiment system.

のダンスと、実験協力者のレベルに近い実験協力者を増やすために、別グループの中で実験協力者と経験年数が一番近い実験協力者のダンスを加えた、合計12種類のダンスを提示した。ダンスの選択では、自分の踊り方に似ていると考えるものを1~3位で順位づけしてもらった。

提示する骨格情報については、各個人で5回ずつ計測した骨格情報の中で最もデータが正確に取得できている骨格情報を利用した。これについては、データセット構築で用いたダンスの振り付けが速く大きく動かすことが多かったために、Kinect が取得できなかった骨格情報のデータが何カ所か存在してしまっただけである。また、各個人の5回分の骨格の座標の平均からなる平均骨格情報を生成し、それらの判別についても同様に実験を行った。3章のダンス経験の有無による個人識別調査実験では、11人の骨格座標の平均から平均ダンスを生成した結果、それぞれの個性が打ち消され合ってしまった。そこで、各実験協力者について平均骨格情報を求めることで、実験協力者分の平均ダンスを生成した。これは、毎回のダンスをまったく同一になるように踊ることはできないため、各実験協力者の平均ダンスを用いることによって、5回のダンスのぶれを打ち消し合い、その人の踊り方の特徴のみが際立つのではないかと考えたためである。実験は、骨格情報・平均骨格情報それぞれで5回ずつ試行してもらい、骨格のダンスが表示される画面上の位置は毎回ランダムとなるようにした。

また実験終了後に、骨格情報のどこを見て自分の踊り方に似ていると判別したかについてアンケートを行った。これは実験協力者が明確に言語化して答えることが難しいと考えたため、インタビュー形式で細かくどこで判別したかを確認しながら行った。

5.3 結果

実験協力者がつけた順位に合わせてスコアをつけていき、それぞれの骨格の平均スコアから考察を行う。スコアは、1位は5点、2位は3点、3位は1点とした。

各実験協力者のグループにおいて、自身を正しく判別したスコアの平均と自身以外を誤って判別した1人あたりのスコアの平均、各実験協力者が最も高いスコアをつけてい

表 3 平均スコア

Table 3 The average score.

		自身を 判別	自身以外を判別 (1人当たり)	最も高い スコア
経験が浅い 実験協力者	骨格	1.35	0.70	3.0
	平均骨格	1.56	0.68	2.85
経験豊富な 実験協力者	骨格	1.73	0.65	2.92
	平均骨格	2.02	0.63	2.84

たダンスのスコアの平均を表 3 に示す。ダンス経験の差にかかわらず、どの実験協力者も特定の実験協力者のダンスを集中して選ぶ傾向があった。表より、ダンス経験が浅い実験協力者よりも豊富な実験協力者の方が、自身を正しく判別しているスコアが高いことが分かる。また、最もデータが正確に取得できている骨格を用いた場合と平均骨格を用いた場合で比較を行うと、ダンス経験の差にかかわらず平均骨格を用いた実験の方が、自身を正しく判別しているスコアが高いことが分かる。しかし、自身の判別について十分な結果であるとはいいいく。

アンケートでは、判別に用いた要因について箇条書きで回答してもらい、ダンス経験が浅い実験協力者からは平均 2.3 件、ダンス経験が豊富な実験協力者からは平均 3.2 件の回答を得た。また、ダンス経験が豊富な実験協力者からは要因を細かく指定して答える傾向が高かった。ここで、ダンス経験が浅い実験協力者 11 名のうち 6 名が、腕や膝などの特定の体の部位や全身において、その動き方を判別に用いたと回答した。また 11 名のうち、6 名が肘の曲げ具合や腕の上げ具合などの腕の形 (3 名) や手の動き (3 名) について、3 名がしゃがむ動作の重心の位置について、2 名が体や手の向きについて答えていた。一方、ダンス経験が豊富な実験協力者 11 名のうち 10 名が、手や肘の位置やその角度など、腕の形について答えており、腕にダンスの個性が表れやすいと考える実験協力者がほとんどであった。また、11 名のうち 6 名が、腕や足という体の外側の部位や全身において、スピードを判別に用いたと答えていた。さらに、最もデータが正確に取得できている骨格情報を用いた実験で自身のダンスを正しく判別していた 5 名のうち 4 名が、自分の踊り方のくせをあげていた。一方、ダンス経験の浅い実験協力者の回答で最も多かった動き方について述べた、ダンス経験の豊富な実験協力者はいなかった。

