

# マルチモーダルデータに基づく動作間類似性尺度の提案 - たとえ表現による技能熟達支援に向けて -

柳田 拓郎<sup>1,a)</sup> 竹川 佳成<sup>1,b)</sup> 平田 圭二<sup>1,c)</sup>

**概要:** スポーツなどの熟達した技能を必要とする動作において、言語や動作で技能の伝達を行う場面が多々ある。しかし、お互いが同じ感性を有しているとは限らないため、伝達が円滑に行われない可能性がある。そこで、伝えられる側の経験則に基づいた、たとえ表現を用いた技能熟達支援を目指す。本稿では、支援を実現するにあたり必要な、マルチモーダルデータに基づく動作間類似性尺度を提案する。動作を表現するパラメータとして、手首の加速度・角速度、肘付近の前腕部の加速度・角速度・表面筋電位信号を定義した。模範動作となるドラム打叩動作や諸動作 52 個を計測し、動作同士のマッチングを試みた。マッチングの計算方法として、模範動作と諸動作の間の距離を算出するため、動的計画法の一つである動的時間伸縮法 (DTW) を用いた。各パラメータに重み付けを行うため、ドラムの打叩音量の大きさを三段階で定義し、諸動作とは別にドラムの打叩を各 7 試行計測し、重回帰分析を行った。模範動作と諸動作 52 個で算出された距離に対して回帰式を適用したところ、動作間の類似点や相違点などを観察することができた。

**キーワード:** たとえ表現, マルチモーダル, 動作間類似性尺度, DTW, 重回帰分析

## 1. はじめに

スポーツなどの熟達した技能を必要とする動作において、人同士で技能の伝達を行う場面が多々ある。その際、実際に模範動作を見せたり、言語で伝えることが一般的な方法として挙げられる。熟達した動作は、技術が理性や理屈を超えた、いわゆる感性と称される領域での存在であるために、他者に問題点や修正点を正確に伝えることは難しい [1]。また、動作は言語で実行するわけではないので、できないことを指摘されても、なぜできないのかが自分の感覚としてわからなければ、できるようにはならない [2]。つまり、動作を言語で伝達しようとする際、少なくともお互いにとって既知の情報に基づいて言語化することでのみ、情報の受け手側の理解が成り立つということがいえる。上記より、伝えられる側の経験則に基づいた、技能の伝達方法が確立することによって、より効率的な技能熟達過程が見込めるのではないかと考えられる。

伝えられる側の経験則に基づいた伝達方法として、「たとえ」が挙げられる。望月ら (2012) は、任意の個人における未知情報の表現として、各人の感性に紐づく経験を位置

情報から抽出し、「たとえ」を用いて表現した、感性的なコミュニケーションモデルの構築を提案している [3]。この「たとえ」という表現方法は、位置情報のみではなく、動作における感性の共有モデルを構築できるのではないかという仮説を立てた。本研究の最終目標として、伝えられる側の経験則に基づいたたとえ表現を用いた、動作における技能熟達の支援モデルを提唱する。提案モデルにより、動作において、言語や視覚情報のみでは伝達しきれない感性的な情報を共有することができ、対象の動作における非熟達者の技能熟達過程を、より効率的に進めることができる。そこで本稿では、たとえ表現を実現する際に必要となる、動作間類似性尺度の提案を行う。

本稿では、たとえ表現の対象となる熟達動作として、ドラム打叩動作を選択した。ドラム打叩動作は、手首や指、肘など、多くの関節や筋を協働させて動作を行う必要があるため、熟達した技能を習得するまでに長期間にわたる訓練が求められる動作の一つである。これは、先行研究において、ドラムの熟達者、非熟達者の演奏時における表面筋電位信号を用いて比較、検討を行い、いずれも熟達者群に優れた結果が出ている事からも自明である [4], [5], [6]。ドラム演奏の熟達者において諸動作の計測を行い、ドラム打叩動作との比較、分析を行う。

本稿では第 2 章にて、提唱する技能熟達支援について説

<sup>1</sup> 公立はこだて未来大学

a) g2117048@fun.ac.jp

b) yoshi@fun.ac.jp

c) hirata@fun.ac.jp

明する。第3章では、支援で用いる動作間のマッチングアルゴリズムについて説明する。第4章では、マッチングアルゴリズムにて用いる動作間類似性尺度の、各パラメータに付与する重みを定義するために行った手法を説明する。また、重みを適用した動作間類似性尺度を用いた諸動作への適用について説明する。第5章では、第4章で行った諸動作への適用方法と、各パラメータの考察と、提案手法の問題点を述べる。第6章では、第1章から第5章までのまとめを述べる。

