

May 24, 2020

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

江崎 菜々

富山県立大学 情報基盤工学講座

1. はじめに
2. 手法
3. 結果
4. おわりに

May 24, 2020

はじめに
手法
結果
おわりに

背景

近年の研究では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。そのような研究では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うことは難度が高い。そのためにはモーションキャプチャや装着型センサにより計測したデータに特異値分解を適用して、

1. 人間の共通する動作を表す類似成分
2. 個人ごとの動きの癖や違いを表す差異成分

を抽出する必要がある。

→抽出できても身体動作から抽出した2つの成分実際にどのような特徴を表しているかを示す必要があった。

はじめに

手法

結果

おわりに

この論文では

身体の 4 か所に装着した小型装着型センサ使い成分を抽出する方法を使う。

特異値分解を用いて歩行動作（日常的かつ人間の根本的な動作のため）の計測データから類似成分と差異成分を抽出し、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調べる。

→どの箇所に装着したセンサがどの程度、 2 つの成分にそれぞれ寄与しているか把握する手法を提案.

計測方法

3軸加速度ジャイロセンサを被験者の4か所に取り付ける。

はじめに

手法

結果

おわりに

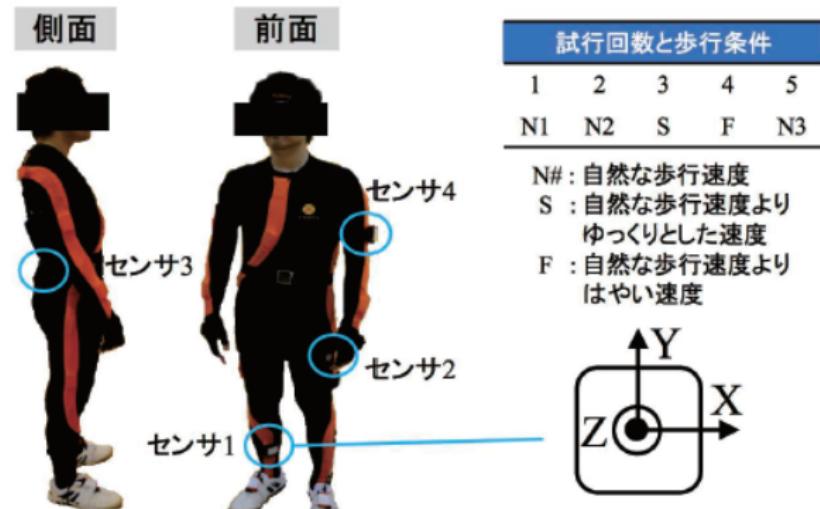


図 1:センサの取り付け位置, 軸設定

はじめに
手法
結果
おわりに

各センサの方向

センサ1：右すね：進行方向はZ軸

センサ2：左もも：進行方向はX軸、左右方向はZ軸

センサ3：背中：進行方向はZ軸

センサ4：左腕：進行方向はX軸、左右方向はZ軸

センサが4つあるので軸は全部で12あり、番号を振る。それぞれの軸 p (1~12) の γ 番目の一歩行周期分の計測加速度データをベクトル行列 x_p^γ で表す、

$$X^\gamma = (x_1^\gamma, x_2^\gamma, \dots, x_{12}^\gamma) \in R^{S \times N}, \dots, (1)$$

S は軸、 N は時系列データ点数とし、この行列を γ 番目の歩行フレームとする。

(1) の各列ベクトルの転置を行った行列に対して

特異値分解式 : $D = U \Sigma V^T$

U と V はユニタリ行列, Σ は対角行列.

Σ の対角成分 σ_i を特異値と呼び, γ 番目の歩行フレームの計測加速度データを定義する

$$a^\gamma = \sum_{i=1}^L \sigma_i v_{i\gamma} u_i$$

i : 総歩行数（被験者たちの歩行数全部）の一つでモードと定義する.

$v_{i\gamma}$: V の各列ベクトルの成分で、 i モードに対する γ 番目の歩行フレームの影響の大きさ

v_i : U の各列ベクトルで、 i モードの運動の特徴

歩行実験

はじめに

手法

結果

おわりに

今回の実験では 3 種の速度の自然な歩行 (図 1 の N_1, N_2, N_3) を
解析.

実験データ

時系列データ点数 N : 1 3 4

センサ軸 S : 1 2

被験者数 M : 1 3

総歩行フレーム数 L : 2 8 1 (平均 20 歩)

で特異値の行列を求める.