5.4 実験結果の考察

実験の結果、どの実験協力者も特定の実験協力者のダンスを集中して選ぶ傾向が見られた。このことから、実践的なダンスの骨格情報のみからも特徴を見出し、それらによって特定の人を判別できることが分かる。

ダンス経験が浅い実験協力者について、ダンス経験が豊

富な実験協力者の回答で最も多かった腕の形について回答している実験協力者は 11 名のうち 3 名のみであった一方、動きについて述べている実験協力者が 6 名と多かったことから、1 つ 1 つの姿勢や形を意識して踊っている実験協力者が少なく、体の動き方で踊っている実験協力者が多いことが予想される。

一方、ダンス経験が豊富な実験協力者は、ダンス経験の浅い実験協力者に比べ、判別に用いた要因が詳細で多いことや、自身のダンスの選択率が高いことから、ダンス経験が多いほど自分のダンスの特徴をしっかりと理解できているといえる。特にダンス経験が豊富な実験協力者 11 名のうち、10 名が腕の形について触れていることから、腕に個性が表れやすいと考えられていることが予想される。ダンス経験の浅い実験協力者の回答で最も多かった動き方について述べた実験協力者はいなかったことから、ダンス経験の豊富な実験協力者は動き方よりも、それぞれの姿勢や形を重視して踊っていると考えられる。

また、平均骨格を用いた実験において、ダンス経験の差にかかわらず、最もデータが正確に取得できている骨格情報を用いた実験よりもスコアの平均が上がっていた。その理由として、最もデータが正確に取得できている骨格情報を用いた場合は、その 1 回を踊ったときのダンスのぶれが入っており、自分の踊り方らしくない要素が骨格に含まれているため、スコアが下がったと考えられる。一方で、平均した骨格では 5 回のダンスの細かなぶれが打ち消され、各実験協力者の踊り方の特徴が際立っていたため、スコアが上がったといえる。

今回の実験では、最もデータが正確に取得できている骨格情報と平均骨格情報を用いた。どちらも実験で表示されている骨格は表示する場所のみを変更して 5 回ずつ回答してもらっているため、表示されている骨格で特定の実験協力者の骨格を正確に見分けることができているならば、最も高いスコアをつけていたダンスの平均スコアが 5 に近くなる。しかし、ダンス経験の差にかかわらず、多くの実験協力者の回答にぶれが見られた。このことから、人による評価で骨格情報のみから個性を正確に見分けることは容易ではないといえる。また、実際のダンスにおいても、多くの視覚的情報が含まれる中からその人のダンスの個性を見つけるのは容易ではないと考えられる。

6. 骨格特徴を用いた機械によるダンスの個人識別実験

6.1 実験目的

骨格情報がダンサーの個性を表すかどうかを明らかにするため、4 章で構築したダンスの骨格情報データセットから、機械学習によって個人を判別可能であるかを検証する。ここでは前章で行ったダンス経験の長さによる個人識別調査実験のアンケートから得られた実験協力者が判別に用い

た要因をもとに特徴量を生成し、ダンスを個人ごとに分類する実験を行った。

6.2 特徴量

特徴量を生成するにあたり、2つの方法で骨格情報のデータを補正した。まず、座標がとれてない欠損値について、前後のフレームから線形に補間を行った。次に、Kinectで取得した座標をそのまま使用してしまうと動きにぶれがあるため、指数移動平均という方法で平滑化を行った。

ダンス経験の長さによる個人識別調査実験のアンケートより、多くの実験協力者が腕や足の形を用いて判別していたことが分かる。そこで、構築したデータセットのダンスについて、Kinect から得られた 15 点の 3 次元骨格座標をもとに、左右の腕、脇、膝の 6 カ所の関節角度をすべて 1 フレームごとに計算する。次に、1 秒ごと (30 フレーム) の角度の平均を計算することで、6 次元のベクトルを生成する。ここで、データセットのダンスの時間は 15 秒未満となるため、14 秒までについてこれらの 6 次元のベクトルを取得できる。この 14 秒 × 6 次元の 84 次元を 1 つにまとめ、これらを角度特徴として生成した (図 5 左)。

また、ダンス経験の浅い実験協力者で回答が多かった動きについても、同様に特徴量を生成した。ここでは、胸と左右の手、肘、尻、膝、足の 13 点の 3 次元骨格情報について、1 秒間の各骨格点の空間上の移動量を 13 次元のベクトルとして取得した。角度特徴と同じく、データセットのダンスの時間は 15 秒未満となるため、14 秒までについてこれらの 13 次元のベクトルを取得できる。この 14 秒 × 13 次元の 182 次元を 1 つにまとめ、移動量特徴として生成した (図 5 右)。