## 2. 技能熟達支援方法

たとえ表現を用いた動作における技能熟達支援として、図1のようなモデルを提案する。まず、伝達する側である熟達者の模範動作と、伝達される側である非熟達者の諸動作を計測する。任意の動作において計測したデータを一つの経験として定義し、熟達者のたとえ表現の対象となる経験と、非熟達者の様々な経験とのマッチングを行う。マッチした経験は熟達者が伝えたい感性を含んでおり、かつ非熟達者自身の経験であるため、その経験を提示することにより、他者間において感性的な情報の共有が容易になる。モデルを実現するにあたり、以下の課題点が挙げられる。

### 経験の定量化

経験同士のマッチングを行う際、どのようなデータによって経験を定量化するかを定義する必要がある。本稿では技能熟達支援を目的とするため、動作を表すデータとして加速度、角速度を用いる。また、動作を成し得る上で必要な、筋活動を観察することができる表面筋電位信号が、個人の動作経験を表す上で重要なパラメータであるという仮説を立て用いる。

Sofia (2011)によると、ドラム演奏者は手首による誘導動作を行うことで、生理的な負担を少なくしながらスティックを加速するためのスティックの「通路」を、ストローク前に創り出す [7]。谷貝ら (2017) は、ドラム演奏において、複数の筋が協働することで打叩動作を成し得るといふ仮説を立て、その可能性を示唆している [8]。以上より本稿では計測箇所として、手首と肘付近の前腕部における

加速度・角速度のほか、肘付近の前腕部全周の表面筋電位信号を選択した。

### 経験の均質化

経験の定量化として動作を数値化したのち、たとえ表現として用いるためには、動作間でその数値を比較する必要がある。本稿では動作間の比較を行う指標として、動作間の距離を計算し、その結果によって類似度合いの順位付けを行う。また、経験における時間長の制限は無いものとし、経験の周期性に着目したたとえ表現の実現を目指す。さらに発展した内容として、他者間における感性の共有において、性別や身長、体重、その他身体的特徴などにより発生する個人差を、吸収するための工夫が必要である。

### 経験の可視化

個人差を吸収した感性のマッチングが可能となったとき、次の段階としてマッチング結果に基づいた伝達を行うための、表現方法が必要である。例えばそれは言葉の組み合わせを考える問題であり、もしくは画像や音響信号など、五感に働きかける形で示すことにより、効率的に伝えることができると思われる。

本稿では以上3つのうち、経験の定量化、経験の均質化に焦点を当て、マルチモーダルデータに基づいた動作間類似性尺度の提案を行う。

## 3. マッチングアルゴリズム

技能熟達支援モデルを構築するにあたり、経験同士のマッチングを行い、類似性尺度によって結び付け、たとえ表現を実現する。マッチングの際、経験を表す時系列データ群同士の比較を行う必要があり、それらの結果を並び替えるための基準が必要である。しかし、対応する時系列データ同士のサンプル数が必ず等しいとは限らず、そのような状況でも計算可能な類似性尺度の算出方法をモデルへ適用する必要がある。本研究では動作同士の類似性を測る指標として、動的時間伸縮法 (Dynamic Time Warping, 以下 DTW) を用いた。DTW は、二つの時系列データの距離を算出する手法の一つであり、動的計画法 (Dynamic Programming) を基に設計されている [9]。時系列データを時間軸上に伸縮してマッチングを行う手法であるので、周期性さえ保持していれば多少の時間的な誤差を吸収することができる。そのため、時間長が定まっていない時系列データ同士の計算方法として適していると考え、本研究のマッチングアルゴリズムに適用した。DTW を計算する際、加速度、角速度は  $x, y, z$  の3軸における L2 ノルムに変換し、表面筋電位信号においては、手首の橈屈運動において伸筋群と屈筋群の2つに分け、L2 ノルムに変換し距離を求める。L2 ノルムは以下の式で計算できる。なお、 $x$  は

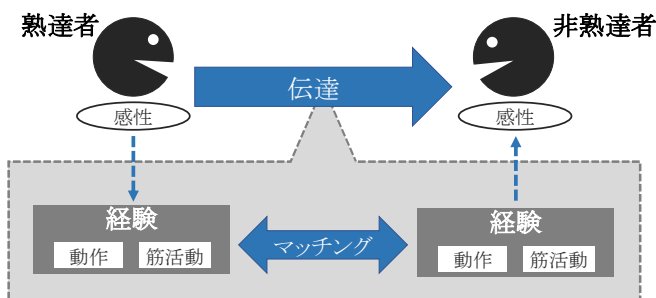


図1 技能熟達支援モデル

ある時点における計測データベクトルを表しており、 $n$  個の要素を持つものとする。  $x_i$  は  $x$  の  $i$  番目の要素を表している。

$$|x| = \sum_{i=1}^n \sqrt{x_i^2} \quad (1)$$

DTW 距離を計算する具体的なアルゴリズム、本研究への適用方法を以下に述べる。

### 3.1 DTW

$n$  個のデータを持つ時系列データ群  $X$  と、 $m$  個のデータを持つ時系列データ群  $Y$  が以下のように与えられる場合を考える。なお、 $x_i, y_j$  はそれぞれの時系列における実測値であり、観測された時点を添字で表すものとする。

