

ショートノート

特異値分解による個人特徴抽出とその物理的意味検討 のためのセンサ寄与の把握[†]

高橋 弘毅^{*1}・神尾 郁好^{*1}・秋月 拓磨^{*2}・章 忠^{*2}

我々は、センサデータに内在する個人特徴の物理的意味を明らかにすることを目的とし研究を進めている。我々の先行研究では、右すね、左大腿、腰背面、左上腕の4箇所に取り付けた慣性センサにより歩行動作を計測し、計測した加速度データに対し特異値分解を用いて、各自の共通の動作を表す類似成分と個人ごとの動きの癖や違いを表すなどを表す差異成分を抽出している。本論文では、特異値分解により抽出した各成分の運動特徴を再現した再構成データが、計測データをどれだけ再現しているかを求める、どの箇所に装着したセンサがどの程度、類似成分・差異成分にそれぞれ寄与しているか把握する手法を提案する。

キーワード：歩行動作、慣性センサ、特異値分解、類似・差異成分

1. はじめに

近年、センサデバイスの安価かつ小型化が進み、自動車の運転、スポーツ、リハビリテーションといった生活中の活動からデータを取得・解析し応用する研究が進められている（例えば文献[1–4]など）。これらの研究を行う上で、センサデータから人間の動作を検出・認識することは重要な課題である。また、センサデータに内在する個人特徴の抽出を行い、抽出された各特徴の意味付けを行なうことはさらに難度の高い課題である。

三島ら[5]は、モーションキャプチャを用いて人間の動作を計測し、計測したデータに特異値分解を適用して人間の共通する動作を表す類似成分と個人ごとの動きの癖や違いを表す差異成分を抽出する方法を提案し、歩行動作や持ち上げ動作に適用し検証をしている。

秋月ら[6]は、2種類のセンサの設置方法で歩行動作から類似成分と差異成分の抽出を行なっている。1つ目は三島ら[5]と同様にモーションキャプチャを用いて計測し、2つ目は右すね・左大腿・腰背面・左上腕の4箇所に装着型の小型センサを取り付けて計測している。これらの計測結果を比較することで、4箇所に取り付けた装着型のセンサの場合でも、モーションキャプチャの場合と同様に、類似成分と差異成分を抽出できることを指摘している。しかし、これらの研究では、身体動作から抽出した類似成分や差異成分が、実際にどのような特徴を表しているかは議論できていない。

各箇所に装着したどのセンサがどの程度、類似成分・差異成

分にそれぞれ寄与しているか把握することができれば、各成分がどのような特徴を表しているのか理解することに有効であると考えられる。そこで本論文では、特異値分解を用いて歩行動作の計測データから類似成分と差異成分をそれぞれ抽出し、抽出した各成分の運動特徴を再現した再構成データが、計測データをどれだけ再現しているかを求める、どの箇所に装着したセンサがどの程度、類似成分・差異成分にそれぞれ寄与しているか把握する手法を提案する。

2. データ計測と解析手法の概要

本論文で用いたデータの計測と解析手法の概要を述べる。

歩行動作は人間が日常生活で行う動作であり、動作が熟練度に依存しない。また、歩行動作は人間の根本的な動作であり、歩行動作を詳細まで認識することができれば他の動作にも応用できると考え、本論文では、歩行動作を計測対象としている。

2.1 計測方法

図1に、センサの取り付け位置および各軸の定義を示す。3軸加速度・ジャイロセンサ（ATR-Promotions社製 WAA-010[7]、センサの寸法：39×44×8mm）を、被験者の右すね（センサ1）、左大腿（センサ2）、腰背面（センサ3）、左上腕（センサ4）の4箇所に取り付けた[1, 6]。各センサのY軸方向が地面に垂直な方向と一致するよう取り付けた。また、右すね（センサ1）と腰背面（センサ3）については進行方向がZ軸、左右方向がX軸、左大腿部（センサ2）と左上腕部（センサ4）については進行方向がX軸、左右方向がZ軸になるように、さらに、被験者間でセンサのそれぞれの軸の正の方向が統一するようにセンサを取り付けた。ただし、右すね（センサ1）のみ、すね部の形状の影響で動きの方向（左右・進行方向）とセンサの軸方向（X, Z軸）とが厳密には一致しない点に注意する。センサデータ取得のサンプリング周波数は100Hzであり、Bluetoothを用いて各センサからホストコンピュータへデータを送信した。