以上の 2 つの特徴について、それぞれの特徴を利用した場合の推定精度を比較する。

6.3 実験設定

実験は、骨格情報からダンサー本人をどの程度分類できるかについて、4 章の実験で用いたダンス経験が浅い実験協力者のグループとダンス経験が豊富な実験協力者の 2 グ

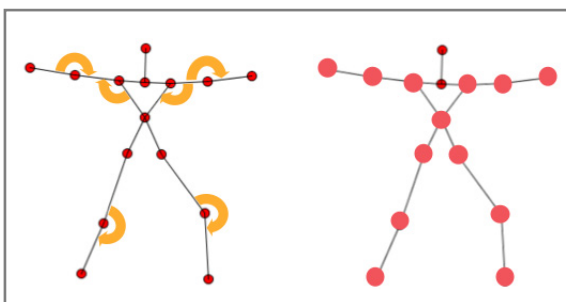


図 5 特徴量に使用した骨格情報 (左: 角度特徴, 右: 移動量特徴)
Fig. 5 (left) Skeletal information using angle features. (right) Skeletal information using movement features.

ープに分けて実験を行う。

分類器のアルゴリズムにはランダムフォレストを使用した。学習については、それぞれ 5 回のダンスのうち、3 回のダンスをトレーニングデータ、残りの 2 回をテストデータとして交差検証を行った。各グループには 12 名 × 5 回の 60 データが存在し、それぞれ 2 回をテストデータとするため、36 データをトレーニングデータ、24 データをテストデータとして、12 値分類の学習となる。また、1 人あたりのデータから ${}_5C_2 = 10$ 通りのトレーニング・テストデータの組合せができるため、10 回それぞれのパターンで学習させ、その平均の正解率と分類確率を求めた。

6.4 結果

表 4, 表 5 は、角度特徴を利用して学習を行ったときの分類確率の平均値を示したものである。分類確率とは、推定時に各分類項目に属する確率を計算したものであり、分類器はこの中で最も確率の高いものを推定結果として出力する。表の行は分類する実験協力者を、列はそれぞれのダンスを示している。今回は 1 名のダンスについてテストデータ 2 回 × 試行回数 10 回の 20 回の推定を行ったため、表の値はその 20 回の分類確率の平均値を計算したものである。たとえば、表 4 の行が「a」、列が「a's dance」の場合、分類器が実験協力者「a」のダンスを推定するとき、平均 0.25 の確率で実験協力者「a」であると判定することを示している。また、表の行方向の合計値は 1.0 となる。

各実験協力者において、最も分類確率が高かったダンスをハイライトしている。表よりどちらのグループにおいても、本人のダンスが最も分類確率が高くなっている。また、10 回の学習の正解率の平均は、ダンス経験の浅い実験協力者のグループは 99.1%、ダンス経験の豊富なグループは 92.0% と高い精度となった。これらの結果より、関節の角度を特徴量とし、機械学習によって個人を判別することが可能であるといえる。

また、表 6, 表 7 は移動量特徴を利用して学習を行ったときの分類確率である。表の形式は角度特徴の結果と同様である。表よりどちらのグループにおいても、角度特徴による学習と同様に、本人のダンスが最も分類確率が高くなっている。また、10 回の学習の正解率の平均は、ダンス経験の浅い実験協力者のグループは 95.4%、ダンス経験の豊富なグループで 89.5% と高い精度となった。これらの結果より、骨格点の移動量を特徴とした場合においても、機械学習によって自身を判別することが可能であるといえる。

ここで、ランダムフォレストは決定木の集合によって学習するアンサンブル学習であり、それぞれの決定木を比較することで、各特徴ベクトルの重要度を評価することができる。これにより、それぞれの学習における特徴について、どの特徴ベクトルが有効であったかを計測した。その結果、角度特徴については、経験が浅いグループ・経験が

表 4 角度特徴による学習の平均分類確率 (ダンス経験が浅い被験者)

Table 4 The average classification probability using angle features for participants with little experience.