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_{n-1}, x_n\}$$

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_{m-1}, y_m\}$$

$X$  と  $Y$  の類似度を何らかの指標で表現したいとき、もっとも簡単な方法は、添え字が対応するデータ同士の差を計算し、その平均や総和を求めめる方法である。しかし、その方法の前提として、 $n = m$  でなければ、 $X$  と  $Y$  の対応付けができないという制約がある。本研究ではたとえ表現の実現に向け、経験の時間長の制限をしないこととする。したがって、計算に用いる時系列データも時間長の制限は無く、比較する時系列データ群同士のサンプル数は必ずしも等しいものとは限らない。そこで、時系列データ群を時間軸上に伸縮させ、類似度を計算する DTW を適用した。

DTW は、データ同士の一对多の対応を許し、時系列データ群同士の距離が最小となる対応付けを見つける方法である。DTW で求められる最終的な距離を DTW 距離と称し、 $d(i, j)$  は、 $i$  時点と  $j$  時点までの  $X$  と  $Y$  の DTW 距離を表している。このとき計算する距離を  $d_{XY}$  とすると、距離は以下の漸化式で計算できる。

(1) 再帰計算：

$$d(i, j) = \min \begin{cases} d(i-1, j) + \sqrt{(x_i - y_j)^2} \\ d(i-1, j-1) + \sqrt{(x_i - y_j)^2} \\ d(i, j-1) + \sqrt{(x_i - y_j)^2} \end{cases}$$

(2) 出力： $d_{XY} = d(n, m)$

### 3.2 各パラメータの重み付け

本研究では最終的な出力として、熟達者の模範動作に類似した日常動作の提示を行う。その際、加速度、角速度、表面筋電位信号それぞれにおける距離を算出し、それらを統合し評価を行う。しかし、統合するにあたって、各パラメータの価値は均質であるとは限らないため、適切な重み付けを行う必要がある。ここで、手首と肘付近の前腕部の加速

度、角速度、肘付近の前腕部の表面筋電位信号の伸筋群、屈筋群における距離をそれぞれ、 $d_{wrist\_acce}$ ,  $d_{wrist\_gyro}$ ,  $d_{elbow\_acce}$ ,  $d_{elbow\_gyro}$ ,  $d_{exte\_emg}$ ,  $d_{flex\_emg}$  と定義する。以上 6 つのパラメータにそれぞれ重みを付けた総和を、時系列データ  $X$  と  $Y$  の最終的な類似性尺度とし、 $D_{sum}$  と表し、以下の式で計算する。

$$D_{sum} = w_{wrist\_acce}d_{wrist\_acce} + w_{wrist\_gyro}d_{wrist\_gyro} + w_{elbow\_acce}d_{elbow\_acce} + w_{elbow\_gyro}d_{elbow\_gyro} + w_{exte\_emg}d_{exte\_emg} + w_{flex\_emg}d_{flex\_emg} + b_0 \quad (2)$$

$b_0$  は切片を表している。最終的に、動作ごとの  $D_{sum}$  の値を比較し、距離の近い動作同士のマッチングを行う。

## 4. 実験

3章で述べたマッチングアルゴリズムの実用性を確認するため、ドラム熟達者の模範動作となるドラム打叩動作（以下、ターゲット動作）と、日常における様々な動作の計測を行った。計測したデータは、ATR-Promotions 社の SyncPlay<sup>\*1</sup>を用いて、各動作の 1 試行ごとに分割を行った。分割した動作データに 3章のマッチングアルゴリズムを適用し、ドラム打叩動作と各動作間の距離を計算した。まず一つ目の実験として、ドラム演奏において一つの指標である音量の大きさを基準に、小・中・大を表すラベルを付与した後に重回帰分析を行い、各パラメータの重みを推定した。二つ目の実験として、諸動作 52 個とドラム打叩動作との距離を計算し、一つ目の実験で推定した重みを適用し、 $D_{sum}$  を算出した。

### 4.1 ドラム打叩の音量を基準にした各パラメータの重み付け

ドラム演奏における一つの指標である音量を基準にし、音量小、中、大の 3 つの群に区分してデータの計測を行った。その後、それぞれに正解のラベル付けを行い、手首と肘付近の前腕部それぞれの加速度、角速度、肘付近の前腕部の伸筋群、屈筋群の 6 つのパラメータを用いて重回帰分析を行い、各パラメータの重みを推定した。

