

# モーションキャプチャを用いた行動認識における マーカ―身体対応付け作業の削減

武田 紳吾<sup>1</sup> Paula Lago<sup>1</sup> 大北 剛<sup>1</sup> 井上 創造<sup>1</sup> 出野 義則<sup>2</sup>

**概要:** 本研究では、身体に取り付けた反射マーカ―の3次元位置情報の計測ができる光学式モーションキャプチャシステムを使用して行動認識を行う。モーションキャプチャによって検出された個々のマーカ―は身体の中のどの部位に取り付けられたものであるか自動で対応付けされるが、障害物や身体部位同士の重なりによってマーカ―がカメラの死角に入ることや、取り付けたマーカ―の配置のズレ等が要因となって、他の部位と誤って対応付けされるといった計測ミスが頻繁に発生する。通常これらのミスは計測後に手作業で修正をする必要があるが、この作業は非常に時間がかかり面倒である、かつある程度の技術を要する。本研究は、モーションキャプチャを用いた行動認識において、計測後のマーカ―と身体への対応付け修正作業という労力を費やす過程を省略しても行動認識をすることに問題がないのではないかと考える。なぜなら行動認識を行う際に行動データから特徴量を抽出するが、マーカ―データの一部に誤りが生じていても、正しい特徴量を選択していれば影響が少ない、また他のマーカ―データがその誤りを補えるからである。また、本研究ではマーカ―身体対応付け作業の一つである、Mocap データ計測前に必要となる人体テンプレート作成を省略した場合におけるデータを用いて行動を認識する方法の提案を行なった。検証を行なったところ、マーカ―身体対応付け作業を省略しても高精度で行動認識可能であることを示すことができた。

## Reduction of Marker-Body Matching Work in Activity Recognition Using Motion Capture

SHINGO TAKEDA<sup>1</sup> PAULA LAGO<sup>1</sup> TSUYOSHI OKITA<sup>1</sup> SOZO INOUE<sup>1</sup> YOSHINORI IDENO<sup>2</sup>

### 1. はじめに

近年、ウェアラブルデバイスの普及に伴い、行動認識の研究が盛んに行われている。人間の行動認識は大きくセンサベースの認識 [1] とビデオベースの認識のやり方に分類できる。いずれも各々のやり方で自然言語という形で表現された「歩いている」「走っている」「自転車に乗っている」といった行動へと分類する。人の行動が認識できれば、ユーザがしてほしいサービスを的確に提供したり、入力機器を使用せずにコンピュータに対して情報の入力を行うシステムを構築することができる。

我々はこの行動認識技術を応用し、高齢化に伴い人材不足が進む介護業界において、介護士の介護行動をこの技術を用いて認識し、業務記録を自動で作成することで業

務記録の負担を軽減することを目的とした研究を行っている [2]。行動認識は、先ほど述べたような「歩いている」「走っている」といった単純な動作で構成される行動は高精度で認識を行うことができるが、介護行動のように行動が複雑、つまり単純な動作で表現できない行動は認識精度が低下する [3]。

本研究では、身体部位ごとに詳細な動作データを取得可能なモーションキャプチャシステムを用いて複雑な行動を認識する。モーションキャプチャの中でも、身体に取り付けた反射マーカ―の3次元位置情報データを精密に取得することができる光学式モーションキャプチャシステム(以下 Mocap)を用いる。通常データを取得する際、Mocapによって検出された個々のマーカ―は、身体の中のどの部位に取り付けられたものであるか自動で対応付けされる(図1)。これにより、各身体部位の3次元位置座標の値を時点(フレーム)ごとに取得することができる。しかし、障害物や身

