

深層学習を利用したブレイクダンスにおける 新しい価値の創出・評価システムの開発

Development of New Value Creation and Evaluation System in Breakdance Using Deep Learning

平澤 直之^{*1}
Naoyuki Hirasawa

清水 大地^{*2}
Daichi Shimizu

^{*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

Abstract: In this research, we developed a system which automatically discriminates motion and visualizes the result in breakdance which is spreading widely in recent years. At that time, we aimed to develop a system that uses shoes incorporating an acceleration sensor (Smart Footwear Orphe) to classify movements under natural environment by deep learning and feed back the results to dancers. In this presentation, as well as introducing the system, we also report on the course of the case of evaluating the degree of originality of movements by applying the above system. Also, we examine how this case affects dancers by being incorporated into dance culture.

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 (Smart Footwear 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システムに組み込んだ。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、ブレイクダンスにおいて非常に重要性を有する動作のオリジナリティーの程度を評価する事例の途中経過を報告する。また、本研究がダンスカルチャーに及ぼす影響を考察する。

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 [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、

その応用としてオリジナリティーの程度を評価し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、そのシステムを応用して動作のオリジナリティーの程度を評価し可視化するシステムの構築を目指した。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等の教育場面や、ダンスバトルにおいてジャッジの評価指標として機能すると考えられる。

また、これまでに既存のダンサーから評価されてこなかったような動作についても、新しい価値基準を設けることでダンススタイルの発展を促進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 動作の判別手法

オリジナリティーの高い動作を評価するために、まずブレイクダンスにおける基本的な動作 (オリジナリティーとしては低いもの) を区別できている必要がある。ここでの動作の判別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 2011] や [岩澤 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、領域に存在する基本的な 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¹。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。

連絡先: 平澤直之, 株式会社ノーニューフォークスタジオ, 東京都渋谷区神南一丁目 12 番 16 号アジアビル 6 階,
hirasawa@no-new-folk.com

¹ なお、加速度データの測定の粒度は Bluetooth LE の通信状況にも依存するが、約 40Hz 前後であった。後述するよ

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。

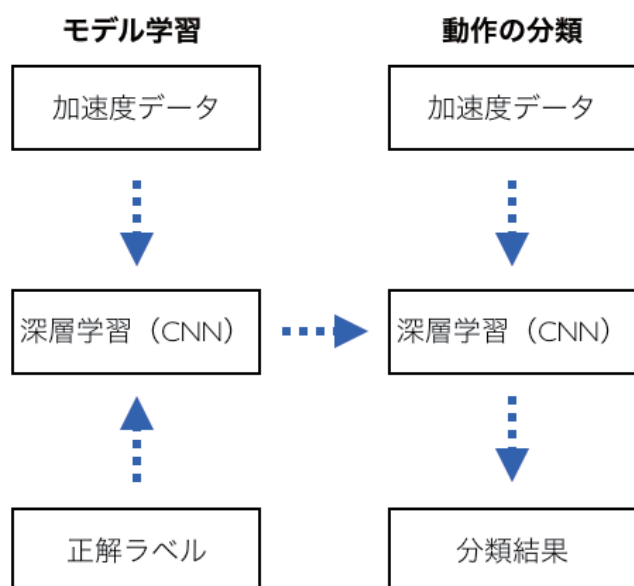


図2. システム構築の手続き

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イベントでのオーディエンスにとっての理解の容易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



図3. 動作分類の結果を可視化した例

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的重要性を考慮し、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表示方式を調整した。また、ダンサーが利用する上では、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 オリジナリティーの程度の評価

次に上記のシステムを応用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新たなシステムを構築した。まず、データ収集の対象となるダンサー間で各個人が独自に創造した動作に対し、評価が偏らないように協議の上ダンサー自身がオリジナリティーの程度を決定、その程度別にデータを分類しラベル付けを行った。補足として、すでに上記してある 17 種類の基本的動作のようなデータは、オリジナリティーの程度の低いものとしてラベル付けする。この手法に基づいて学習用のデータを収集し上記した CNN 深層学習モデルに学習させた。このようにして得られた学習済みモデルに図 2 と同様に加速度データを入力すると、各クラスの予測確率が出力される(もちろん、入力したデータの特徴に近いクラス確率が高くなる)。その際、各クラスの確率の値にオリジナリティーの程度が高いクラスの方が大きくなるような値を乗算し算出された各値の合計値をその時点での動作の評価値とする(算出例は図 4 を参照)。ダンサーは事前に設定された評価回数分(COUNT)が満たされるまで自由に踊り、その間の評価値を合計して結果が 0~100 になるように変換した値をそのダンサーの一連の動作の最終的なオリジナリティーの程度(SCORE)として可視化を行っ