二つの成分の抽出

はじめに

手法

結果

おわりに

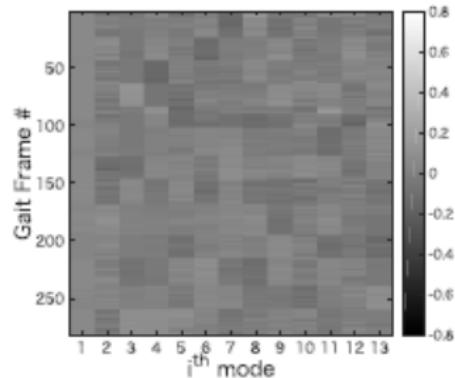
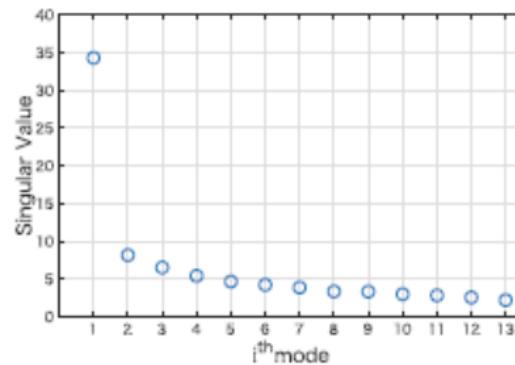


図2：各モード（上位13）における特異値 σ_i （左）と成分 $\nu_{i\gamma}$

二つの成分の抽出

9/17

はじめに
手法
結果
おわりに

第1モードとの比較

二つから第1モードについて、

左図：第1モードの特異値が最大で第2モードから急減し穏やかに減少

右図：成分の値を正負の大きさで色分けしているが第1モードだけ全被験者の全歩行フレームにおいて一致し、第2モードからは成分の値はバラバラ

→全被験者の全歩行フレームにおいて

第1モード→類似成分

第2モード以降の高次モード→差異成分であると分かる。

9/17

γ 番目の歩行フレームの第 i モード運動特徴を再現した再構成データは、

$$\mathbf{a}_{i-\text{th}}^\gamma = \sigma_i v_{\gamma i} \mathbf{u}_i = \left(\{\mathbf{x}_{i-\text{th},1}^\gamma\}^\top, \{\mathbf{x}_{i-\text{th},2}^\gamma\}^\top, \dots, \{\mathbf{x}_{i-\text{th},S}^\gamma\}^\top \right)^\top,$$

ここで \mathbf{x}_{i-th}^γ は γ 番目の歩行フレームの第 i モードののみで再構成をおこなった列ベクトルを表す。

さらに \mathbf{x}_{i-th}^γ が計測データ \mathbf{x}_p^γ をどれだけ再現しているか定量的に表すため正規化平均 2 乗誤差 $\epsilon_{i,p}^\gamma$ を用いる。この値が小さいほど再現度が高い

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

再構成データ: 第1モード

11/17

はじめに
手法
結果
おわりに

図3は実際にセンサ1の計測時系列データ（実線）と再構成したデータ（赤破線）を表し、Y,Z軸はX軸よりも第1モードを再構成したデータを再現していると分かる。

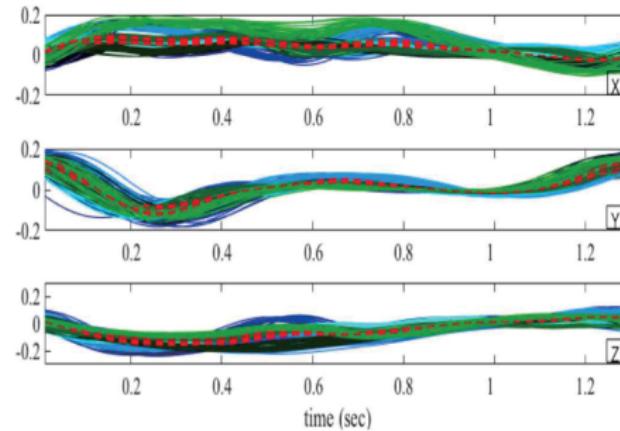


図3：右すねのセンサ計測時系列データ x_p^γ と
第1モード再構成時系列データ $x_{1st,p}^\gamma$

11/17

再構成データ：第1モード

12/17

はじめに
手法
結果
おわりに

第1モードにより再構成した $x_{1st,p}^\gamma$ から $\epsilon_{i,p}^\gamma$ を求め
歩行フレーム γ ($\gamma = 1, 2, \dots, L$) に対して中央値 $\epsilon_{1st,p}$ を求める。