#### 被験者

被験者はドラム歴 9 年、24 歳の男性ドラム演奏者 1 名とした。利き手は右手であった。

#### 計測方法

計測は図 2 のように被験者の利き手のみで行い、手首、肘付近の前腕部における加速度・角速度、肘付近の前腕部全周の表面筋電位信号を各センサから取得する。手首を計

\*1 <https://www.atr-p.com/products/SyncPlay.html>

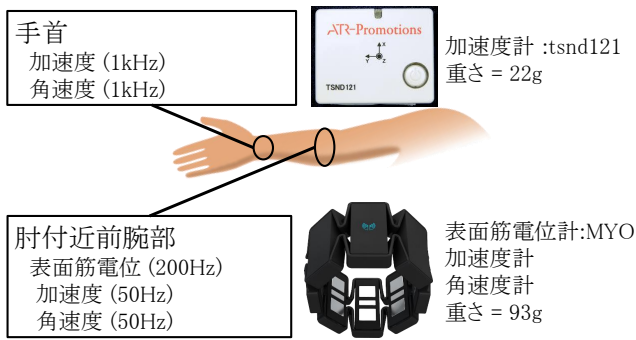


図 2 計測部位

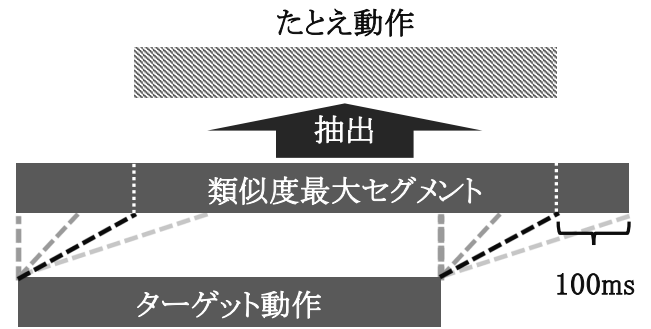


図 3 シフト計算

測する装置として、ATR-Promotions 社の TSND121 を用いた。加速度、角速度ともに x, y, z の三軸センサであり、サンプリングレートは 1kHz である。肘付近の前腕部を計測する装置として、THALMIC LABS 社の MYO を用いた。加速度、角速度ともに x, y, z の三軸センサであり、サンプリングレートは 50Hz である。表面筋電位信号は円周上に等間隔で 8 つ並べられており、サンプリングレートは 200Hz である。手を前へ伸ばし、手の甲を自然に上に向けたとき、TSND121 を x 軸が手の甲側、z 軸が上に向くように装着させた。同様に、MYO を USB 差し込み口が体側、デュアルインジケータ LED が上に向くように装着させた。このとき、伸筋群を 1, 2, 3, 8 のセンサとし、屈筋群を残りのセンサとした。ドラムの音量に関して、MIDI のベロシティを用いるため YAMAHA の電子ドラムパッド、TP70 を用いた。MIDI 変換器として YAMAHA の DTX700 を用いた。打叩時に使用するスティックとして、Pearl の 110STH を選択した。

計測動作

好きな高さに調節した椅子に座った状態で、前に設置した電子ドラムパッドの中心を打叩させた。このとき、取得した MIDI データからベロシティを抽出し、音量判定に用いた。ベロシティの範囲を、音量小群として 0 から 20、中群として 53 から 73、大群として 107 から 127 と定義し、この音量に収まるように各群 7 試行ずつ計測を行った。MIDI 変換時の感度として、DTX700 のデフォルト設定で打叩の検出を行った。またそれとは別に 1 試行、各群と比較するターゲット動作は、中群の試行と同様に計測した。

計算方法

3 章のマッチングアルゴリズムを適用する際、ターゲット動作のデータ長に合わせて窓幅を定義し、シフト幅 100ms で各群の各試行において窓をシフトさせながらマッチングを行った。図 3 のように、各動作において距離が最も近い部分を抽出し、距離の比較、分析を行った。比較動作のデータ長がターゲット動作のデータ長よりも小さい場合、そのままマッチングアルゴリズムを適用した。マッチング

アルゴリズムを適用し算出した各パラメータのデータ範囲は表 1 のようになっている。マッチングアルゴリズムで算出された各パラメータの距離に対し、重回帰分析を行うために各動作ごとにラベル付けを行った。音量の小群には -1、中群には 0、大群には 1 を割り当てた。

結果

重回帰分析を行った結果、決定係数は 0.9188 であり、1% 水準で有意な値であった。それぞれの独立変数から従属変数への標準偏回帰係数は、表 2 に示す通りである。手首角速度、肘加速度、肘角速度への標準偏回帰係数は 1% 水準で有意な係数であった。

