

加速度センサを用いた生活パターン分析システムに関する研究

三宅研究室

07M35342 澤邊 賢司

In this study, we propose a system for analyzing daily life activity patterns by a triaxial accelerometer attached back lumbar area. Previously, multiple sensors are needed to recognize basic daily life activity. Standing position, sitting position, lying position, walking running. However, the system consist a triaxial accelerometer and extrapolate these position by detecting sitting and standing by decision tree and support vector machine from ariaxial acceleration features. In this paper, the effectiveness and the general versatility are showed by various combination include different subject between training data and test data.

1.はじめに

近年、地域リハビリテーションが注目を集めている。地域リハビリテーションは、従来の病院リハビリテーションが、身体機能の回復を目的として行われてきたのに対し、身体機能の回復以外にも患者が障害を受け入れ、主体的な生活を送ることを目的とし、さまざまな活動を行っている。このような背景には、身体機能の低下を引き起こす病気を発症することにより、主体性が低下するという事実がある。例えば、脳卒中後のうつ病 (poststroke depression : 以下 PSD) は、脳卒中患者の 23~40%で発症する¹⁾といわれている。これは、約 6%である一般人口のうつ病の生涯有病率²⁾と比較すると高い割合であることがわかる。また、PSD は日常生活動作 (activity of daily living:以下 ADL) に悪影響を及ぼし、治療することによりその影響を軽減できることが示されている³⁾。このことから、機能回復の点において、患者の主体性を向上させることが有効であるといえる。

これまで、このような主体性の評価である QOL⁴⁾ はアンケートで行われており、気分障害であるうつ病や注意欠陥多動性障害 (Attention Deficit Hyperactivity Disorder : ADHD) は、アメリカ精神医学会診断基準(DSM)⁵⁾をもとに熟練した精神科医の問診による定性的な評価で行われていた。しかし、これらは心理状態・症状などを自己評価し、検者に伝える必要がある。そのため、認知症、失語症、

騒音障害等のコミュニケーション障害のある患者には困難であるという問題点があり、熟練した医師でも評価が難しい場合があり、精神科以外の医師や訓練スタッフにも施行が可能な信頼できる評価法の開発が望まれている¹⁾。現在、行動の観察による評価^{6),7),8)}が検討されているが、これらは実際に観察し評価すると観察者の負担が大きい上に、さらに被験者やその家族のプライバシーに対する問題がある。

このように、これまでの定性的な評価では、適切な診断を行うことが困難である場合があり、生活活動を定量的に評価するシステムが必要とされている。このようなシステムは現在のところ確立されていないが、システムになりうる一つの候補として、加速度センサによるライフログ計測システムが考えられる。

日常生活のライフログの計測は、おもに GPS⁹⁾¹⁰⁾による移動経路の計測、カメラによる計測¹¹⁾¹²⁾、加速度センサによる計測がある。中でも、加速度センサによる計測は、軽量で、GPS やカメラによる記録に比べ精神的抑圧感、拘束感がないことから多くの生活活動を計測する研究が行われてきた。例えば、生活習慣病を予防するために加速度から計測したカロリーから生活の評価する研究¹³⁾や、歩数計から一日を評価する研究¹⁴⁾などがある。また、生活活動の推定に注目した研究では、加速度の変化から座位、臥位、立位、歩行を分類するため、上肢と下肢にそれぞれ一つの加速度センサを取り付け、活動を推定

した研究¹⁵⁾や、複数のセンサを取り付けることによって、より複雑な活動を推定する研究が行われている。このように、センサから生活活動を推定する研究は、センサを増やすことにより推定する行動を増やしてきた。しかし、複数のセンサをとりつけることは被計測者の負担となり、生活パターンを計測する上で実用的でない。そのため、できるだけ簡潔なハードウェアで、日常の生活活動を計測するシステムが必要とされる。

そこで、本研究では、1つの加速度センサにより、日常生活を行動を推定する生活パターン分析システムの開発を目標とした。

本研究では、生活の基本的な活動、または姿勢である「歩行」、「走行」、「静止」、「座位」、「立位」、「臥位」を計測するシステムを想定している。これらを計測することにより、運動療法¹⁶⁾に関するアドバイスや、行動からのうつ病の評価^{6),7),8)}、ADHD⁹⁾の評価を助けることができると考えられる。そして、これら五つを分類する上で、問題となるのが座位と立位の分類である。