	a's dance	b's dance	c's dance	d's dance	e's dance	f's dance	g's dance	h's dance	i's dance	j's dance	k's dance	l's dance
a	0.25	0.07	0.10	0.05	0.05	0.09	0.08	0.07	0.05	0.09	0.05	0.06
b	0.05	0.40	0.06	0.04	0.07	0.07	0.06	0.07	0.02	0.06	0.04	0.06
c	0.08	0.07	0.27	0.03	0.04	0.08	0.07	0.07	0.06	0.09	0.06	0.07
d	0.06	0.06	0.04	0.31	0.08	0.06	0.08	0.08	0.07	0.06	0.06	0.03
e	0.05	0.08	0.04	0.07	0.26	0.08	0.09	0.06	0.05	0.08	0.09	0.05
f	0.07	0.06	0.06	0.04	0.06	0.24	0.09	0.10	0.04	0.09	0.08	0.06
g	0.06	0.06	0.05	0.06	0.08	0.09	0.30	0.07	0.05	0.07	0.07	0.07
h	0.05	0.07	0.06	0.05	0.05	0.10	0.07	0.26	0.06	0.08	0.08	0.09
i	0.05	0.03	0.07	0.07	0.05	0.07	0.07	0.07	0.28	0.11	0.09	0.04
j	0.06	0.05	0.08	0.04	0.06	0.09	0.06	0.09	0.07	0.26	0.08	0.06
k	0.03	0.03	0.05	0.04	0.07	0.08	0.06	0.07	0.05	0.07	0.38	0.06
l	0.04	0.06	0.06	0.02	0.05	0.05	0.07	0.10	0.03	0.07	0.08	0.36

表 5 角度特徴による学習の平均分類確率 (ダンス経験が豊富な被験者)

Table 5 The average classification probability using angle features for participants with rich experience.

	A's dance	B's dance	C's dance	D's dance	E's dance	F's dance	G's dance	H's dance	I's dance	J's dance	K's dance	L's dance
A	0.26	0.04	0.04	0.14	0.09	0.05	0.04	0.08	0.09	0.08	0.05	0.03
B	0.03	0.37	0.07	0.04	0.04	0.07	0.06	0.05	0.05	0.06	0.09	0.06
C	0.04	0.07	0.32	0.04	0.04	0.05	0.09	0.03	0.06	0.10	0.08	0.08
D	0.14	0.04	0.05	0.24	0.10	0.05	0.05	0.08	0.10	0.08	0.05	0.03
E	0.08	0.04	0.04	0.09	0.37	0.08	0.03	0.07	0.08	0.07	0.04	0.02
F	0.05	0.07	0.05	0.05	0.08	0.34	0.03	0.05	0.08	0.09	0.09	0.03
G	0.04	0.07	0.09	0.04	0.03	0.05	0.24	0.06	0.06	0.09	0.09	0.15
H	0.09	0.07	0.03	0.09	0.08	0.06	0.05	0.26	0.10	0.08	0.06	0.03
I	0.08	0.05	0.06	0.09	0.08	0.07	0.05	0.11	0.18	0.10	0.08	0.05
J	0.08	0.05	0.08	0.07	0.07	0.08	0.07	0.07	0.09	0.20	0.08	0.06
K	0.05	0.09	0.08	0.04	0.04	0.08	0.07	0.06	0.08	0.09	0.25	0.08
L	0.03	0.08	0.10	0.03	0.03	0.04	0.16	0.05	0.06	0.08	0.10	0.25

豊富なグループのどちらについても、左右の膝の角度が比較的重要度が高い特徴ベクトルであることが分かった。また、移動量特徴については、どちらのグループについても胸および右肩といった上体における特徴ベクトルの重要度が高い傾向が見られた。

6.5 実験結果の考察

角度特徴による学習と、移動量特徴による学習の結果を比較すると、角度特徴による学習結果の方が、やや精度が高い結果となった。しかし、どちらの特徴においても、本人のダンスが最も分類確率が高く、機械学習によって高い精度で個人を判別することが可能であるといえる。角度特徴によって学習した場合において、膝の角度（足の曲げ具合）が高い重要度であった理由として、今回の実験に用い

たダンスの振り付けが、足をあげる、膝を曲げた状態で踊る、しゃがむといった足を使う振り付けが多かったことで、個人の違いが表れやすかったと考えられる。また、移動量特徴によって学習した場合において、胸の移動量が高い重要度であった理由として、先述のとおり、足を使う振り付けが多かったことで上半身の動きにも差が出やすかったことや、胸を前後左右に動かす「アイソレーション」の仕方に個人差があることが、本人を判別させやすくしたと考えられる。