4.2 ドラム打叩と諸動作の比較

4.1 節と同様の被験者、計測方法で日常の諸動作 52 個を計測する。その後、ターゲット動作と諸動作との距離をマッチングアルゴリズムにて計算する。4.1 節にて算出した標準偏回帰係数を各パラメータの重みとし、 $D_{sum}$  を各動作ごとに算出する。

計測動作

ターゲット動作と比較の対象となる表 3 の諸動作全てを各 1 試行ずつ計測した。たとえ表現の対象となるドラム打叩動作は 4.1 節に計測したターゲット動作を用いた。

計算方法

窓幅やシフト幅などは 4.1 節と同様に計算を行った。計算結果として出力された各パラメータの距離データを、表 2 を適用した式 (2) へ代入し、 $D_{sum}$  を算出した。

結果

結果を、動作を選出して表 4 にまとめた。選出の方法として、4.1 節で割り当てた各ラベルの数値に最も近かった動作、最大値を取った動作、最小値を取った動作の計 5 つを選出し、考察を行った。

表 1 ドラム打叩データ範囲

|     | 手首加速度              | 手首角速度              | 肘加速度                  | 肘角速度               | 伸筋群  | 屈筋群                |
|-----|--------------------|--------------------|-----------------------|--------------------|------|--------------------|
| min | $1.47 \times 10^2$ | $2.76 \times 10^2$ | $1.55 \times 10^{-2}$ | 3.47               | 4.57 | 6.36               |
| max | $2.85 \times 10^3$ | $7.04 \times 10^3$ | $1.80 \times 10^{-1}$ | $7.55 \times 10^1$ | 9.72 | $1.29 \times 10^1$ |

表 2 重回帰分析結果

| パラメータ | 標準偏回帰係数                  |
|-------|--------------------------|
| 手首加速度 | $2.18 \times 10^{-4}$    |
| 手首角速度 | $-8.26 \times 10^{-4**}$ |
| 肘加速度  | $-2.37 \times 10^{1**}$  |
| 肘角速度  | $1.34 \times 10^{-1**}$  |
| 伸筋群   | $-1.21 \times 10^{-1}$   |
| 屈筋群   | $8.63 \times 10^{-2}$    |
| 切片    | $7.65 \times 10^{-2}$    |

\*\* :  $p < .01$

## 5. 考察

表 4 より、各動作におけるドラム打叩動作との関係について考察していく。まず、最もドラムの音量大群の打叩動作側に遠い動作 ( $D_{sum} > 1$ ) として、上着を脱ぐ動作がある。本動作では、袖を抜く際に、体の外側にゆっくりと腕を移動させていた。大群のドラム打叩との類似点として、腕を一方に大きく移動させる動作がある。より距離が出る要因として、上着を脱ぐ動作は比較的ゆっくり回旋運動をしている場面であった。しかし、ドラムの打叩では一瞬手首が外側を向いてすぐに戻るような素早い回旋運動をしているため、このような結果になったと考える。

次に、大群の打叩動作に最も類似 ( $D_{sum} \simeq 1$ ) していた、割りばしを割るとい動作についてである。本動作では、割りばしを地面に平行にして割り、右手が上に上がる形となった。大群の打叩動作との類似点として、割りばしを割り終わり、上から大きく腕を振り下ろし、元の割りばしを割る前の姿勢に戻るときの動きや、振り下ろし時には力まず自然に振り下ろしている点が挙げられる。

次に、ターゲット動作である中群の打叩動作に最も類似 ( $D_{sum} \simeq 0$ ) していた、袖を捲くという動作についてである。本動作では、伸ばした左手の袖を 2 回捲いた状態で、もう一度袖を捲き始めていた。中群の打叩動作との類似点として、袖を捲く瞬間の手首を曲げる運動において、一瞬の振れる動きに連動して動く肘の動きがある。また、体の外側に回旋してから元に戻る動きをしていることが挙げられ、これらの要素で距離が近くなったと考えられる。

次に、小群の打叩動作に最も類似 ( $D_{sum} \simeq -1$ ) していた、プラグを挿すという動作についてである。本動作では、延長プラグのオスとメスを差し込む動作で、左手でメス側を支えながら、すでに穴にプラグを当てがった状態から、奥まで差し込んでいた。小群の打叩動作との類似点として、プラグを差し込むときのわずかに腕を落とすような

動きがある。また、回旋運動はなく、下に向かって小さく腕を移動させた点が挙げられる。

最後に、最も小群の打叩動作側に遠い動作 ( $D_{sum} < -1$ ) として、うちわを自分に扇ぐ動作がある。本動作では、右肘を 90 度に曲げて、前腕を体に対してほぼ垂直にした状態でうちわを持ち、回旋運動で被験者自身の顔に風を送っていた。小群のドラム打叩との類似点として、腕の上下がほとんどないということが挙げられる。より距離が出る要因として、うちわを扇ぐ際に行う大きな回旋運動が、ドラム打叩動作には見られない点が挙げられる。