男性10名、女性3名の計13名（24.3±4.3歳）の被験者は、約15mの直線区間を図1の右上に示す順に5回の歩行を行い、

[†] Toward Extraction of Individual Characteristics from the Inertial Sensors data of Walking Motion by Singular Value Decomposition
Hirotaka TAKAHASHI, Ikumi KAMIO, Takuma AKIDUKI,
and Zhong ZHANG

*1 長岡技術科学大学大学院工学研究科 情報・経営システム工学専攻
Department of Information and Management Systems Engineering, Nagaoka University of Technology

*2 豊橋技術科学大学 機械工学系
Department of Mechanical Engineering, Toyohashi University of Technology

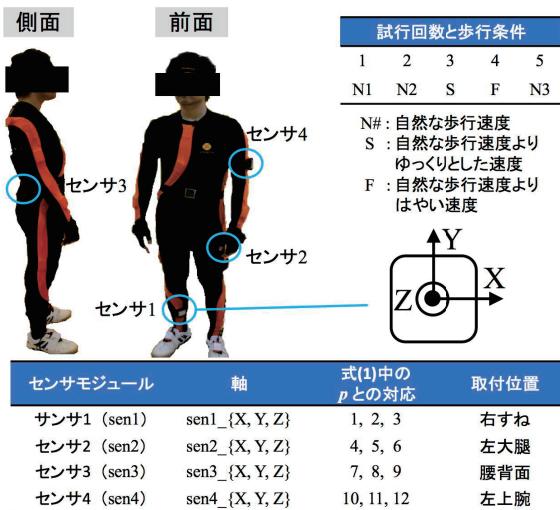


図 1 センサの取り付け位置およびセンサの軸の設定と歩行条件

各センサの 3 軸の加速度データを解析対象とした。

なお、被験者には計測を行う前に、データ計測の目的と方法を文章および口頭にて説明し、取得したデータを研究の目的に使用することについて文章にて了承を得た。

2.2 解析手法

2.2.1 データの前処理

被験者総数 M のある被験者 α に装着したセンサの軸 p の γ 番目の一歩行周期分の計測加速度データを、

$$\mathbf{x}_p^\gamma = (x_p^\gamma(1), x_p^\gamma(2), \dots, x_p^\gamma(N))^\top \in \mathbb{R}^N,$$

where $p = 1, 2, \dots, S$ and $\gamma = 1, 2, \dots, L$, (1)

と列ベクトルとして表す。 \top は転置を示し、 N は時系列データ点数を、 S は（身体に取り付けたセンサ数） \times （センサの軸数）であり、センサの各軸と p の値の対応は図 1 下に示している。また、 L は解析する総歩行数であり、 $L = \sum_{\alpha=1}^M L_\alpha$ (L_α は被験者 α の歩行数) である。

さらに、式(1)の列ベクトルを取り付けた各センサの軸ごとに並べ、

$$\mathbf{X}^\gamma = (\mathbf{x}_1^\gamma, \mathbf{x}_2^\gamma, \dots, \mathbf{x}_S^\gamma) \in \mathbb{R}^{N \times S}, \quad (2)$$

と行列 \mathbf{X}^γ を定義し、 γ 番目の歩行フレームと呼ぶこととする。また、各歩行フレームを比較しやすくするため式(2)の各列ベクトルの転置を行うことで、

$$\mathbf{a}^\gamma = (\{\mathbf{x}_1^\gamma\}^\top, \{\mathbf{x}_2^\gamma\}^\top, \dots, \{\mathbf{x}_S^\gamma\}^\top)^\top \in \mathbb{R}^{N \cdot S}, \quad (3)$$

と表すこととする。さらに、式(3)の \mathbf{a}^γ を用いて、

$$\mathbf{D} = (\mathbf{a}^1, \mathbf{a}^2, \dots, \mathbf{a}^L) \in \mathbb{R}^{N \cdot S \times L}, \quad (4)$$

と定義する。

2.2.2 特異値分解による個人特徴の抽出と再構成

式(4)の行列 \mathbf{D} に対し、特異値分解は、

$$\mathbf{D} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^\top, \quad (5)$$