<sup>1</sup> 九州工業大学

<sup>2</sup> 株式会社ケアコム

体部位の重なりによって、一部マーカーがカメラから隠れて死角に入ることや、取り付けマーカーの配置のズレ等が要因となり、他の身体部位と誤って対応付けされる\*1といった計測ミスが頻繁に発生する。通常これらのミスは計測終了後に手作業で修正をする必要がある。しかし、この作業はとても時間がかかり面倒である。できれば、この作業を行わずに行動認識ができることが望ましい。本研究は、Mocap を用いた行動認識において、計測後のマーカーと身体に対応付け修正作業という労力を費やす過程を省略しても行動認識することに問題がないのではないかと考える。なぜなら行動認識を行う際に行動データから特徴量を抽出するが、マーカーデータの一部に誤りが生じていても、正しい特徴量を選択していれば影響が少ない、また他のマーカーデータがその誤りを補えるからである。そこで本稿では、Mocap による計測後にマーカー身体対応付けの修正作業を行なったデータと、行っていないデータ、それぞれを用いて行動認識を行なった際の認識精度の比較を行なった。

また、Mocap データ計測前に、人体テンプレート\*2の作成が必要となるが、これもマーカー身体対応付け作業の一つであり、この作業を省略した場合、計測時にマーカーと身体に対応付けが行われなくなる。しかし、計測時間が長くなると、マーカーの配置が少しずつズレることによって身体認識が行われなくなり、再度テンプレート作成を行う必要がある。Mocap を用いた行動認識において、マーカー身体対応付け作業を削減することを目的として、このテンプレート作成作業を省略した場合のデータで行動を認識する方法の提案を行った。

本研究では、マーカー身体対応付け作業を行わずに高精度で行動認識が可能であることを示すことができた。

本論文の貢献は以下の通りである。

- Mocap を用いた行動認識におけるマーカー身体対応付け作業の削減
- 人体テンプレート作成なしの場合において行動を認識する方法の提案

## 2. 行動認識の基本

行動認識は一般的に教師あり学習を用いる(図2)。教師あり学習とは、機械学習の手法の一つであり、行動データ  $x$  と推定する行動クラス(認識したい行動の種類)  $y$  の対になったデータセットを用いて、 $x$  を入力した時に  $y$  を出力とするような、行動推定モデル  $y = f(x)$  を学習する。