座位、立位、臥位は、これまで体に取り付けたセンサにかかる重力加速度の向きによって推定されてきた¹⁷⁾。しかし、重力の方向から座位と立位を推定するためには、最低でも二つ以上のセンサが必要となる。そこで、本研究では一つの加速度センサで「歩行」、「走行」、「座位」、「静止」、「立位」、「臥位」を推定することを目的とし、座位と立位を推定するため、腰部の加速度センサから「立つ」と「座る」という動作を識別する特徴量を提案した。

2. 先行研究

これまで、加速度センサは可搬性に優れていることから、さまざまな運動計測に用いられてきた。以降では、加速度センサによる運動計測の研究を紹介する。

2.1 加速度センサを用いた運動の評価に関する研究

加速度センサによる運動計測は、映像による計測に比べ、可搬性に優れることから運動の評価に関する研究が多くなされてきた。小林ら¹⁷⁾は、移動平均によって腰の軌道を算出し Walk-Mate の有効性

の評価を行った。また、大瀧ら¹⁸⁾は、加速度センサを用いて歩行メカニズムを解析的に評価する研究として、体重心位置および足部の関節に加速度センサを取り付けた運動計測手法と5リンク力学モデルによる方法を提案しており、健常歩行であれば歩容や関節モーメント、力学的エネルギー消費量の推定が可能であることが示された。一方、Moe-Nilssen¹⁸⁾¹⁹⁾は、体重心に近く、水平回旋の影響が最も少ない腰椎3番の背部に加速度センサを取り付け、体重心加速度のRMSと周波数解析を行い、健常者と歩行能力に障害のある被験者の歩行を比較している。

2.2 加速度センサによる行動推定

これまで、加速度の波形から分類するということが行われてきた。倉沢ら²⁰⁾は、加速度センサの時系列の傾きの情報からセンサの場所を推定し、ポケットの3軸加速度センサから得た加速度の平均値と、パワースペクトルを基に座位・立位・歩行・走行を推定している。Deanらは、合成加速度の傾きから図のように姿勢を定義し、平均の加速度から運動、3軸の合成加速度から転倒を検出した。Nishkan²¹⁾らは、腰につけた加速度センサから8つの基本的な生活活動を最も精度よく分類する方法について報告している。

このように、これまでのひとつの加速度センサを用いた研究は、大まかに分けて立位・座位または臥位の二つの姿勢と、歩行・走行の二つの動作しか検出されていない。

この問題に対し、これまでセンサを増やすことによって推定する動作を増やしたり、立位・座位・臥位の三つの姿勢の推定を行ってきた。Ling²²⁾らは、加速度センサを体全体に取り付け、加速度から20の日常生活を分類している。田淵²³⁾らは手足に取り付けた6個の加速度センサから、10種類の行動を識別し装着数と装着箇所、サンプリング周波数の識別性能への影響に関する評価を行っている。しかしながら、これらの計測はセンサを増やすことで被計測者の負担は増えるため、なるべく簡潔な装置で日常生活の活動を検出する必要がある。

これまで、加速度データの解析は、振幅や平均値といった大きさの情報しか扱われておらず、その結

果、表1または図1に示すように一つの3軸加速度センサでは、主に歩行、走行、座位または立位、臥位の四つのしか推定できない。そこで、本研究ではこれ以外に上下方向と前後方向の加速度の位相スペクトルの差を特徴量とすることにより、起立と着席という動作を検出した。これにより、図2に示したように時系列で着席と起立の間の区間が座位となるので、重力加速度の向きから推定できる臥位とあわせて、立位・座位・臥位を一つの加速度センサから推定することが可能となる。