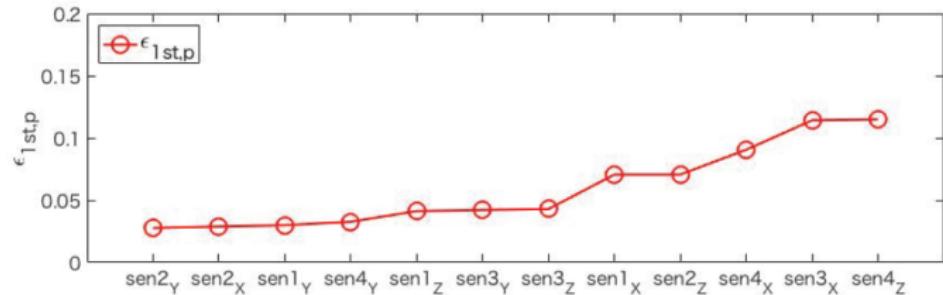


図4：第1モードに対する誤差
(センサの位置や方向に関してはP5参照)

12/17

はじめに
手法
結果
おわりに

第1モードを再構成した結論

- ① 右すねデータはの進行方向と垂直下向きの再現度が高い
- ② 全センサの垂直下向き方向（Y軸）、全センサの進行方向（センサ1, 3のZ軸とセンサ2, 4のX軸）の正規化平均2乗誤差が5%以下。で他は再現度が低いため誤差が多め

→第1モード（類似成分）を構成する要素は全センサの垂直方向のうごき、歩行動作の進行方向のうごきである。

再構成データ：第1モード+第2モード

14/17

はじめに
手法
結果
おわりに

第1モードは類似成分、第2モードが差異成分であり3, 4はさらに高次の差異成分になる。

センサの残りの要素が差異成分であるか確認するため第2モードを加えて同じことをする。得た再構成データ $x_{1st;2nd,p}^\gamma$ の誤差 $\epsilon_{1st+2nd,p}$ は図5のようになる。

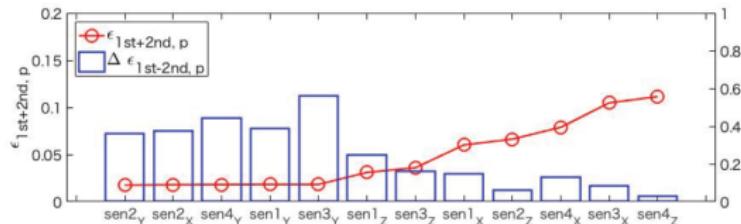


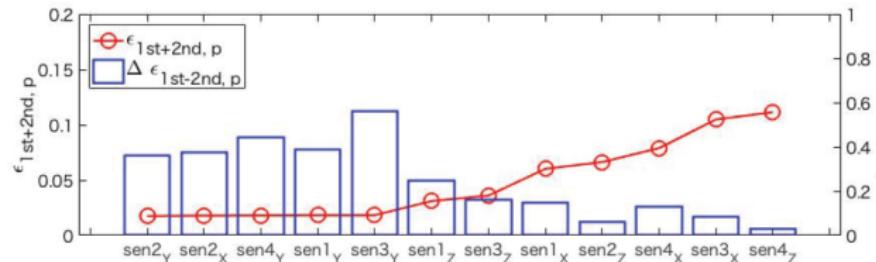
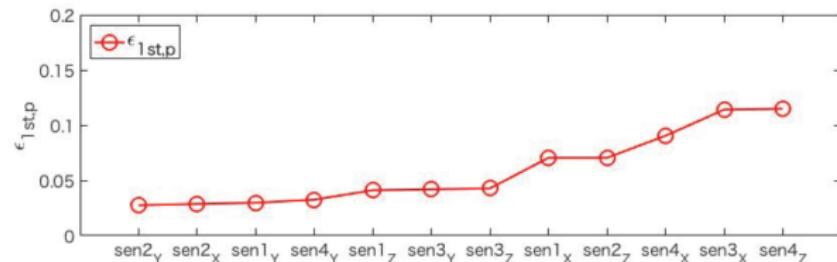
図5：誤差とずれの減少割合

※棒グラフは第2モードを加えたことによるずれの減少割合

14/17

再構成データの誤差の比較

はじめに
手法
結果
おわりに



上：第1モードのみ 下：第1モード+第2モード

第1モードに第2モードを加えて再構成して比較した結論

- ① 全体的に誤差が下がっており、再現度が上がっている
- ② センサ1のX軸、センサ3のZ軸の間で増加
- ③ 誤差が小さい要素のうち全Y軸とセンサ2のX軸のずれの減少割合40%以上

→第2モードを加えることで第1モードを主に構成する要素のうち、全Y軸の動作が関連してきたのでこれらが第2モードへの寄与が大きいと思われる。

まとめ

- 13人の被験者の身体に取り付けた3軸加速度ジャイロセンサを用いて歩行動作を計測し、全歩行フレームの加速度データに対して特異値分解を行い類似成分と差異成分を抽出した。
- 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センサがどれだけの成分に寄与するか把握する手法を適用した。
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で定性的に把握可能になった。

今後はもっと高次モードの影響の考察と体の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などの物理的意味を調査する。