また、ダンス経験の差に応じて2つのグループに分けて学習を行ったところ、ダンス経験の豊富な実験協力者のグループの方がダンス経験の浅い実験協力者のグループよりも正解率が低くなってしまった。これらの原因として、誤った推定となるデータは Kinect で取得できず欠損値の

表 6 移動量特徴による学習の平均分類確率 (ダンス経験が浅い被験者)

Table 6 The average classification probability using movement features for participants with little experience.

	a's dance	b's dance	c's dance	d's dance	e's dance	f's dance	g's dance	h's dance	i's dance	j's dance	k's dance	l's dance
a	0.34	0.01	0.08	0.13	0.09	0.05	0.08	0.01	0.06	0.06	0.05	0.05
b	0.01	0.42	0.03	0.03	0.05	0.05	0.06	0.12	0.04	0.06	0.06	0.06
c	0.06	0.03	0.32	0.11	0.07	0.08	0.12	0.03	0.07	0.03	0.03	0.05
d	0.12	0.04	0.11	0.22	0.09	0.07	0.10	0.04	0.05	0.06	0.05	0.06
e	0.08	0.06	0.06	0.09	0.23	0.05	0.10	0.05	0.06	0.08	0.07	0.08
f	0.03	0.05	0.06	0.05	0.05	0.30	0.09	0.08	0.08	0.09	0.07	0.05
g	0.06	0.05	0.10	0.08	0.09	0.09	0.25	0.04	0.07	0.07	0.04	0.06
h	0.01	0.12	0.03	0.03	0.05	0.09	0.04	0.35	0.07	0.06	0.06	0.09
i	0.05	0.05	0.07	0.06	0.07	0.10	0.09	0.07	0.24	0.11	0.05	0.06
j	0.05	0.07	0.03	0.06	0.07	0.09	0.08	0.06	0.10	0.26	0.08	0.05
k	0.04	0.05	0.02	0.04	0.06	0.06	0.03	0.05	0.04	0.08	0.43	0.10
l	0.04	0.05	0.05	0.05	0.07	0.06	0.07	0.08	0.05	0.05	0.10	0.34

表 7 移動量特徴による学習の平均分類確率 (ダンス経験が豊富な被験者)

Table 7 The average classification probability using movement features for participants with rich experience.

	A's dance	B's dance	C's dance	D's dance	E's dance	F's dance	G's dance	H's dance	I's dance	J's dance	K's dance	L's dance
A	0.22	0.08	0.07	0.07	0.10	0.06	0.06	0.08	0.08	0.08	0.03	0.06
B	0.08	0.31	0.05	0.07	0.07	0.08	0.05	0.06	0.05	0.08	0.04	0.06
C	0.07	0.06	0.31	0.06	0.08	0.07	0.07	0.04	0.08	0.04	0.06	0.04
D	0.06	0.07	0.05	0.19	0.05	0.09	0.09	0.11	0.07	0.09	0.06	0.06
E	0.09	0.08	0.08	0.07	0.35	0.05	0.05	0.05	0.06	0.06	0.03	0.04
F	0.06	0.08	0.05	0.10	0.05	0.26	0.07	0.08	0.05	0.08	0.06	0.05
G	0.07	0.08	0.07	0.11	0.06	0.08	0.15	0.09	0.06	0.08	0.08	0.07
H	0.08	0.06	0.05	0.11	0.05	0.08	0.08	0.26	0.05	0.07	0.06	0.07
I	0.08	0.07	0.08	0.08	0.07	0.07	0.06	0.06	0.21	0.06	0.08	0.08
J	0.07	0.07	0.04	0.10	0.06	0.08	0.08	0.09	0.06	0.22	0.06	0.08
K	0.03	0.05	0.07	0.08	0.03	0.08	0.09	0.06	0.09	0.07	0.30	0.05
L	0.08	0.07	0.05	0.08	0.05	0.08	0.07	0.09	0.08	0.09	0.06	0.20

あるデータに集中しており、ダンス経験の浅い実験協力者のデータに比べて、ダンス経験の豊富な実験協力者のデータの方が欠損値のあるデータを多く含んでいたためであると考えられる。そのため機械学習による判別においては、ダンス経験によってそれほど大きな違いはないと考えられる。