表1 取り付け場所による推定可能な活動と姿勢

加速度の取り付け位置	推定可能な活動と姿勢
上体または腰部	歩行, 走行, 臥位, 立位
下肢	歩行, 走行, 座位, 立位

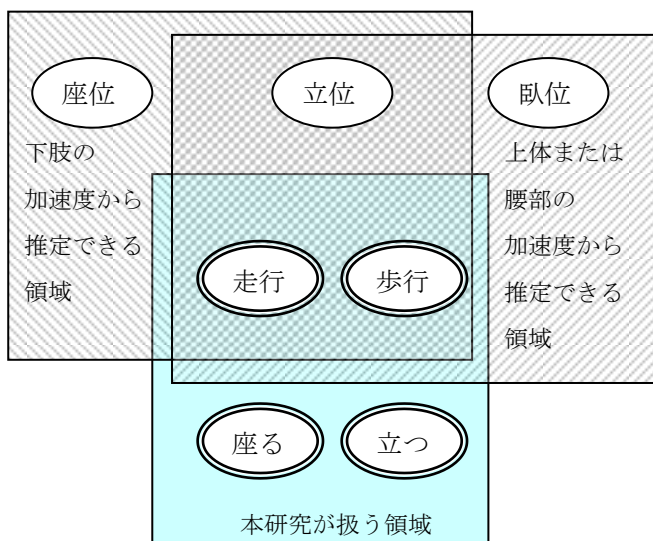


図1 先行研究と本研究の扱う領域

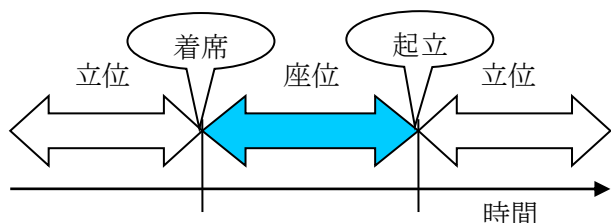


図2 時系列の行動と姿勢推定

2.3 計測機器

本研究では、加速度の計測に図3に示した小型PC (Panasonic, CF-W5AWDBJR) と無線加速度セン

サ (ANA-LOG DEVICE 社, ADXL202E) を用いた。また、数値演算には、MathWorks 社製 MATLAB & SIMULINK R2008b 日本語版を用いた。



図3 計測に用いた加速度センサ、受信機、PC

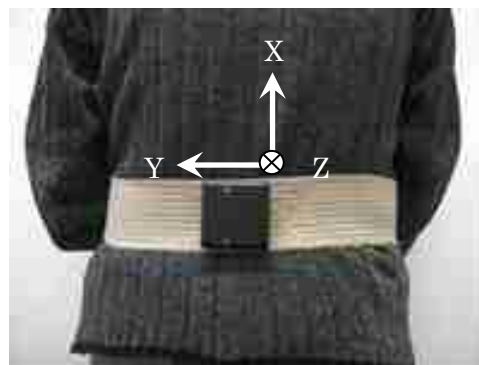


図4 加速度センサを腰部に取り付けた図

これまで、加速度センサによる計測は、身体のいたるところに取り付けられ行われてきた。本研究では、図4に示したように腰椎3番の背部に加速度センサのセンサボックスを取り付け、サンプリング周波数100Hzで計測を行った。これは、腰椎3番の背部が、体重心に近く、かつ歩行時の水平回旋が小さいため体重心の動きとして計測できるためである。なお、加速度の正負の向きは図4で示したように前方、左方、上方がそれぞれ正とした。また、図5~10は臥位と立位、座位で静止した際の腰後部から検出された加速度である。静止した際に検出している加速度は重力加速度であり、これらの図から姿勢によって重力加速度の作用する方向が異なっていることがわかる。そのため、腰後部の加速度の平均値が最も大きい方向が、左右方向、または前後方向である場合は、臥位であると推定できる。逆に立位と座位は、ともに下向きの重力加速度がかかるので、腰後部にかかる重力加速度だけでの推定は困難である。

