

深層学習を利用したブレイクダンスにおける動作の判別・可視化システムの開発とその応用

平澤直之^{†1} 清水大地^{†2}

概要：本研究では、近年広く普及しつつあるブレイクダンスにおいて、動作を自動的に判別してその結果を可視化するシステムを開発した。その際、加速度センサーを組み込んだ靴（スマートフットウェア Orphe）を使用し、自然な環境下での動作を深層学習によって分類し、その結果をダンサーや指導者にフィードバックするシステムの開発を目指した。本発表では、そのシステムの紹介を行うとともに、上記のシステムを応用した事例についてもその途中経過を報告する。例えば、ダンサーへのフィードバックとして、動作の種類に加えて、動作のオリジナリティの程度など、領域において重要とされる側面を可視化するシステムを現在開発中である。また、本システムによって蓄積されたデータを利用した動作の熟達度による差異に関する科学的な検討も現在行っている。

キーワード：ブレイクダンス、動作分類、可視化、加速度センサー、スマートフットウェア、熟達度、オリジナリティ [**]

Development of The System that Classifies and Visualizes The Movements of Breakdancers

NAOYUKI HIRASAWA^{†1} DAICHI SHIMIZU^{†2}

1. はじめに

本研究では、近年広く普及しつつあるダンスジャンルの1つであるブレイクダンスを対象に、自然な環境下での動作を自動的に判別・可視化するシステムの開発を行った。その際、加速度センサーを組み込んだ靴（スマートフットウェア Orphe）によってデータを測定した。そして、その加速度データに対する深層学習を行い、動作の分類を行うモデルを構築して動作の分類に用いた。本研究では、当該システムの概要に関して紹介するとともに、上記のシステムを応用した事例の途中経過を報告する。

2. ブレイクダンスの歴史・特徴

ブレイクダンスは1960年代後半にNew Yorkのブロンクス地区において誕生した踊りである（e.g., OHJI, 2001; Watkins, 2005）。元々地域の若者によって開催されていたブロック・パーティーの中で生まれたものであったが、次第にギャングらの抗争の代替として利用されるようになり、その中で発展を遂げていった。その後、映像や放送メディアによって取り上げられるなど徐々に一般大衆にも広く着目されるようになっていき、現在では大企業主催の国際大会も開催されるなど世界中に広く普及しているダンスジャンルの1つである。実際の大会の例としては、RedBull BC

One (http://bcone.redbull.com/en_INT) や Silverback (<https://www.udeftour.org/>) などが挙げられる。

ブレイクダンスでは、上記した歴史的背景もあり、バトルという複数名のダンサーが交互に踊りを披露するパフォーマンス形式が定着しており、様々な大会で用いられている。特にバトルでは、各ダンサーは領域において既に確立された動作や自ら創造した独創的な動作を複数組み合わせることで、1つのパフォーマンスを披露していく（図1参照）。そして、それらの構成要素やパフォーマンスの質が、その独創性や音楽性、ダイナミックさ等によってジャッジに評価される。本研究では、このパフォーマンスを構成する重要な要素である動作の種類を自動的に判別し、その特徴を可視化するシステムの構築を目指した。

3. 目的

上記した通り、本研究ではブレイクダンスにおけるパフォーマンスを構成する各動作を自動的に判別し、その結果をダンサーや指導者に対して効果的に可視化するシステムの開発を目指した。またデータについて、3軸加速度センサーを組み込んだ靴によって測定することで、可能な限り自然な状況下（現実に営まれる練習場面や実践場面）における動作判別・可視化を行うことを目指した。これらの状況下で動作判別・可視化を行うことの出来るシステムは、例えばダンススクールにおけるレッスン場面等の教育場面において有効に機能すると考えられる。また、近年ブレイクダンスを含むストリートダンスは現代的なリズムのダンスの一種として義務教育過程に組み込まれており、以上の

^{†1} 株式会社ノーニューフォークスタジオ
no new folk studio Inc.