行動認識の一連の流れは図3のようになっている。行動認識は、学習フェーズとテスト(推定)フェーズに分けられ、学習フェーズでは、正解となる行動(行動ラベル)を

\*1 左腰の測定が左手首の測定となり、左手首の測定が左腰の測定となるように入れ替わる。

\*2 被験者個人の体格や動きの癖などのリファレンスとなるもの

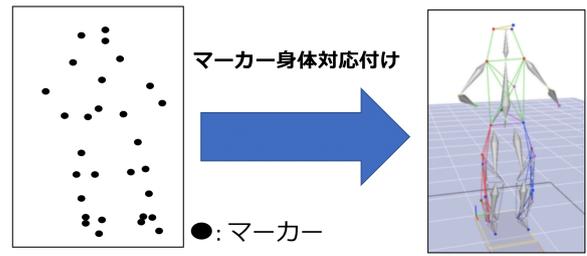


図1 マーカー身体対応付け。Mocap で計測する際、検出された各マーカーは身体どの部位に取り付けられたものであるか対応付けされる。

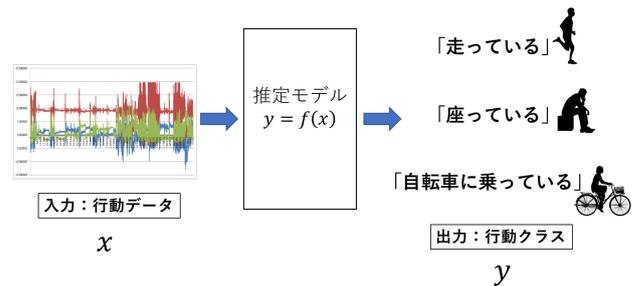


図2 一般的な行動認識(行動データを入力とし、行動クラスを出力する)。

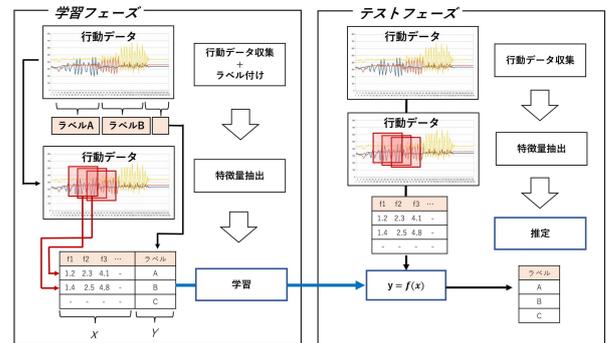


図3 行動認識の流れ

与えて、先ほど述べた行動推定モデルを学習する。テストフェーズでは、学習された行動推定モデルを使用し、新たな行動データから行動の推定を行なう。

図3にあるように、行動を認識する際に、行動データから特徴量を抽出する。これは、行動データに対して、種々の統計量を計算し、これをつなぎ合わせてベクトル(特徴量ベクトル)とする。ベクトルの形式となることで、学習において任意の機械学習モデルの入力とすることができる。

学習とテストにおいて高い精度を出すためには、特徴量ベクトルが構成する空間(特徴量空間)において、同じ行動クラスのサンプルは近くに、異なる行動クラスのサンプルは遠くに位置することが望ましい。また、個人差に影響しない特徴量の方が、個人に依存しない汎用性という意味で望ましい。このような望ましい特徴量を選択することが高

精度で行動を認識するには重要となる。本稿では、Mocap データから特徴量として、平均値、分散値、最大値、最小値を抽出した。

### 3. モーションキャプチャシステム

モーションキャプチャとは、人や物の動きをデジタル化するシステムである。動きをデジタル化することにより、主に次のような目的で使用されている。

- スポーツパフォーマンスやリハビリテーション等の医療分野における身体の動きのデータ収集・評価・フィードバック
- 映画やゲーム、PV などの映像制作において、CG で作られるキャラクタの動きを人間らしく再現
- 自動車部品や機械製品の挙動、ゴムや布等の素材の伸縮や反応のデータ化・評価

モーションキャプチャには、光学式・機械式・磁気式・ビデオ式等、複数あるが、本稿では、光学式モーションキャプチャを取り扱う。光学式は、複数のカメラと反射マーカをトラッカーとして用い、撮影および計測空間周囲にカメラを設置して利用する。

モーションキャプチャのカメラは、人の目で見ることができない赤外線を発光するストロボライトが内蔵されており、マーカがそのストロボの光を反射することで、カメラがマーカの位置を認識する。一般的にマーカは、受けた光を直線で反射させる塗料（再帰性反射材）の塗られた反射マーカが使われる。通常、光の反射はあらゆる方向に分散され、光源に到達する光量は小さくなる（乱反射）。一方、再帰性反射の特徴は、入射する光源の方向のみ光を返すため、強い光量が保たれる。カメラは、赤外線の光のみ抽出できる仕組みを持っているため、マーカだけが動いている映像が取得される。さらに、カメラ内部には画像処理を行うエンジンが搭載されており、その映像をデジタル化（マーカの位置座標を計算）する。

モーションキャプチャのカメラで認識されるのは、カメラから平面として見えるマーカの位置（2次元座標）である。複数台のカメラの互いの位置と角度が定義され（キャリブレーション）、そのキャリブレーション情報と各カメラの2次元座標の情報を組み合わせることで、3次元座標が算出される。

モーションキャプチャを使用する上での問題点の一つとして、計測時に各マーカがどの身体部位に取り付けられたものかの対応付けが自動で行われるが、計測範囲内の障害物や身体部位同士の重なり等によってマーカがカメラの死角に入ることや、取り付けたマーカの配置のズレ等が要因となり、マーカデータを正確に取得できないことが頻繁にある。これによって、得られるデータには欠損が生じたり、他の部位と誤って対応付けされたりする（図4）。こういった計測ミスは、通常データ収集後に手作業で修正