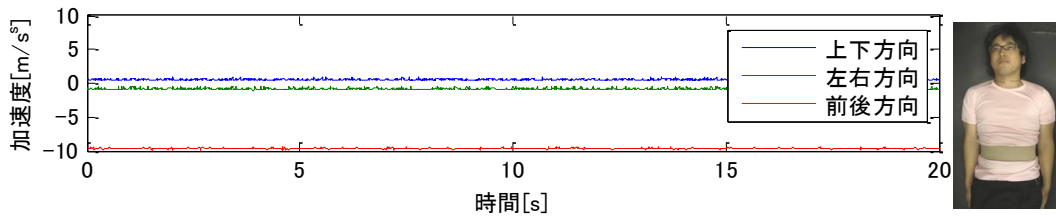


図5 背臥位で静止した状態で腰後部から検出された加速度の時間変化

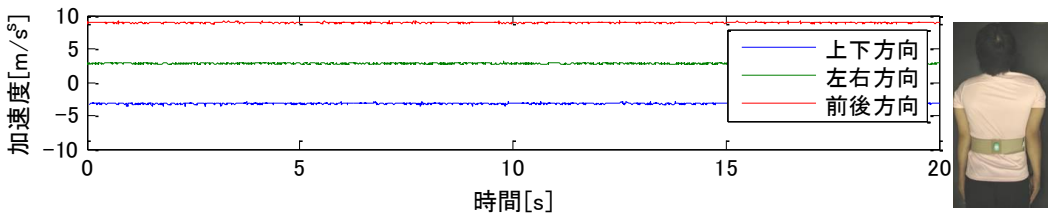


図6 腹臥位で静止した状態で腰後部から検出された加速度の時間変化

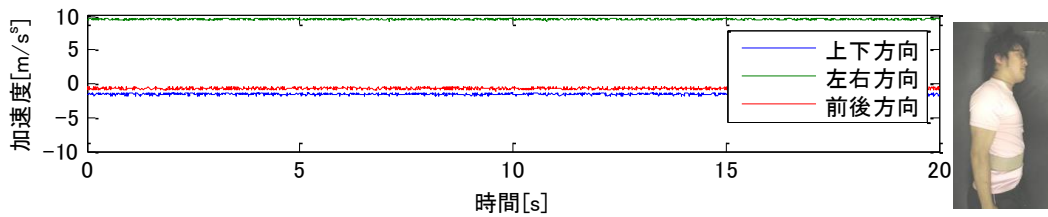


図7 左臥位で静止した状態で腰後部から検出された加速度の時間変化

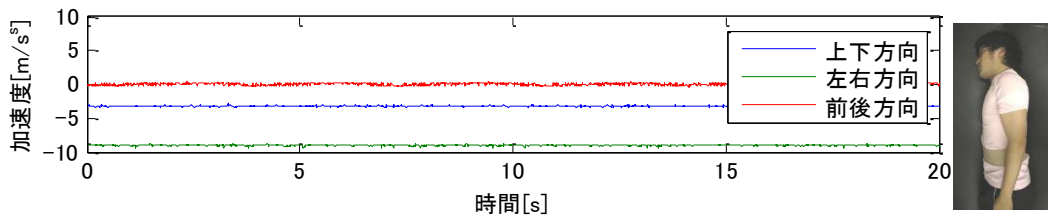


図8 右臥位で静止した状態で腰後部から検出された加速度の時間変化