^{†2} 東京大学大学院教育学研究科
Graduate School of Education, The University of Tokyo

1つのパフォーマンス (20秒-50秒程度)

領域に存在する動作	創造した独創的な動作	領域に存在する動作	即興的な繋ぎの動作	領域に存在する動作	創造した独創的な動作
-----------	------------	-----------	-----------	-----------	------------

図1. ブレイクダンスにおけるパフォーマンスの1例. 煩雑になることを避けるために、動作の数や種類については大幅に省略しており、通常はより多くの数・種類の動作によってパフォーマンスが構築される場合が多い。

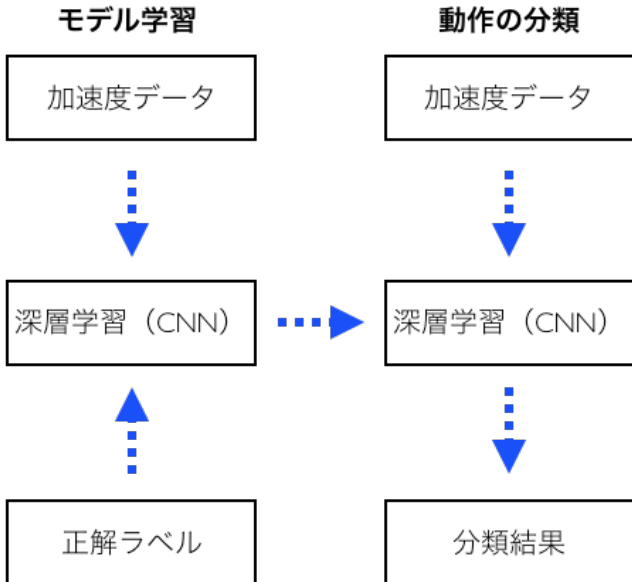


図2. システム構築の手続き

学校教育場面における応用においても本システムは将来的に有効な機能を提供することが可能であると考えられる。

4. システムの概要

4.1 動作の分類手法

動作の分類に関する手続きは以下の通りである (図2 参照)。なおデータ測定の手続き等に関しては, Kwapisz, Weiss, and Moore (2011)や岩澤・矢入・松尾 (2015) を参考とした。まず, ブレイクダンスに10年以上の経験がある第一著者, 第二著者と1名の熟達したダンサー (大会等での優勝経験有り) が上記したセンサー付属の靴を装着し, 基本的な17種類の動作を反復して実施した (stop, walk, toprock, indianstep, salsarock, crossdown, sixstep, fourstep, threestep, twostep, onestep, CC, windmill, backspin, thomasflare, halo, airflare)。そして, これらの動作実施時の左右脚部の3軸加速度データを取得した^a。結果として, 17種類の動作について計3012個のデータを測定している。

次に, 上記の加速度データと正解ラベルの中の2259個 (75%) を学習データとして利用し, モデルの構築を行った。具体的には, 上記した左右脚部の3軸加速度センサー

^a なお, 加速度データ測定の粒度は Bluetooth LE の通信状況にも依存するが, 約40 Hz 前後であった。後述するように, この粒度で測定したデータ50個を1つの単位として学習データ, テストデータとして利用した。



図3. 可視化の様子

によって測定した6変数の加速度データについて, 50個の連続値を1単位の学習データとして入力し, その際の動作の正解ラベルを用いて教師あり学習を行った。学習においては, 畳み込みニューラルネットワーク (CNN) による多クラス分類の手法を用いている。なお, 測定した動作の加速度データでは, 時間経過による値の著しい変化が見られており, その情報をより強く反映した分類を行う手法として, 上記の学習手法を選択した。

次に, 学習したモデルを利用し, 測定した加速度データ値に基づいて動作を分類するシステムを構築した。ここでは6変数の加速度データを入力として用い, モデルによる出力値を動作の分類結果とした。なお, 測定した全データ3012個の内, 753個 (25%) をテストデータとして利用し, 実際に分類精度を確認したところ, 結果として約98%という高い精度が示唆された。

4.2 動作の可視化手法

次に, 分類したデータの可視化システムの概要を説明する。分類したデータは, 実際にシステムを利用するダンサーやその指導者にとっての理解の容易さや教育・指導に当たっての利用しやすさを重視した可視化を行った。実際に動作分類の結果を可視化した例を図3に示す。まず動作分類の結果については, 各動作に分類された確率について, 視覚情報として簡易に理解可能なグラフによって表現した。また, ブレイクダンスのパフォーマンスにおける動作の連なりの重要性を考慮し, 1つ前の動作から途切れることなくシームレスにグラフが変化するように表示方式を調整した。