であり、行列 \mathbf{U} および \mathbf{V} はユニタリ行列、行列 $\mathbf{\Sigma}$ は対角行列である。行列 $\mathbf{\Sigma}$ の対角成分 $\sigma_i (i = 1, 2, \dots, L)$ を特異値と呼ぶ。また、この特異値は非負の実数であり $\sigma_i \geq \sigma_j (i < j)$ となる。行列 \mathbf{U} の各列ベクトル $\mathbf{u}_i \in \mathbb{R}^{N \cdot S}$ を左特異ベクトルと、行列 \mathbf{V} の各列ベクトル $\mathbf{v}_i \in \mathbb{R}^L$ を右特異ベクトルと呼び、互いに独立なベクトルである。特異値と左特異ベクトル、右特異ベクトルのそれぞれの i 番目の要素を第 i モードと呼ぶこととする [5, 6]。 γ 番目の歩行フレームの計測加速度データは、各モードの特異値 σ_i 、左特異ベクトル \mathbf{u}_i 、右特異ベクトルの成分 $v_{\gamma i}$ を用いて、

$$\mathbf{a}^\gamma = \sum_{i=1}^L \sigma_i v_{\gamma i} \mathbf{u}_i, \quad (6)$$

と書くことができる。式(6)から、左特異ベクトル \mathbf{u}_i は第 i モードの運動の特徴を、右特異ベクトルの成分 $v_{\gamma i}$ は第 i モードに対する γ 番目の歩行フレーム（または被験者 α ）の影響の大きさを、特異値 σ_i は第 i モードで抽出される特徴の γ 番目の歩行フレーム（または被験者 α ）に依存しない寄与の大きさを表していると解釈できる [5] [6]。

今、 γ 番目の歩行フレームの第 i モードの運動特徴を再現した再構成データは、

$\mathbf{a}_{i-\text{th}}^\gamma = \sigma_i v_{\gamma i} \mathbf{u}_i = (\{\mathbf{x}_{i-\text{th},1}^\gamma\}^\top, \{\mathbf{x}_{i-\text{th},2}^\gamma\}^\top, \dots, \{\mathbf{x}_{i-\text{th},S}^\gamma\}^\top)^\top, \quad (7)$ と求めることができる。ここで、 $\mathbf{x}_{i-\text{th},p}^\gamma$ は、 γ 番目の歩行フレームの第 i モードのみで再構成をおこなった列ベクトルを表している。また、特定のモード $k (k \leq L)$ までの運動特徴を再現した再構成データは式(6)を用いて求めることができる。

2.2.3 再構成データにおける計測データの再現度

γ 番目の歩行フレームの第 i モードの再構成データ $\mathbf{x}_{i-\text{th},p}^\gamma$ が、計測データ \mathbf{x}_p^γ を、どれだけ再現するかを定量化するため、

$$\epsilon_{i,p}^\gamma = \frac{\|\mathbf{x}_p^\gamma - \mathbf{x}_{i-\text{th},p}^\gamma\|^2}{\|\mathbf{x}_p^\gamma\|^2}, \quad (8)$$

を用いる。 $\|\cdot\|$ はノルムを表す。式(8)は、正規化平均 2 乗誤差 (NMSE) であり $\epsilon_{i,p}^\gamma$ の値が小さいほど「ずれ」の程度が小さく、計測データを第 i モードにより再構成したデータがより再現していることを示している。

さらに、 $\epsilon_{i,p}^\gamma$ に対し歩行フレーム γ に対して中央値を求め $\epsilon_{i,p}$ とする。これは各センサの各軸 p における計測データと第 i モードにより再構成したデータの再現の程度（ずれの程度）を示している。

これらの $\epsilon_{i,p}^\gamma$ と $\epsilon_{i,p}$ の値を指標とし再現度という観点から計測データに寄与している各要素 (p) を推定することができる。

3. 解析結果と考察

本論文では、被験者間の特徴の違いを議論し、歩行条件の違いについては議論しないため、歩行動作の計測の 5 つある条件のうち自然な歩行速度である N1, N2, N3 を解析対象とした。図 2 に、ある被験者の N1 の計測時系列データ（右すね（センサ 1）の加速度）の例を示す。N1~N3 中の被験者の両足が支持脚の状態から遊脚を経て支持脚に戻るまでの歩行 1 周期分のデータ（1 歩行フレーム）を抽出した（図 2 の場合は、7 歩行

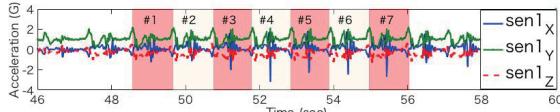


図2 被験者1 (sub1) のN1における右すね (センサ1) の加速度の計測時系列データの例.