7. 考察

3, 5章の人による個人識別調査実験の結果と、6章の機械によるダンスの個人識別実験の結果より、それぞれを比較することによってダンスの個性について議論する。

人による個人識別調査実験では、基本的なステップのみで構成された振り付けと実践的な振り付けの2種類のダン

スを用いて行った。基本的なステップのみで構成されたダンスでは、多くの実験協力者が自身を判別することができた。特にダンス経験者は高いスコアで自身を判別できた人が多く、他の実験協力者のダンスまで判別することができていた。実践的なダンスでも、特定の実験協力者のダンスを集中して選ぶ傾向が見られ、骨格情報のみのダンスからも特徴を主観的に見出すことが可能であることが明らかになった。しかし、実践的なダンスを用いた実験では、ダンス経験が豊富な実験協力者であっても、自身のダンスを正しく判別できたスコアが十分に高いとはいえない。これは基本的なステップのみで構成されたダンスに比べ、実践的なダンスのテンポが速く、動きも大きなものから細かいものまで複雑であったため、自身の動きを把握しきれてお

らず判別が難しかったことが考えられる。このことから、ふだんの練習で自身のダンスを客観的にとらえることは、ダンス経験を積んだとしても難しいことであるといえる。一方、機械によるダンスの個人識別実験では、角度特徴と移動量特徴の2つの特徴を使用して学習を行ったが、どちらの特徴においても高精度で本人を判別することが可能であった。これらの結果より、それぞれのダンスには個性となりうる特徴や動きが存在するにもかかわらず、それらの自分の個性を認識できていないダンサーが多いと考えられる。そのため、これらの個性となる特徴を利用することで、自分では気がつかない自分のダンスの個性を見つけることができるようになること期待される。

次に、個性の表れやすい体の位置や要素について考察する。人による個人識別調査実験では、経験の差にかかわらずほとんどの実験協力者が骨格の中で腕に集中しており、半分以上の実験協力者が全身のバランスを見て判別している。また要素としては、ダンス経験が浅い実験協力者ほど動きに、ダンス経験が豊富な実験協力者ほど形を重視していることが明らかになった。これに対して機械学習による実験では、角度特徴による学習では足の形、移動量特徴による学習では胸の動きを重視していた。足の曲げ具合と胸(上半身)の移動という2つの要素は、人による個人識別調査実験に用いた映像において占める割合が大きいため、どちらも人による評価で重視された全身のバランスに対応すると考えられる。一方で、人による個人識別調査実験で最も実験協力者の回答が多かった腕について、機械によるダンスの個人識別実験では重視されなかった原因として、腕の位置よりも手の向きや形状に個性が表れていた可能性がある。そのため、これらの手の状態に着目することで、より個性を際立たせる可能性も考えられる。

独自に学習するためのダンス動画の探索に対して、今回の結果を活かすためには、いくつかの課題が存在する。まず本研究では、Kinectの前で実際に踊ってもらうことでダンスの骨格情報を取得した。しかし、実際にダンス動画から個性を認識する場合、ウェブ上に投稿されている既存の動画には骨格情報は付与されていない。そこで今後は、動画から骨格情報を取得することができるOpenPose[25]などの手法を用いて骨格情報を抽出し、利用する方法を検討していく予定である。なおOpenPoseによる手法は、自身の個性を認識する場合にも、Kinectなど機材の有無にかかわらず誰でも骨格情報を取得できると期待される。

本研究では、ある特定の振り付けに対して実験協力者に踊ってもらい、人による個人識別調査実験と機械によるダンスの個人識別実験という2つの方向から実験を行った。しかし、実際にダンス動画を探索する場合、それぞれの動画によって異なる振り付けで踊っている。そのため、同じ振り付けで踊っているダンスを比較して個人を判別できる

だけでなく、まったく別の振り付けにおいてもその人の個性を判別できなければならない。そのため、別の振り付けで踊っている場合や、いくつか異なる振り付けを実験協力者に踊らせた場合においても同様に実験を行い、個人を判別可能であるかどうかを明らかにする必要がある。ここで土田ら[26]は、大規模なストリートダンス動画のデータベースAIST Dance Video Databaseを構築している。こうしたデータベースを利用していくことで、まったく別の振り付けにおいてもその人の個性を判別できるかについて、プロのダンサーのダンスから分析を行っていくことも考えられる。

また、腕や膝の曲げ具合や移動量といった特徴が個性の要因となることが明らかになったものの、これらの特徴をもとに個性が類似するダンスを見つける方法については十分に検証できていないという問題がある。前述したように、手の向きや形状といった特徴も個性の要因となる可能性が高いことから、より多くの要因を見つけ出し、それらの特徴をもとにダンスの個性の類似度を計算する方法について検討する必要がある。