する必要がある。しかし、このマーカ身体対応付けの修正作業は容易ではなくある程度の技術を要する。また、この作業は(1)計測時間が長くなるほど、(2)計測範囲に障害物が多くあるほど、(3)計測する動作が複雑であるほど、時間と労力を要する。モーションキャプチャを用いて行動認識を行う場合、上記の3点が想定されるが、この修正作業を行わずとも正確に行動認識が行えることが望ましい、そこで本研究では、計測環境としては良くない条件下でモーションキャプチャでデータの収集を行い、データ収集後にマーカ身体対応付けミスの修正作業を行なったデータと、修正作業を行わなかったデータそれぞれを用いて行動認識を行い、認識精度の比較をした。また、Mocap データ計測前に必要となる、人体テンプレート作成を行わなかった場合、つまり計測データはフレームごとに検出された各マーカの座標値のみの場合におけるデータでも同様に行動認識を行なった。

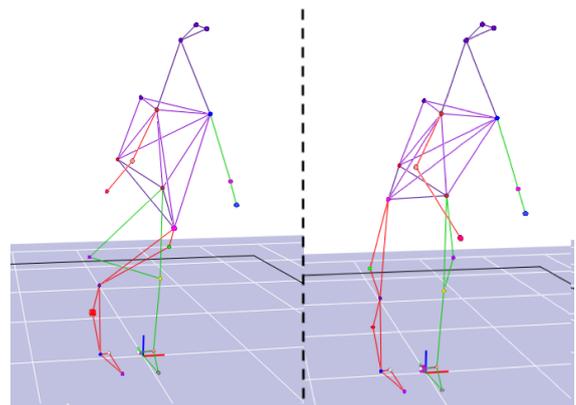


図4 マーカ身体対応付けの誤りの例。図左が誤った対応付け、右が正しい対応付けを示す。前かがみになっている体勢であり、右腰であるところが右手首に、右太ももであるところが左太ももに誤って認識されている。

### 4. Kinect を用いた行動認識

人体骨格情報から行動認識を行う研究として、Kinect を用いた研究がある [5][6]。文献 [7] では、kinect を用いた行動認識の際に生じるオクルージョンによる骨格推定の誤りを補正する手法の提案を行っており、文献 [8] では深度画像を用いて、より詳細な行動認識を行う手法を提案している。これらはいずれも固定設置された Kinect を想定しており、計測範囲が狭く、計測範囲に障害物が存在している場合、正確なデータを取得することができない。また、計測は 30fps 程度とサンプリングレートが高くないため、複雑な行動を認識するには情報が少ない、といった問題がある。本研究では、Kinect と同じく骨格情報が取得でき、

計測範囲が広く、高サンプリングレートでデータが取得可能なモーションキャプチャを用いて行動認識を行う。

## 5. 評価実験

本章では、Mocap を用いた行動認識において、マーカー身体対応付け作業の必要性を評価するために行なった実験の詳細と評価方法について述べる。

### 5.1 実験データ

今回実験の対象としたデータは、介護士と行動が類似する看護師による看護行動である。Mocap データは MAC3D System<sup>\*3</sup>を用いて 100fps で取得した。被験者にはベッド付近で行われる以下 6 つの看護行動をそれぞれ普段通りの手順で 1 行動ずつ、計測時間に制限をせずに行ってもらった。