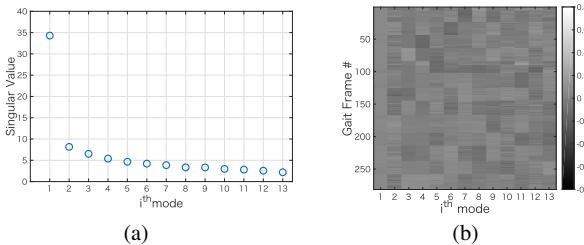


図3 各モードにおける(a)特異値 σ_i と(b)右特異ベクトルの成分 $v_{\gamma i}$.

フレーム分のデータを抽出した). その後, カットオフ周波数が 12.5Hz である 3rd-order Butterworth low pass filter を適用し高周波のノイズを取り除いた. また, 歩行フレーム毎に歩行周期の長さが異なるため, スプライン補間を用いて 1 歩行フレームの時系列データ点数の長さを均一にした.

一般に, 各センサの各軸ごとにデータの標準化を行う場合が多いが, 各軸ごとに標準化を行うことで取得した各動作の振幅が均一になり, 特定の動作が誇張されてしまう恐れがある. これは本論文の趣旨である物理的意味の考察にはそぐわない. そのため, 加速度のレンジ $\pm 4G$ で取得しているデータを ± 1 の範囲に変換し解析を進めた. そのため, 式(8)の $\epsilon_{i,p}^{\gamma}$ を計算する際に, $0 \leq \epsilon_{i,p}^{\gamma} \leq 1$ となる様に $1/4$ を乗じた.

以上の結果, 時系列データ点数 $N = 134$, S は $S = (4$ 箇所) $\times (3$ 軸) $= 12$, 被験者数は $M = 13$, 総歩行フレーム数 $L = 281$ (1 被験者約 20 歩で, 最大 27 歩, 最小 17 歩) となり, 式(4)の行列 D を作成した.

3.1 特異値分解による類似成分と差異成分の抽出

図3は, 行列 D を特異値分解し, 281 モードのうちの上位 13 モードの結果を示している. 図3(a)を見ると, 第1モードの特異値は各モードの中で最大で $\sigma_1 = 34.29$ を示し, 第2モードの特異値は急激に低下し, その後のモードの特異値は緩やかに減少している.

図3(b)は, 各歩行フレーム γ に対する各モードの右特異ベクトルの成分 $v_{\gamma i}$ の値を正負の大きさによって濃淡の色で示している. 今, 第1モードにおける右特異ベクトルの成分 $v_{\gamma 1}$ に注目すると, (全ての被験者) 全ての歩行フレームにおいて ~ 0.06 とほぼ一定の値を示している. 一方で, 第1モード以外における右特異ベクトルの成分 $v_{\gamma i} (i \neq 1)$ の値は「バラバラ」であることが見て取れる.

これらの結果より, 第1モードが (全ての被験者の) 全ての歩行フレームに共通する類似成分を示しており, 第2モード以降の高次モードは各被験者の個人の特徴である差異成分を示していると解釈でき, 三嶋ら [5] や秋月ら [6] の結論と一致して

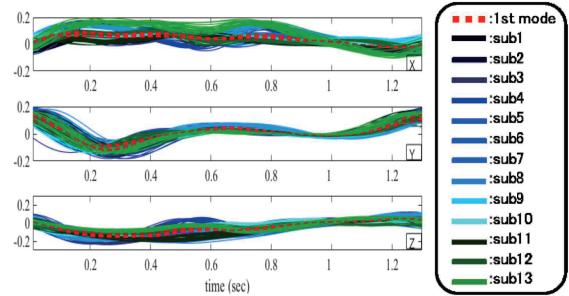


図4 右すね (センサ1) における計測時系列データ x_p^{γ} (実線) と類似成分である第1モードの再構成時系列データ $x_{1st,p}^{\gamma}$ (赤破線).

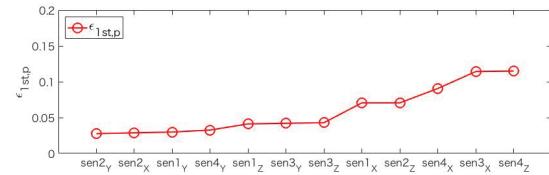


図5 $\epsilon_{1st,p}$ の値. 横軸は左から $\epsilon_{1st,p}$ の値により昇順に並べてある. また, 例えば図の横軸の Sen1_X は, センサ1の X 軸を示している.