以上のように、動作の特徴や違いが最終的な比較尺度に反映されていることが分かる。しかし、本手法には様々な問題点が存在する。

### パラメータの重みづけ、取捨選択

重回帰分析をするにあたり、パラメータ同士に相関関係がある場合、多重共線性を引き起こす可能性がある。多重共線性を引き起こすことにより、標準偏回帰係数における有意水準の信頼性が保証されない危険性がある。そのため、多重共線性を引き起こした重回帰分析における標準偏回帰係数を重みとして用いたとしても、最終的に出力されたたとえ表現が、数値的に正しいものであるという保証は無い。

表 5 は、ドラム打叩の各音量群の各試行とターゲット動作との間で算出した距離における、各パラメータ同士の相関係数をまとめたものである。今回のパラメータに関して、全てのパラメータ同士で強い正の相関が確認できた。ここで、手首や肘付近の前腕部は同じ骨で連動して動作する。両部位とも打叩音量の各群の遷移において、腕の上下の動き幅や回旋の振り幅の変化傾向は同様の傾向となった。そのため、加速度と角速度における、打叩音量の差による距離の変化は正の相関が大きくなったと考えられる。また、伸筋群、屈筋群に関して、腕の上下の動き幅を大きく、振り下げ速度を早く、つまり大きな音を出そうとすればするほど、筋活動も活発になると考えられる。両群とも打叩音量の各群の遷移において、筋活動の活発さの変化傾向は同様の傾向となった。そのため、伸筋群と屈筋群における、打叩音量の差による距離の変化は正の相関が大きくなったと考えられる。そして、腕の振り上げ幅や速度に、筋活動の活発さは比例し、加速度や角速度の距離と、筋電位信号の距離の変化同士も同様の傾向となった。そのため、加速度や角速度と、筋電位信号における、打叩音量の差における距離の変化は正の相関が大きくなったと考えられる。以

表 3 計測動作一覧

| 計測姿勢 | 動作   |
|------|--|
| 着席   | キーボードを打つ, マウス操作, 本を捲る, 本を持ち上げて捲る, キャップを開ける, コップに水を注ぐ, キャップを閉める, 飲み物を混ぜる, 水を飲む, 文字を書く, 消しゴムで文字を消す, 定規で線を引く, ハサミで紙を切る, 印を押す, カードをシャッフルする, ティッシュを取る, 割りばしを割る, 箸で食べる, 塩を振る, プラグを挿す, プラグを抜く, クッションを撫でる, 中指でクッションを弾く, タオルを絞る, タオルを畳む, テーブルを拭く, スマートフォンで文字を打つ, うちわを他人に扇ぐ, うちわを自分に扇ぐ, 手を叩く, ネジを外す, ネジをはめる, 握手, 靴下を履く, 靴ひもを結ぶ |
| 起立   | 椅子を引く, 椅子を押す, ラジオ体操, 上着を着る, チャックを閉める, チャックを開く, 上着を脱ぐ, シャツの前ボタンを付ける, シャツの前ボタンを外す, 袖を捲る, バッグを床から持ち上げる, 帽子をかぶる, 帽子を脱ぐ, 扇風機のボタンを押す, バasketボールのドリブル   |
| 床上   | 腕立て伏せ, 腹筋  |

表 4 選出動作  $D_{sum}$  値

| 動作名       | $D_{sum}$              |
|-----------|------------------------|
| 上着を脱ぐ     | 3.25                   |
| 割りばしを割る   | 1.01                   |
| 袖を捲る      | $-3.52 \times 10^{-2}$ |
| プラグを挿す    | -1.02                  |
| うちわを自分に扇ぐ | -2.56                  |

上より, 相関係数の値は現状妥当であると考えられ, 多重共線性を引き起こしている可能性は大きい.

今後は多重共線性の可能性をしっかりと考慮しつつパラメータの重み付け方法の再考をはじめ, パラメータ自身の削減なども視野に入れて調整を行っていく必要がある. 手首の加速度に関して, 計測個所を現在の手首関節部から手の甲などに変更し, より細かい動きを計測することによって, 以上の問題が解決する可能性がある. 伸筋群, 屈筋群に関して, 手首の加速度と同様に計測個所の変更, もしくは全 8 つのセンサの分け方の変更により解決する可能性がある. ここで, 提唱する技能熟達支援モデルでは, 別動作同士でパラメータを組み合わせて, たとえ表現を行うことができる可能性もある. しかし, パラメータの削減により, 組み合わせの選択肢が減るというデメリットも加味した上で, 慎重にパラメータの調整を進めていくべきである.