- 「バイタルサイン測定」
- 「採血」
- 「血糖測定」
- 「点滴接続」
- 「口腔ケア」
- 「オムツ交換・陰部洗浄」

各被験者には図 5 のように全身に計 29 個の反射マーカーを取り付け、一人当たり各行動を 5 回計測を行なった。

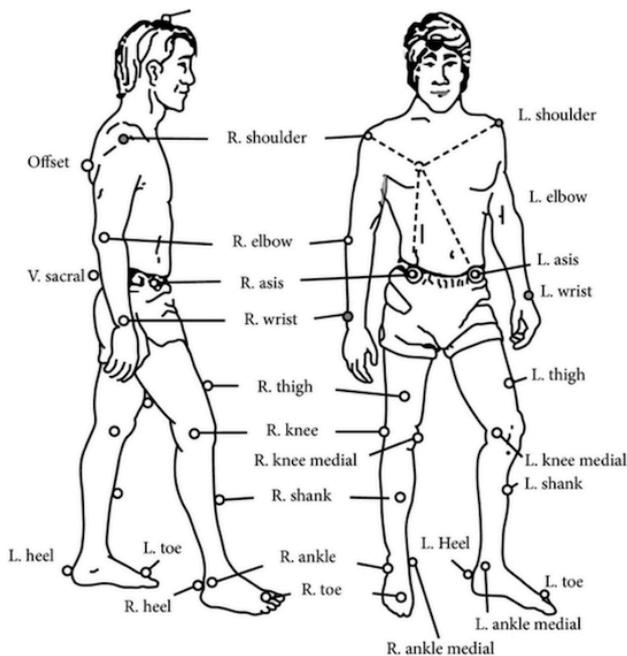


図 5 被験者に取り付けたマーカーの配置図 ([4] より引用)。全身に計 29 個取り付け、普段通りの手順で看護行動を行ってもらった。

計測風景を図 6 に示す。計測範囲内にはベッド、机、台車等の障害物が存在しており、マーカーと身体の間対応付け



図 6 今回行なった計測風景。計測範囲内にはベッド、机、台車等の障害物が存在している。

ミスが引き起こされることが想定される条件下で計測を行なった。

このデータからマーカー身体対応付けの修正作業を行なったデータ及び、行っていないデータを用いて行動認識を行い、それぞれの認識精度を比較した。なお計測したデータの内、女性被験者 2 名分、全 60 個のデータを使用した。また、下半身の動きは収集した各 6 行動で差異が出ないため、上半身に取り付けた 13 個のマーカーデータのみを使用した。なお、マーカー身体対応付けの修正作業を行っていないデータは 1 つの行動データ当たり平均で 25% のミスが生じていた。以下、評価方法について記す。

### 5.2 評価方法

マーカー身体対応付け作業の必要性を評価するために、上記の計測した Mocap データを用いて以下の 3 種のデータでそれぞれ学習・テストを行ない、行動の認識精度の比較を行なった。

- 1). マーカー身体対応付けの修正をしたデータ
- 2). マーカー身体対応付けの修正をしていないデータ
- 3). マーカー身体対応付けがされていないデータ

Mocap から得られる位置座標データの例を図 7 に示す。計測時にマーカーと身体の間対応付けが自動で行われ、各身体部位の 3 次元位置座標の値がフレームごとに得られる。

1). マーカー身体対応付けの修正をしたデータ、2). していないデータどちらも 1 つの行動データに対して、各列の全フレームから 1 つの平均値、分散値、最大値、最小値を抽出し、これを説明変数とし、その時の行動内容 (行動クラス) を目的変数として RandomForest を用いて機械学習を行った。使用言語は Python である。

精度は、Leave-one-out 交差検証で、学習データに自身のデータが含まれる場合と含まれない場合のそれぞれ算出した。自身のデータが含まれる場合は、各行動 5 回計測した内の 4 回のデータで学習を行い、残り 1 回のデータでテストを行なった。また、自身のデータが含まれない場合は、他の被験者のデータで学習を行ない、自身のデータでテストを行った。

<sup>\*3</sup> <https://www.nacinc.jp/analysis/motion-capture/mac3d-system/>



図 7 Mocap から得られる位置座標データの例。マーカーが取り付けられた各身体部位の X,Y,Z 座標の値がフレームごとに得られる。

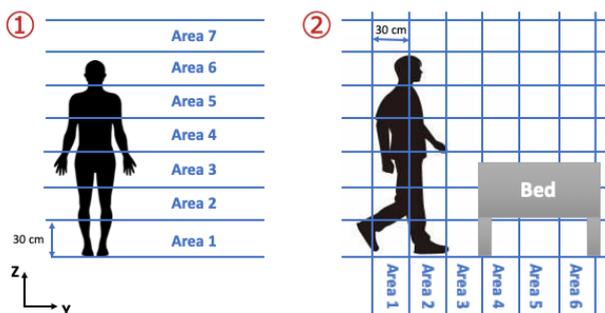


図 8 マーカー身体対応付けを全て無視したデータとは、フレームごとに各空間に検出されるマーカーの個数をカウントしたもの。図左は地面から 30cm ごとに天井方向に向かって 7つの空間に分割した場合。図右はさらにベッドに向かう方向に 30cm ごとに 6分割して空間を増やした場合。