いる.

3.2 再構成と再現度

3.2.1 第1モード

図4に, 1例として右すね (センサ1) の計測時系列データ x_p^{γ} と式(7)を用いて第1モードにより再構成したデータ $x_{1st,p}^{\gamma}$ を描画した. 図4を見てみると, センサ1のYやZ軸の計測データは, X軸のそれに比べ, 第1モードにより再構成したデータによって, より再現されていることが確認できる.

次に, 第1モードにより再構成したデータ $x_{1st,p}^{\gamma}$ が計測データ x_p^{γ} をどれだけ再現しているのかを定量的に評価するため, 式(8)により $\epsilon_{1st,p}^{\gamma}$ を計算し, 歩行フレーム γ に対して中央値を求めた結果である $\epsilon_{1st,p}$ を図5に示した. 図5より, センサ3のZ軸とセンサ1のX軸の間で $\epsilon_{1st,p}$ が増加に転じていることが見て取れる. これは, 全てのセンサのY軸, センサ1と3のZ軸およびセンサ2のX軸の正規化平均2乗誤差 (NMSE) の中央値 $\epsilon_{1st,p}$ が5%以下であり第1モードの再構成データによる計測データの再現度が良く, センサ1のX軸以降の軸のデータは再現度が悪くなることを示している.

これらの結果を再現度という観点から判断すると, 全てのセンサの垂直方向の動き (Y軸) と歩行動作における進行方向の動き (右すねのセンサ1のZ軸, 左大腿のセンサ2のX軸, 腰背面のセンサ3のZ軸) が主に第1モード (類似成分) を構成する要素であると解釈することができる.

3.2.2 第1+2モード

差異成分である第2モードを主に構成している要素を明らかにするために3.2.1節と同様の議論を行う. 今, 第1モードを含めずに第2モード (高次モード) のみで再構成を行うと, 第1モードは類似成分を表すため, 計測データと極めて異なる波

形となる。そのため、式(6)を用いて第1モードを含めデータの再構成を行う必要がある。

第1と2モードにより再構成したデータ $x_{1st+2nd,p}^{\gamma}$ が計測データ x_p^{γ} をどれだけ再現しているのかを評価するため式(8)の $\epsilon_{1st+2nd,p}^{\gamma}$ を計算し、歩行フレーム γ に対して中央値を求めた結果である $\epsilon_{1st+2nd,p}$ を求めた結果を図6に示す。図6の棒グラフは、第2モードを加えることによるずれの減少の割合、

$$\Delta\epsilon_{1st-2nd,p} = \frac{\epsilon_{1st,p} - \epsilon_{1st+2nd,p}}{\epsilon_{1st,p}}, \quad (9)$$

を示している。すなわち、 $\Delta\epsilon_{1st-2nd,p}$ が大きい場合、第2モードを加えたことにより、その再構成データがより計測データを再現していることを意味する。

図6を見てみると、第2モードを加えることにより NMSE の中央値 $\epsilon_{1st+2nd,p}$ の値が、図5より全体的に減少しており、全体的に再現度が良くなっている。また、 $\epsilon_{1st+2nd,p}$ は、センサ3のZ軸とセンサ1のX軸の間で増加に転じていることが見て取れる。次に、 $\epsilon_{1st+2nd,p}$ の値が小さい要素のうち、全てのセンサのY軸とセンサ2のX軸の $\Delta\epsilon_{1st-2nd,p}$ の値が 40% 以上と大きく、第2モードを加えたことにより、計測データの再現度がよりよくなっていることを意味していることから、これらの要素の第2モードへの寄与が大きいと考えられる。一方、センサ1とセンサ3のZ軸の $\Delta\epsilon_{1st-2nd,p}$ の値は他に比べさほど大きくないため、他の要素に比べると第2モードへの寄与は大きくなく、主に第1モードを構成していると考えられる。

以上を総合的に判断すると、第2モード加えることにより、第1モードを主に構成している要素のうち、主に全てのセンサの垂直方向(Y軸)の動作が関連してきたと推測できる。