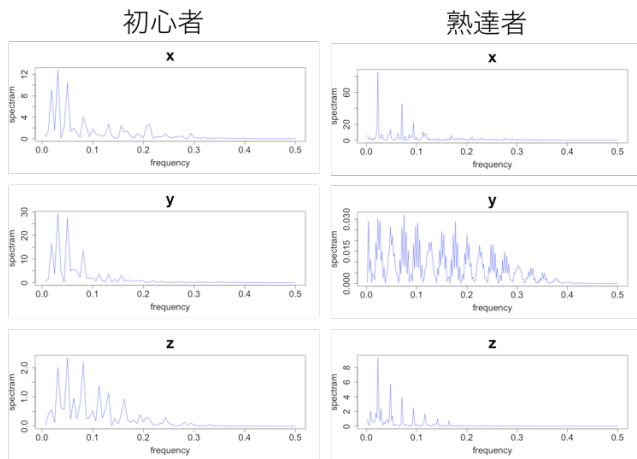


図4. 同一動作を実施した際のデータ（周波数解析による結果）

また、教育場面や指導場面で利用する上では、パフォーマンスを実施した場で結果をすぐに確認し、フィードバック可能であることが望ましい。以上の要件を踏まえ、動作実施後、可能な限り短い遅れで分類結果を表示・記録するリアルタイム性を重視したシステム構築を行った。

5. システムの応用と課題

5.1 教育現場（レッスン・学校教育）への応用

次にシステムの応用事例を下記に示す。まず、応用の1つ目として本システムを利用した、ダンサーの動作の特徴の解析や熟達の程度の解析、そしてそれらの情報のフィードバックを行うことを考えている。本システムを用いることで、動作を自然な環境下でリアルタイムに分類し、その際の運動の様相についても3軸加速度データとして記録することが可能である。以上のデータを利用し、例えばある動作に関する特定のダンサーの運動の特徴をフィードバックして熟達を促すことや、同一動作における熟達程度の差異による運動の違いを同定し上記のフィードバックに応用することなどは可能と考えられ、また教育的な意義も非常に大きいであろう。実際に本システムを利用して測定した初心者と熟達者の同一動作における加速度データについて周波数解析を行った例を図4に示す。図から分かる通り、熟達による差異は脚部の周波数データにも明確に現れている。今後はより多くのダンサーを対象とした膨大なデータを集積することで、熟達度による動作特徴の差異に関する定量的な解析やその知見を利用した熟達支援に活かしていくことを考えている。

また、応用の2つ目として動作のオリジナリティーの測定を行い、その結果をフィードバックすることなどを考えている。上記した通り、動作のオリジナリティーはブレイクダンスにおいて非常に重要性を有するにも関わらず、その程度の定量化や教育的支援の手法は確立されていないのが現状である。一方で著者らは、本システムによる各動作の分類確率のバラつき等を利用して動作のオリジナリティー



図5. オリジナリティーの評価の様子

一を定量的に算出して可視化する手法を現在構築している（図5）。このシステムを確立することで、各動作やパフォーマンスのオリジナリティーの程度をダンサーや指導者にフィードバックすることが出来ると考えられる。オリジナリティーの定量化手法については、領域の特徴や文化も考慮した更なる検討が必要と考えられるが、このオリジナリティーの醸成支援については、その教育的意義は非常に大きいと考えられるだろう。

5.2 課題

本研究の課題としては、以下2点が挙げられるだろう。まず、1点目として挙げられるのが、モデルの学習・テストに利用するデータの多様性である。本研究では、3012個のデータを測定してモデルの学習を行っており、実施したテストにおいても高い精度が見られていた。一方で、利用したデータは3名のダンサーの動作を測定したものであり、今回学習したモデルが他のダンサーを対象とした場合も十分な精度を示すか、といった点については十分に検証出来ていない。今後は対象者の数を増やし、ダンサーによる個人差にも十分に対応可能なシステムを構築することが必要と考えられる。

また、2点目として挙げられるのが、現実場面におけるシステムの有用性の確認である。上記した通り、本システムはダンサーの熟達の促進、オリジナリティーの醸成といった点で効果的に働くことが予測されるが、実際に使用した際に有効に機能するかといった点は十分に確認出来ていない。今後は本システムを実際に使用した際の有効性やその効果的な利用方法についても、詳細に考えて検証を行うことが必要だと考えられる。

謝辞 本研究への協力をご快諾頂いたダンサーの方に厚く御礼申し上げます。なお本研究は、科学研究費基金若手研究B（課題番号：16K17306、代表：清水大地）の助成を受けて行われました。

参考文献

- [1] 岩澤有祐・矢入郁子・松尾豊. 車いす行動センシング加速度データへの表現学習の適用. 第29回人工知能学会全国大会発

表論文集, 2C1-OS-06a-1, 2015.

- [2] Kwapisz, J. R., Weiss, G. M., & Moore, S. A. Activity recognition using cell phone accelerometers. *SIGKDD Explor. Newsl.*, Vol. 12, No. 2, pp. 74-82, 2011.
- [3] OHJI. Roots of street dance. Bunkasha, 2001.
- [4] Watkins, S. C. Hip hop matters: Politics, pop culture, and the struggle for the soul of a movement. Beacon Press, 2005.