3). マーカー身体対応付けがされていないデータとは、Mocap データ計測前に必要となる人体テンプレート作成を行わなかった場合のデータのことである。この作業を行わなかった場合、マーカーは検出されてもマーカー身体対応付けが行われなくなり、身体の認識がされなくなる。つまり、得られるデータは検出されるマーカーの座標値のみである。この場合における計測後のデータを、ある分割された空間内に検出されるマーカーの個数をフレームごとにカウントしたデータに変換を行なう。フレーム数は 1),2) と変わらないが、列は分割された各空間となる。図 8 のように、地面から天井に向かう軸に対して、地面から 30cm ごとに 7つの空間に分割した場合のデータ (3-1) と、さらにベッドに向かう軸に対して、30cm ごとに 6つの空間に分割した場合のデータ (3-2) の二つのデータに変換した。変換後のデータに対しては 1),2) と同様の処理を行い機械学習を行い精度を算出した。

## 6. 結果

本章では、Mocap を用いた行動認識において、マーカー身体対応付け修正作業を行なったデータ、行っていないデータ、及び対応付け作業がされていないデータ、それぞれを用いて行動認識を行なった結果を示す。

### 6.1 学習データに自身のデータが含まれる場合

1) と 2) の結果を表 1 に示す。上半身全てのマーカーデータを使用した場合だけでなく、各身体部位のみのマーカーデータを使用した場合でも同様に行動認識を行なった。表 1 より、マーカー身体対応付けの修正作業を行なったデータはどの部位のデータを使用しても認識精度が 100%であった。対して、修正作業を行っていないデータは手首、腰のマーカーデータを使用した場合を除いては、認識精度が 100%であった。また、手首、腰のマーカーデータのみを使用した場合でも、96.7%と高精度が得られた。よって、学習データに自身のデータが含まれている場合は、マーカー身体対応付け作業を行わなくても、高精度で行動を認識することができることが分かった。

表 1 行動認識に使用したマーカーと認識精度 [%](学習データに自身のデータが含まれる場合)。

使用したマーカー	1). 修正あり	2). 修正なし
上半身	100.0	100.0
頭部	100.0	100.0
手首	100.0	96.7
肩	100.0	100.0
腰	100.0	96.7

次に 3) の結果を表 2 に示す。マーカーが身体どの部位と一致するかは考慮せず、地面から天井方向に 7つに分けた空間に存在するマーカーの個数に着目したデータを使用した結果は 93.3%、さらにベッドに向かう方向に 6つに分けた空間に存在するマーカーの個数に着目したデータを使用した結果は 96.7%となり、学習データに自身のデータが含まれている場合は、身体部位は考慮せずともマーカーの位置さえ検出できれば、高精度で行動を認識することができることが分かった。

表 2 3) の場合の認識精度 [%](学習データに自身のデータが含まれる場合)。

(3-1) 高さのみ分割	(3-2) 高さと奥行き分割
93.3	96.7

### 6.2 学習データに自身のデータが含まれない場合

1) と 2) の結果を表 3 に示す。表 3 より、マーカー身体対応付けの修正作業を行っていない場合、修正作業を行った場合と比較して頭部を除いて精度が低下した。よって、学習データに自身のデータが含まれない場合、今回取り扱った 6 行動を認識するのに頭部のマーカーデータを使用するのが有効であることが分かった。使用するマーカーが少なければ、修正するデータが少なくなるので、結果的にマーカー身体対応付け作業を削減することができる。

次に 3) の結果を表 4 に示す。地面から天井方向に 7つに分けた空間に存在するマーカーの個数に着目したデータを

表 3 行動認識に使用したマーカーと認識精度 [%](学習データに自身のデータが含まれない場合).