3.2.3 第1+2+3モード

さらに高次の差異成分である第3モードを主に構成している要素を明らかにするために、3.2.2節同様に計測データと第1, 2, 3モードにより再構成したデータを用いた議論を行う。図7に $\epsilon_{1st+2nd+3rd,p}$ および $\Delta\epsilon_{(1st+2nd)-3rd,p}$ を求めた結果を示す。

図7を見てみると、まず、 $\epsilon_{1st+2nd+3rd,p}$ は、センサ1のX軸とセンサ2のZ軸の間で大きく増加していることが見て取れる。また、第3モードを加えたことにより、センサ1のX軸の $\epsilon_{1st+2nd+3rd,p}$ が 5% 以下になったことも見て取れる。次に、 $\epsilon_{1st+2nd+3rd,p}$ の値が小さい要素のうち、センサ1のX, Y, Z軸とセンサ3のZ軸の $\Delta\epsilon_{(1st+2nd)-3rd,p}$ の値が 20% 以上と大きく、第3モードを加えたことにより、計測データの再現度がよりよくなっていることを意味していることから、第3モードへの寄与が大きいと考えられる。一方、センサ2, 3, 4のY軸、センサ2のX軸の $\Delta\epsilon_{(1st+2nd)-3rd,p}$ の値は他に比べさほど大きくないため、第3モードへの寄与は大きくなないと考えられる。

以上を総合的に判断すると、第3モード加えることにより、第1, 2モードを主に構成していた要素である全てのセンサの垂直方向の動き(Y軸)、歩行動作における進行方向の動き(左大腿のセンサ2のX軸、腰背面のセンサ3のZ軸)に、右すねの進行方向と左右方向の動き(センサ1のZ軸とX軸)の寄与が増加し、主に右すね(センサ1)の動作が関連してきたと推測できる。

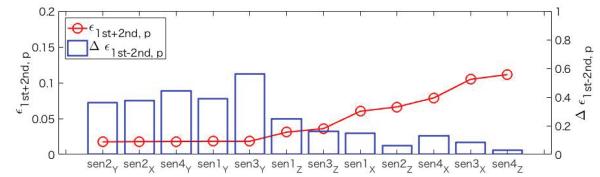


図6 $\epsilon_{1st+2nd,p}$ と $\Delta\epsilon_{1st-2nd,p}$ の値。横軸は左から $\epsilon_{1st+2nd,p}$ の値により昇順に並べている。横軸の表記は図5と同じ。

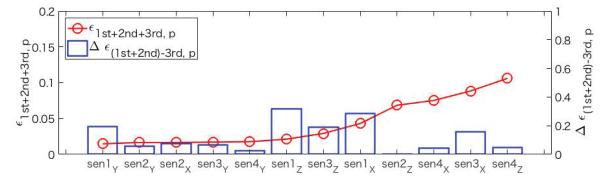


図7 $\epsilon_{1st+2nd+3rd,p}$ と $\Delta\epsilon_{(1st+2nd)-3rd,p}$ の値。横軸は左から $\epsilon_{1st+2nd+3rd,p}$ の値により昇順に並べている。横軸の表記は図5と同じ。

4. まとめ

我々は、センサデータに内在する個人特徴の物理的意味を明らかにすることを目的とし研究を進めている。本論文では、まず、13名の被験者の身体の4箇所に取り付けた3軸加速度・ジャイロセンサを用いて歩行動作を計測し、241歩行フレームの加速度データに対し特異値分解を行い類似成分・差異成分をそれぞれ抽出した。次に、特異値分解により抽出した各成分の運動特徴を再現した再構成データが計測データをどれだけ再現しているかを調べ、どの箇所に装着したセンサがどの程度、類似成分・差異成分にそれぞれ寄与しているか把握する手法を提案し適用した。その結果、各センサのモードへの寄与を、センサ間で再現度を比較することによって定性的に把握することが可能となった。

今後は、さらに高次モードの影響の考察とともに、身体各部の動作が個人特徴に及ぼす影響を定量的に表現することで、被験者の個性や特徴などの物理的意味を調査することを行なっていきたい。