#### たとえ表現への適用に向けた汎用化

今回各パラメータの重みを推定する際に行った重回帰分析のラベル付けの基準は, ドラム打叩における音量の大きさであり, ほかの熟達動作に関しては考慮していないものになる. つまり, 本稿にて推定したパラメータの重みで現状可能なたとえ表現は, ドラム打叩の音量に基づいたもののみである. 今回の結果から参照し例を挙げると, 小音量のドラム打叩動作はプラグを挿すように, 中音量は袖を捲るように, 大音量は割りばしを割るように動作を行えばよい, というような表現が可能である.

ここで, 提唱する技能熟達支援モデルにおいて適用可能な動作は, 訓練を積むことで, 技能の熟達過程を経時的に観察することができる全ての熟達動作を想定している. 例えば, ボールを蹴りつける足の動きにモデルを適用しよう

とした場合を考える. 本稿のようにドラムの打叩音量を三段階に分け, ラベル付けの基準とした, 前腕部測定結果に基づくパラメータの重みは, 計測部位やラベル付けの基準が異なるため, そのまま用いることはできないと考えられる. また, どのような動作の, どのような技術や場面に着目し, それらに合わせた段階的な結果をラベル付けの基準にするか, 目的や用途に応じて選択する必要がある. サッカーに関して言えば, ボールの高さや速さ, または回転数など, 様々存在するラベル付けの基準を, 目的に応じ選択する必要がある. そして, ラベル付けの基準を選択し直すごとに, パラメータの重みを推定するために計測をする必要がある. そのため, 現状の手法では, 全ての熟達動作にも対応可能な, たとえ表現を用いた技能熟達支援モデルの実現は困難である. この問題を解決するために, 様々な動作において, それぞれのラベル付けの基準を選択したパラメータの重みを推定し, 汎用化に向けた分析や考察, 重みの新たな推定方法の考案を行う必要がある.

#### マッチングアルゴリズムの最小位置探索問題

今回マッチングアルゴリズムとして用いた DTW は, 計算結果が正規化されたものではなく, そのパラメータのデータ範囲に大きく影響を受けた結果が出力されるものになっている. そのため, 現在はマッチングアルゴリズムにおけるシフト計算を行う際, 任意のパラメータ一つを選出し, 選出パラメータにおける距離が最小となる時点を保存, ほかのパラメータにおいても同じ時点にて距離を算出し, 統合値の最小値としている. この方法では, 選出パラメータに大きく影響された距離が, 最終的に出力されるという問題がある. そのため, 技能熟達支援モデルに適用した場合, 選出パラメータが類似した上でのたとえ表現となるが, ほかのパラメータに関して, 類似しているという根拠は無い. この問題に対して, DTW と同じ動的計画法の 1 つである, A-LTK[11] を採用することが解決法として考えられる. A-LTK は時系列データから特徴点を抽出した後, 距離の代わりに, 類似度を最大値 1, 最小値 0 で算出する  $\cos$  類似度を用いて計算している. それにより, パラメータの値の粒度を揃え, 仮の統合値を計算し, 最小位置

表 5 パラメータ同士の相関係数

|       | 手首加速度                 | 手首角速度                 | 肘加速度                  | 肘角速度                  | 伸筋群                   | 屈筋群 |
|-------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----|
| 手首加速度 | 1                     |                       |                       |                       |                       |     |
| 手首角速度 | $9.85 \times 10^{-1}$ | 1                     |                       |                       |                       |     |
| 肘加速度  | $9.80 \times 10^{-1}$ | $9.64 \times 10^{-1}$ | 1                     |                       |                       |     |
| 肘角速度  | $9.97 \times 10^{-1}$ | $9.85 \times 10^{-1}$ | $9.84 \times 10^{-1}$ | 1                     |                       |     |
| 伸筋群   | $7.59 \times 10^{-1}$ | $8.12 \times 10^{-1}$ | $6.91 \times 10^{-1}$ | $7.64 \times 10^{-1}$ | 1                     |     |
| 屈筋群   | $8.18 \times 10^{-1}$ | $8.78 \times 10^{-1}$ | $7.98 \times 10^{-1}$ | $8.29 \times 10^{-1}$ | $9.16 \times 10^{-1}$ | 1   |

の探索を行うことで、この問題を解決できると考えた。

もしくは、シフト計算を行う段階を排除し、各動作をさらに細かくセグメンテーションし、ターゲット動作とそれらセグメントとの距離を計算。最小値を算出することで、この問題は解決できると考えられる。