これらの課題点を解決することで、ダンスの個性的な特徴を取得し、それをもとにダンス動画を検索する仕組みを実現することが可能となる。

8. まとめ

本研究では、Kinectによって取得した骨格情報からダンスにおける個性を識別可能であるかについて、ヒップホップダンスを対象として検証を行った。まず、ダンス経験の有無による個人識別調査実験として、ダンス未経験者とダンス経験者に対して骨格情報のみから自身のダンスを判別可能であるか、基本的なステップのみで構成されたダンスを用いて実験を行った。その結果、ある程度自身のダンスを判別可能であること、特にダンス経験者はダンス未経験者よりも正確に自身のダンスを判別可能であることが明らかになった。

次にダンス経験の長さによる個人識別調査実験として、ダンス経験者を対象に実践的なダンスを用いて、骨格情報のみから自身のダンスを判別可能であるか実験を行った。その結果、ダンス経験の豊富な実験協力者ほど自身のダンスを骨格情報のみから判別可能であり、平均骨格からも同様に判定可能であることが分かった。また、ダンスの判別に用いる要点は経験の差によって違いが見られ、経験が浅いほど動き方を、経験が豊富なほど形を重視する傾向があった。

最後に骨格特徴を用いた機械によるダンスの個人識別実験を実施し、角度特徴と移動量特徴の2つの特徴量で学習し比較したところ、どちらを用いても高い精度で個人を判別することが可能であることが分かったが、なかでも角度特徴を用いた場合の精度が高く、これは経験が豊富な実験

協力者の判断基準に近いことが分かった。

今後は、これらの分析によりダンスにおいて個性とは何かについて明確に示すとともに、抽出した個性の応用方法についてもさらに検討していく。また、振り付けはまったく違うが個性が合っているというダンス動画を検索する手法についても検討を行う。