うに、この粒度で測定したデータ 50 個を 1 つの単位とし学習データ、テストデータとして利用した。

| | 分類クラス | 予測確率 | 重み付け | 合計値 |
|----|------------|------|------|------------|
| | オリジナリティー：高 | 70% | 2 | 評価値 160 |
| 例) | オリジナリティー：中 | 20% | 1 | |
| | オリジナリティー：低 | 10% | 0 | |

図4. オリジナリティーの評価値の算出例

た。実際にオリジナリティーの程度を可視化した例を図5に示す。

本システムにおいては、オリジナリティーの程度の高いデータを学習する中でダンサーが視覚的に気付かないような特徴が抽出されることを期待して上記のラベル付け手法を用いている。このシステムを確立することで、ストリートダンスが義務教育課程に組み込まれている昨今の教育現場においてダンスに詳しくない指導者でも生徒の評価指標として活用できると考えられる。また、ダンスイベントにおいてはジャッジの人選により参加者の評価も変わってしまう場合が多かったが、このシステムを活用することで共通の評価基準を得ることができるようになるであろう。

5.2 課題

本研究の課題として挙げられるのが、モデルの構築・テストに利用するデータの多様性である。本研究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、今回構築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。特にオリジナリティーの測定に関しては、ダンサーの数が少ないためラベル付けの時点で偏った評価となっている可能性が高い。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。

6. ダンスカルチャーへの影響

最後に、本研究におけるオリジナリティーの測定システムが現在のダンスカルチャーへ与える影響について、ブレイクダンスが今日まで発展してきた歴史的過程も踏まえつつ考察する。上記したようにブレイクダンスは1960年代後半に誕生したものであるが、時間の経過とともに主流とされるダンスのスタイルも変化してきた。特に1990年代に登場したアメリカのStyle Elements (<http://www.style-elements.com>)というダンススクールはハンドホップ(倒立の状態で跳ねる動作)や独特なスレッド(身体の部位を使って作り出した輪っかに手や足を通す動作)など既存のダンススタイルとは大きく異なる踊り方を生み出し、ダンスカルチャーの発展に大きく貢献したと言われている。本研究のオリジナリティーの評価システムにおいても、例えば学習データをブレイクダンスの動作に限定するのではなく、他ジャンルのダンスの動作や形態模写の動作を学習データとして取り入れることで、既存の価値観に囚われない評価基準を生み出せる可能性がある。これまでにない新しいダンススタイルを創出する支援ができるよ



図5. オリジナリティーの程度を可視化した例

うになると現在のダンスカルチャーの発展にも貢献できるであろう。

また、上記したように本システムをダンスイベントのジャッジとして活用することも考えられる。ただし、本研究は既存のダンススタイルを否定したいわけでもなく、またオリジナリティー以外にもダンサーの音楽性や動作の技術的難易度など多くの評価基準が存在する。現状のダンスカルチャーにおける評価基準を補う形で本システムが活用されることで、既存の価値観も尊重しつつ新たな価値観の創出に繋がるような活動を本研究でも進めていきたい。

Acknowledgment

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、科学研究費補助金若手研究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

- [岩澤 2015] 岩澤有祐・矢入郁子・松尾豊. 車いす行動センシング加速データへの表現活動の適用. 第29回人工知能学会全国大会発表論文集, 2C1-OS-06a-1, 2015.
- [Kwapisz 2011] 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.
- [OHJI 2001] OHJI. Roots of street dance. Bunkasha, 2001.
- [Watkins 2005] Watkins, S. C. Hip hop matters: Politics, pop culture, and the struggle for the soul of a movement. Beacon Press, 2005.