使用したマーカー	1). 修正あり	2). 修正なし
上半身	83.3	76.7
頭部	75.0	75.0
手首	80.0	63.3
肩	65.0	63.3
腰	68.3	56.7

使用した結果は 40.3%, さらにベットに向かう方向に 6 つに分けた空間に存在するマーカーの個数に着目したデータを使用した結果は 61.7%となり, 学習データに自身のデータが含まれる場合と比較すると精度が低下した.

表 4 3) の場合の認識精度 [%](学習データに自身のデータが含まれない場合).

(3-1) 高さのみ分割	(3-2) 高さ&奥行き分割
40.3	61.7

## 7. 考察

まず, Mocap を用いた行動認識において, 学習データに自身のデータが含まれる場合と, 含まれない場合では大きく精度が異なったが, これは被験者の体格の違いや看護行動の行い方が異なることが要因であると考えられる. また, 学習データに自身のデータが含まれる場合は, 修正なしでも高精度で行動を認識できたが, これは直接的ではないがマーカー身体対応付け作業を削減できると言える.

表 1 より, 学習データに自身のデータが含まれる場合において, マーカー身体対応付けの修正作業を行なっていない場合でも, 高精度で行動を認識することができた. 今回測定したデータには, 1 つの行動データ当たり平均で 25% のミスが存在していたが, 行動認識においては問題がなかったと言える. この理由としては, 特徴量に平均値, 分散値, 最大値, 最小値を使用したため, 一つのマーカー当たり計 12 つ (X,Y,Z 座標値  $\times$  4 特徴量) の特徴量が得られるが, データの誤りがあったフレームには最大値および最小値が存在していなかったこと, 1 行動データ当たり 10000 フレームほどで多数であったため, 平均値, 分散値には影響が少なかったこと, 部位間の左右で対応付けに誤りがあった場合, 例えば左腰と右腰が逆に対応づけられていたとしても, それぞれの高さ (Z 座標値) はさほど変わらないため, 行動を認識するのに必要な特徴量が保持されていたこと, が考えられる. また, 一つの身体部位データに誤りが多く存在していても, 他の身体部位データからも同様に特徴量を抽出しているため, 影響が少なかったのであると考えられる. そして, 上半身全てのマーカーデータを使用せずに, ある身体部位のみのデータを使用していても高精度で認識ができていたことから, 今回認識を行なった 6 行動が特徴量空間でそれぞれ遠い位置に存在していたことが分かる. しか

し, 認識したい行動がさらに増えると, 認識精度が低下すると考えられるため, いくつかの身体部位のデータを組み合わせて同様に検証を行う必要がある. これにより, 必要な身体部位が分かり, 使用するマーカーデータが少なくなれば, 計測後の対応付け修正作業を削減することができる.

表 2 より, 学習データに自身のデータが含まれる場合において, 検出されるマーカーの高さのみ計測できれば, 高精度で認識可能であることが分かった. これは計測時に必要である人体テンプレート作成を省略可能であることを示しており, 結果的にマーカー身体対応付け作業を削減できると言える.

次に, 表 3 より, 学習データに自身のデータが含まれない場合, 頭部は修正あり, 修正なしで精度が変わらなかったが, これは頭部はマーカー身体対応付けのエラーが少なかったからであると考えられる. また, 手首および腰のマーカーデータを使用した場合, 修正ありとなしで精度が大きく低下したが, この理由としては, 手首と腰がマーカー身体対応付けミスが多かったこと, 学習に使用した他の被験者の動きと大きく違いがあったこと, が考えられる. しかし今回使用したのは, 被験者 2 名分のデータであったため, 学習に使用する被験者の数が増え, その中に自身の体格, 動きに似ている人のデータが存在していれば, 精度が向上するのではないかと考えられる.