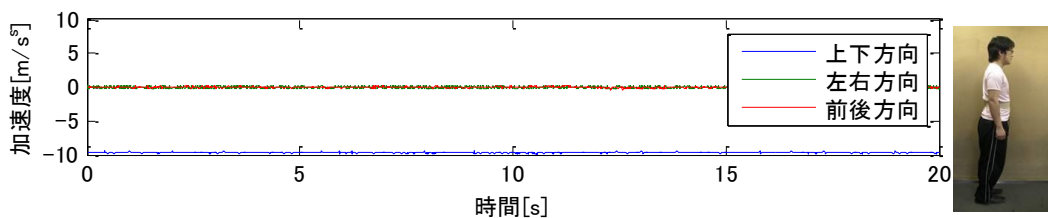


図9 立位で静止した状態で腰後部から検出された加速度の時間変化

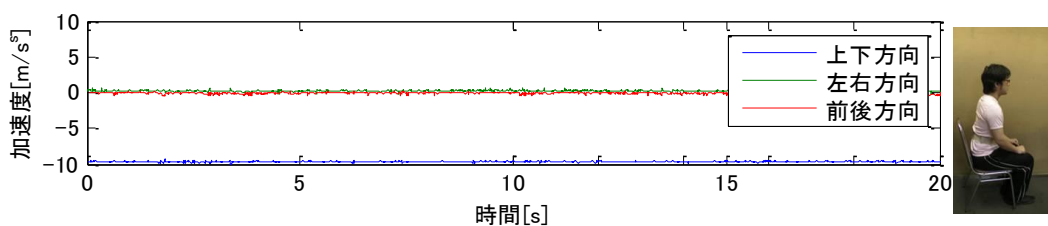
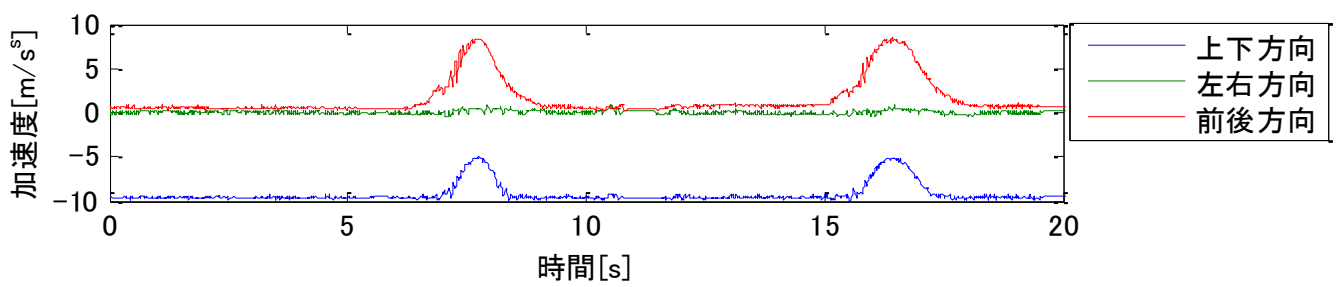
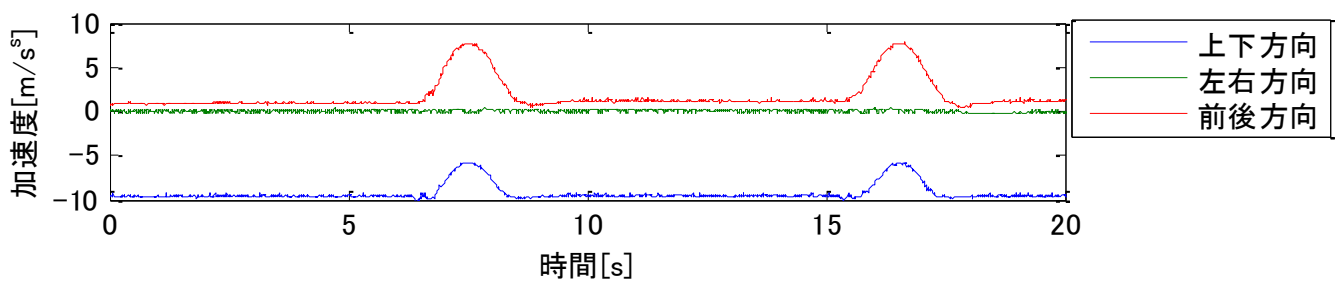
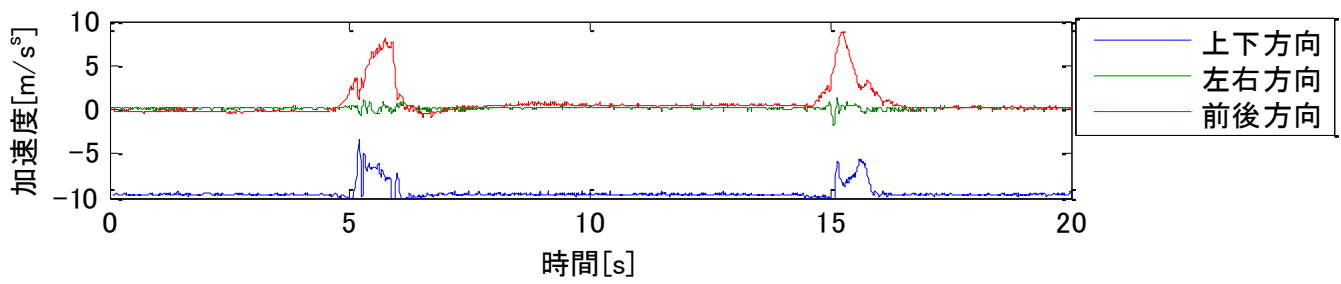
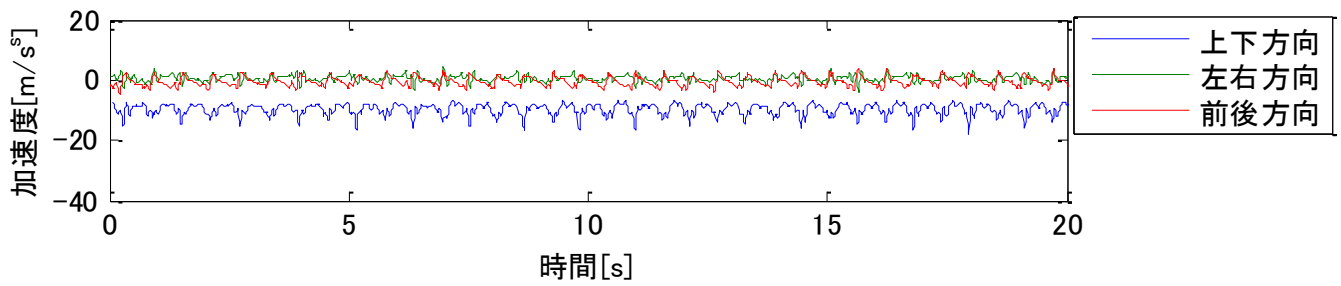
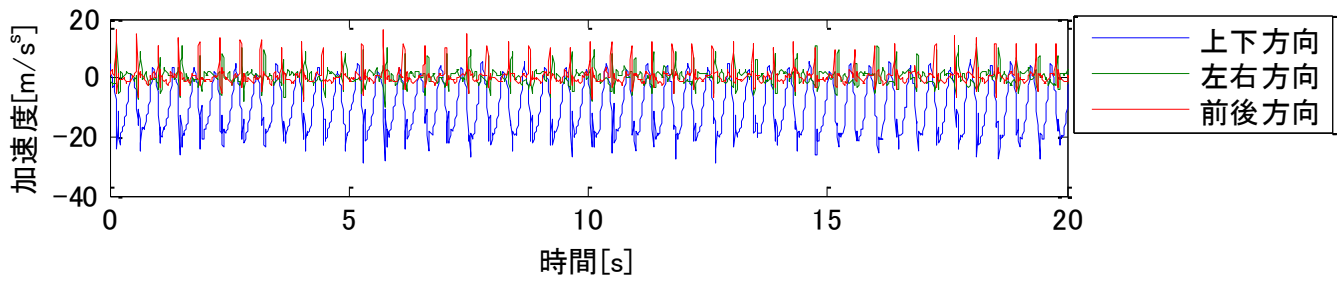