謝辞

本研究はJSPS科研費JP17K05437(代表:高橋弘毅)、およびJP16K06156(代表:秋月拓磨)の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] L. Bao and S. S. Intille: "Activity recognition from user-annotated acceleration data," *Proc. of PERVASIVE 2004*, Vienna, Austria, pp. 1-17, 2004.
- [2] 多田昌裕, 納谷太, 大村廉, 岡田昌也, 野間春生, 鳥山朋二, 小暮潔: "無線加速度センサを用いた運転者行動の計測・解析手法," 情報通信学会論文誌(D), Vol.J91-D, No.4, pp. 1115-1129, 2008.
- [3] T. Ploetz, N. Hammerla, A. Rozga, A. Reavis, N. Call and G. D. Abowd: "Automatic assessment of problem behavior in individuals with developmental disabilities," *Proc. of UbiComp*, pp. 391-400, 2012.
- [4] C. Marcroft, A. Khan, N. Embleton, M. Trenell, and T. Ploetz: "Movement recognition technology as a method of assessing spontaneous general movements in high risk infants," *Frontiers in Neu-*

- rology, Vol.5, No.284, pp. 1-9, 2015.
- [5] 三嶋賢一, 金田さやか, 中西弘明, 横木哲夫, 堀口由貴男: “特異値分解を用いた動作における個人間の類似と差異の抽出,” 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J94-A, No.4, pp. 293-302, 2011.
- [6] T. Akiduki, A. Uchida, Z. Zhang, T. Imamura, and H. Takahashi: “Extraction of Human Gait Feature from Acceleration Data,” *ICIC Express Letters Part B : Applications*, Vol.7 No.3, pp. 649-656, 2016.
- [7] 小型無線ハイブリッドセンサ II (WAA-010):
<https://www.atr-p.com/support/support-sensor10.html>, [accessed Sep.26, 2018]

(2018年10月2日 受付)
 (2018年10月17日 採録)

[問い合わせ先]

〒940-2188 新潟県長岡市上富岡町 1603-1
 長岡技術科学大学大学院工学研究科 情報・経営システム工学専攻
 高橋 弘毅
 E-mail: hirotaka@kjs.nagaokaut.ac.jp

—著者紹介—



たかはし ひろたか
 高橋 弘毅 [正会員]

2005年 新潟大学大学院自然科学研究科博士後期課程修了。ドイツ マックス・プランク重力物理学研究所（アルバートアインシュタイン研究所）PDなど経て、2013年より長岡技術科学大学大学院工学研究科 情報・経営システム工学専攻 准教授。信号処理、機械学習、データサイエンス、数理科学や重力波データ解析手法の研究などの研究に広く従事。博士（理学）。



かみお いくみ
 鹤尾 郁好 [非会員]

2018年 長岡技術科学大学大学院工学研究科 情報・経営システム工学専攻 修士課程修了。修士（工学）。



あきづき たくま
 秋月 拓磨 [非会員]

2012年 豊橋技術科学大学大学院工学研究科博士後期課程修了。山梨英和大学 助教を経て、2015年より豊橋技術科学大学 機械工学系助教。身体動作解析やドライバ状態の検出・推定、センサ開発などの研究に従事。博士（工学）。



しおう ちゅう
 章 忠 [非会員]

1993年 岡山大学大学院博士後期課程修了。岡山県工業技術センター 専門研究員、岡山県立大学連携大学院 助教授を経て、2004年から豊橋技術科学大学 教授。その間、1998年にオーストラリア Melbourne 大学 客員研究員。ウェーブレット変換、ニューラルネットワーク、故障診断などの研究に従事。博士（工学）。

Toward Extraction of Individual Characteristics from the Inertial Sensors data of Walking Motion

by Singular Value Decomposition

by

Hirotaka TAKAHASHI, Ikumi KAMIO, Takuma AKIDUKI, and Zhong ZHANG

Abstract:

In our previous researches, we discussed a method based on extracting both of a similarities/style and differences/characteristic component from walking motions using four wearable motion sensors. This method suggested that data with segmented walking motion could be used to identify individuals. However, we did not discuss the physical meanings of the similarities/style and differences/characteristic components of a subject from the walking data. In this paper, we discuss a method of determining which segment data contributes to the similarities/style and differences/characteristic components, toward the understanding of the physical meanings of the similarities/style and differences/characteristic components of a subject from the walking data.

Keywords: human gait features, inertial sensors, singular value decomposition, similarities and differences

Contact Address: **Hirotaka TAKAHASHI**

*Department of Information and Management Systems Engineering, Nagaoka University of Technology
 1603-1 Kamitomioka, Nagaoka, Niigata 940-2188, Japan*

E-mail: hirotaka@kjs.nagaokaut.ac.jp