参考文献

- [1] 株式会社大塚製薬：ダンスに関する調査，入手先 (<https://kyodonewsprwire.jp/release/201711288452>) (参照 2021-01-17).
- [2] Fujimoto, M., Tsukamoto, M. and Terada, T.: A Dance Training System that Maps Self-Images onto an Instruction Video, *The 5th International Conference on Advances in Computer-Human Interactions*, pp.309–314 (2012).
- [3] Chan, C., Ginosar, S., Zhou, T. and Efros, A.A.: Everybody Dance Now, arXiv, Vol.1, No.1 (2018).
- [4] Yonezawa, M.: The investigations on the teachers' attitudes to dance in the face of scholastic requirement of dance in middle schools in Heisei 24 (2012) academic year, *Studies in Humanities of Kanagawa University*, No.178, pp.53–80 (2012).
- [5] Yamaguchi, T. and Kadone, H.: Supporting creative dance performance using a grasping-type musical interface, *IEEE International Conference on Robotics and Biomimetic* (2014).
- [6] Nakamura, A., Tabata, S., Ueda, T., Kiyofuji, S. and Kuno, Y.: Dance training system with active vibro-devices and a mobile image display, *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* (2005).
- [7] Yang, U. and Kim, G.: Implementation and Evaluation of “Just Follow Me”: An Immersive, VR-Based, Motion-Training System, *Presence*, Vol.11, No.3, pp.304–323 (2002).
- [8] Faridee, A.Z.M., Ramamurthy, S.R., Hossain, H.M.S. and Roy, N.: HappyFeet: Recognizing and Assessing Dance on the Floor, *19th International Workshop on Mobile Computing Systems & Applications*, pp.49–54 (2018).
- [9] Sato, N., Imura, S., Nunome, H. and Ikegami, Y.: Motion characteristics in hip hop dance underlying subjective evaluation of the performance, *The 30th Conference of the International Society of Biomechanics in Sports*, pp.17–20 (2012).
- [10] Mousas, C.: Performance-driven dance motion control of a virtual partner character, *2018 IEEE Conference on Virtual Reality and 3D User Interfaces (VR)*, pp.57–64 (2018).
- [11] Aristidou, A., Charalambous, P. and Chrysanthou, Y.: Emotion analysis and classification: Understanding the performers' emotions using the LMA entities, *Computer Graphics Forum*, Vol.34, No.6, pp.262–276 (2015).
- [12] Senecal, S., Cuel, L., Aristidou, A. and Thalmann, N.: Continuous body emotion recognition system during theater performances, *Computer Animation and Virtual Worlds*, Vol.27, No.3-4, pp.311–320 (2016).
- [13] 戸山恵佑, 牛尼剛聡：ダンサーの振る舞いデータを利用したインタラクティブなダンスチュートリアルの自動生成, *DEIM Forum*, F4-3 (2015).
- [14] 斎藤 光, 徳久弘樹, 中村聡史, 小松孝徳：ダンス動画へのオノマトペ付与によるダンス習得促進手法, 情報処理学会研究会報告グループウェアとネットワークサービス (GN), Vol.2020-GN-109, No.33, pp.1–8 (2020).
- [15] 室伏 空, 中野倫靖, 後藤真孝, 森島繁生：ダンス動画コンテンツを再利用して音楽に合わせた動画を自動生成するシステム, 研究報告音楽情報科学 (MUS), Vol.2009-MUS-81, No.21, pp.1–7 (2009).
- [16] 又吉康綱, 小山裕己, 深山 覚, 後藤真孝, 中村聡史：画像の類似度を用いたダンス動画モーション訂正手法, 第27回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ (WISS 2019) (2019).
- [17] Tsuchida, S., Fukayama, S. and Goto, M.: Automatic system for editing dance videos recorded using multiple cameras, *Advances in Computer Entertainment Technology*, Vol.10714, pp.671–688 (2017).
- [18] Tsuchida, S., Fukayama, S. and Goto, M.: Query-by-dancing: A dance music retrieval system based on body-motion similarity, *Multi Media Modeling*, Vol.11295, pp.251–263 (2019).
- [19] 宮島春菜, 山本正信：Kinect からの歩行動作による個人識別, 映像情報メディア学会, Vol.67, No.11, pp.J417–J420 (2013).
- [20] Sinha, A. and Chakravarty, K.: Pose Based Person Identification Using Kinect, *2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, pp.497–503 (2013).
- [21] Sadhu, A.K., Saha, S., Konar, A. and Janarthanan, R.: Person identification using Kinect sensor, *The 2014 International Conference on Control, Instrumentation, Energy and Communication (CIEC)*, pp.214–218, IEEE (2014).
- [22] Reddy, V.R., Chattopadhyay, T., Chakravarty, K. and Sinha, A.: Person Identification from Arbitrary Position and Posture Using Kinect, *The 12th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems*, pp.350–351 (2014).
- [23] Andersson, V.O. and Araujo, R.M.: Person Identification Using Anthropometric and Gait Data from Kinect Sensor, *The AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Vol.29, No.1 (2015).
- [24] 三堀 裕, 花泉 弘：Kinect V2 を用いる歩容認識に基づく個人識別手法, 第79回全国大会講演論文集, No.1, pp.439–440 (2017).
- [25] Cao, Z., Simon, T., Wei, S.E. and Sheikh, Y.: Real time multi-person 2D pose estimation using part affinity fields, *Computer Vision and Pattern Recognition* (2017).
- [26] 土田修平, 深山 覚, 濱崎雅弘, 後藤真孝：AIST Dance Video Database：ダンス情報処理研究のためのストリートダンス動画データベース, 研究報告音楽情報科学 (MUS), Vol.2020-MUS-126, No.9, pp.1–10 (2020).



古市 冴佳 (学生会員)

1997年生。2020年明治大学総合数理学部先端メディアサイエンス学科卒業。現在、同大学大学院先端数理科学研究科博士前期課程在学中。ダンスの個性抽出、待ち合わせ行動の分析等の研究活動に従事。学士(理学)。



阿部 和樹

1994年生。2020年明治大学大学院先端数理科学研究科博士前期課程修了。コミックや音楽動画といったメディアの自動解析に関する研究活動に従事。修士（工学）。



齋藤 光

1996年生。2020年明治大学総合数理学部先端メディアサイエンス学科卒業。ストリートダンスにおける骨格情報のみを利用した個性判別、オノマトペを利用した効率的なダンス上達法といったダンスに関する研究活動に従事。学士（理学）。



中村 聡史（正会員）

1976年生。2004年大阪大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年独立行政法人情報通信研究機構専攻研究員。2006年京都大学大学院情報学研究科特任助手，2009年同特定准教授，2013年明治大学総合数理学部先端メ

ディアサイエンス学科准教授，2018年同教授，現在に至る。サーチとインタラクションや，ネタバレ防止技術，平均手書き文字等の研究活動に従事。博士（工学）。