表 4 より, 学習データに自身のデータが含まれない場合においては, 検出されるマーカーの高さ及びベッドとの近さが計測できれば, ある程度の精度で認識可能であることが分かった. この場合の認識精度は, 特に被験者の体格に依存するため, これも上記同様, 似ている体格同士の被験者を学習に使用すれば, 精度向上を望めるのではないかと考えられる.

## 8. まとめ

本研究では, モーションキャプチャを用いた行動認識において, 計測後のマーカーと身体対応付け修正作業という労力を費やす過程を省略しても行動認識することに問題がないのではないかと疑問を検証するために, 計測後にマーカー身体対応付けの修正作業を行なったデータと, 行っていないデータで学習・テストをそれぞれ行い, 行動の認識精度の比較をした. また, 計測された各身体部位のデータのみを用いて同様に認識精度の算出を行い, 行動の認識に適した身体部位の探索を行なった. その結果, 今回の 6 つ行動を認識することにおいては, 学習データに自身のデータが含まれていなくても, 修正作業を行なっていない場合でも頭部, 手首, 肩, 腰のそれぞれのデータのみでも高精度で行動を認識することができること, また学習データに自身のデータが含まれていなくても, 頭部のデータのみでも認識が可能であることが分かった. これは, 計測後の修正作業の手間を減らすことにつながる.

また本稿では、マーカー身体対応付け作業の一つであり、計測前に必要となる、人体テンプレート作成を省略した場合におけるデータを用いて行動認識を行う方法を提案し、同様に精度を算出した。その結果、学習データに自身のデータが含まれている場合は、検出されるマーカーの高さが計測できれば、高精度で認識できることが示された。

しかし、本研究はマーカー身体対応付け作業の問題を直接的に解消している訳ではない。被験者の数、行動の数が増えた場合、今回のように高精度では認識が困難となることが想定されるので、今後の課題としては、この問題を直接的に解消することである。直接的に解消するために、計測時のマーカー身体対応付けのミスを減らすこと、もしくは計測後の修正作業の自動化を目指す。

## 謝辞

本研究は株式会社ケアコムとの共同研究によるものである。

## 参考文献

- [1] 井上創造, ウェアラブルセンサを用いたヒューマンセンシング, 知能と情報, 28:6 pp. 170-186, 日本知能情報フェジ学会, 2016
- [2] 国立大学法人九州工業大学:介護施設従事者のIoTによる行動認識・予測の実施実験を実施, 九州工業大学 (オンライン), 入手先 <[http://www.kyutech.ac.jp/archives/025/201810/press\\_181026.pdf](http://www.kyutech.ac.jp/archives/025/201810/press_181026.pdf)> (参照 2019-03-19).
- [3] S.Dernbach, B.Das, N.C.Krishnan, B.L.Thomas, and D.J.Cook.2012,Simple and Complex Activity Recognition through Smart Phones, In 2012 8th Int.Conf.on Int. Env. 214221.
- [4] Burnett, D.R., Campbell-Kyureghyan, N.H., Topp, R.V., and Quesada, P.M.(2015), Biomechanics of lower limbs during walking among candidates for total knee arthroplasty with and without low back pain. BioMed Research International, 2015.
- [5] 宮城諒, 平石広典.(2015), 機械学習を利用した人間動作検出センサのための行動検出, 第77回全国大会講演論文集,2015(1), 313-314.
- [6] 中原啓太, 山口弘純, 東野輝夫.(2016). 移動型センサとkinectを用いた家庭内の行動ロギング手法. 2016年度情報処理学会関西支部支部大会講演論文集, 2016.
- [7] Wei Shen, Ke Deng, Xiang Bai, T. Leyvand, Baining Guo, and Zhuowen Tu. Exemplarbased human action pose correction and tagging. In Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2012 IEEE Conference on, pp.17841791, June 2012.
- [8] Jinna Lei, Xiaofeng Ren, and Dieter Fox. Finegrained kitchen activity recognition using rgb-d. In Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing, UbiComp' 12, pp.208 211, New York, NY, USA, 2012. ACM.