## 6. おわりに

本研究の最終目標として、伝えられる側の経験則に基づいたたとえ表現を用いた、動作における技能熟達支援モデルを提唱する。モデル実現のため、本稿ではモデルで用いる動作間類似性尺度の提案を行った。重み付けされた複数パラメータを持つ動作間類似性尺度である  $D_{sum}$  を算出するため、ドラムの打叩音量を小・中・大の三段階で定義し、各7試行ずつ測定した。音量中の条件で別に試行した動作をターゲット動作とし、打叩音量各群の各試行に対してマッチングアルゴリズムを適用し、各パラメータにおける距離を算出した。

その後、打叩音量各群に対応する数値でラベル付けを行い、重回帰分析を行った。結果として算出された標準偏回帰係数を、各パラメータの重みとして適用した。重みを適用した  $D_{sum}$  を諸動作 52 個に適用し、各音量のドラム打叩動作との比較を行った。結果として、諸動作のうち、選出動作と各音量のドラム打叩動作との間にある関係性を考察することができた。

検討すべき点として、重回帰分析を行う際、多重共線性に陥る可能性も加味し、有意水準に達しなかった手首の加速度計、また詳細な細かく動きを捉えることにより、パラメータ同士の相関関係を解消できる可能性がある。次に、現状の手法では、動作を選択し、重回帰分析を行うために段階的な基準を定めたとき、各パラメータの重みは、その動作や基準固有のものになってしまう可能性がある。そのため、様々な動作や基準におけるパラメータの重みを推定し、技能熟達支援モデルの汎用化に向け分析、考察すべきである。また、マッチングアルゴリズムにおいて、重回帰分析する以前に計算する統合値が正規化されておらず、任意のパラメータ一つに大きく影響された最小距離を出力しているという問題がある。そのため、DTW のように距離を算出するのではなく、cos 類似度を用いる A-LTK の適用により、この問題は解決できると考えられる。または、シ

フト計算を排除し、動作ごとにセグメンテーションをより細かく行うことでも、この問題は解決できると考えられる。

**謝辞** 本研究を進めるにあたり、数々のアドバイスをいただいた、NTT サービスエボリューション研究所の望月理香氏、公立はこだて未来大学の寺井あすか准教授に深謝します。本研究は JSPS 科研費 JP16K12560 の助成を受けたものです。

## 参考文献

- [1] 北川 薫：運動とスポーツの生理学 改訂 3 版，市村出版 (2014)。
- [2] 滝沢文雄：運動実践における言語の役割とその限界：体育・スポーツ哲学研究，Vol. 31, No. 1, pp. 75-85 (2009)。
- [3] 望月理香，永徳真一郎，茂木 学，八木貴史，武藤伸洋，小林透：ライフログを活用した感性コミュニケーション実現方式の提案-実感をともなう情報伝達効果に関する検証：情報処理学会論文誌，Vol. 53, No. 1, pp. 30-38 (2012)。
- [4] Fujii, S., Kudo, K., Shinya, M., Ohtsuki, T. and Oda, S.: Wrist Muscle Activity During Rapid Unimanual Tapping With a Drumstick in Drummers and Nondrummers: Moter Control, Vol. 13, pp. 237-250 (2009)。
- [5] Fujii, S., Kudo, K., Ohtsuki, T. and Oda, S.: Tapping Performance and Underlying Wrist Muscle Activity of Non-Drummers, Drummers, and the World's Fastest Drummer: Neuroscience Letters, Vol. 459, pp. 69-73 (2009)。
- [6] Fujisawa, T., Miura, M.: Investigating a Playing Strategy for Drumming Using Surface Electromyograms: Acoust. Sci. & Tech., Vol. 31, No. 4, pp. 300-303 (2010)。
- [7] Sofia, D.: Striking Movements: A survey of Motion Analysis of Percussionists: Acoust. Sci & Tech., Vol. 32, No. 5, pp. 168-173 (2011)。
- [8] 谷貝祐介，古山宣洋：ドラム打叩動作における身体の協応と熟達に関する研究：表面筋電図を用いた演奏安定性の検討：認知科学，Vol. 24, No. 1, pp. 136-140 (2017)。
- [9] Donald, J. B., James, C.: Using Dynamic Time Warping to Find Patterns in Time Series: AAAI Workshop on Knowledge Discovery in Databases (KDD), Seattle, Washington (1994)。
- [10] 内山孝憲，赤澤堅造：ヒト肘関節伸筋の筋活動度-角度-等尺性トルク関係と-負荷トルク-速度関係：バイオメカニズム，Vol. 14, pp. 27-37 (1998)。
- [11] Yu, F., Hung, H. H. and Kawagoe, K.: Modified A-LTK: Improvement of a Multi-dimensional Time Series Classification Method: In Proceedings of the International MultiConference of Engineers and Computer Scientists (IMECS), Hong Kong (2015)