図10 座位で静止した状態で腰後部から検出された加速度の時間変化



3. 活動の分類手法

3.1 分類システム

本研究では、決定木を用いて特徴量から活動を分類した。理由としては、決定木による分類は誤分類した際の原因がわかりやすく、人の経験による分類を表現しやすいためである。なお、閾値は線形カーネルのsvmを用いて決定した。本研究で用いたシステムの決定木を図11～12に示す。図11は、先行研究²⁰⁾により各活動を推定するために、有効であることが示されている特徴量を基に作成した決定木

である。本研究では、このシステムを移動推定システムと呼ぶ。

図12は、本研究で、提案した特徴量で、起立、着席、前屈運動、静止、を分類する決定木である。本研究では、これを行動推定システムと呼ぶ。

3.2 提案する特徴量

本研究では、一つの加速度センサから座位と立位を推定するために、加速度の変化の相互関係より起立、および着席という動作を識別する。そのために、

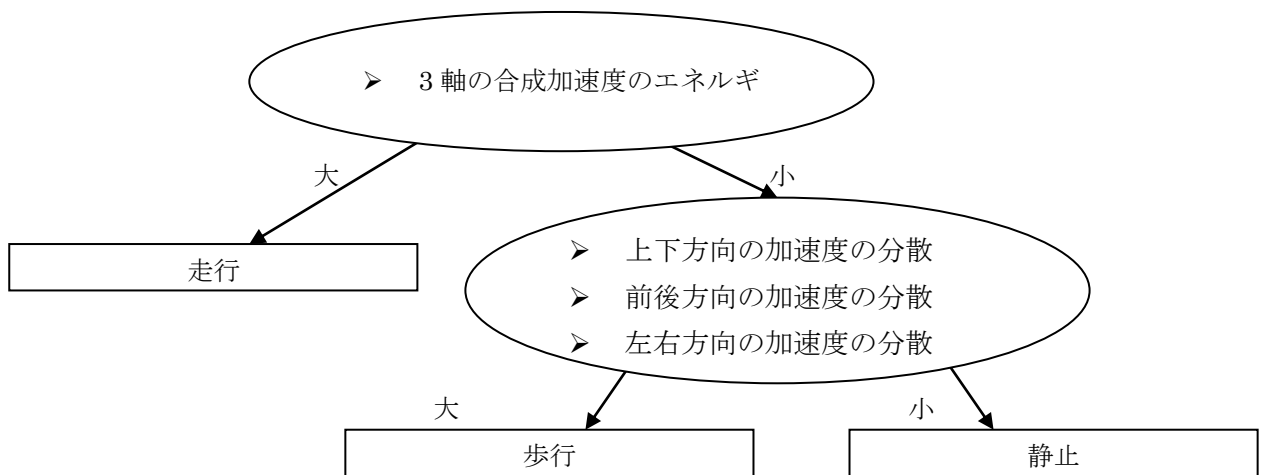


図11 歩行・走行・静止を分類する処理の流れ（移動推定システム）

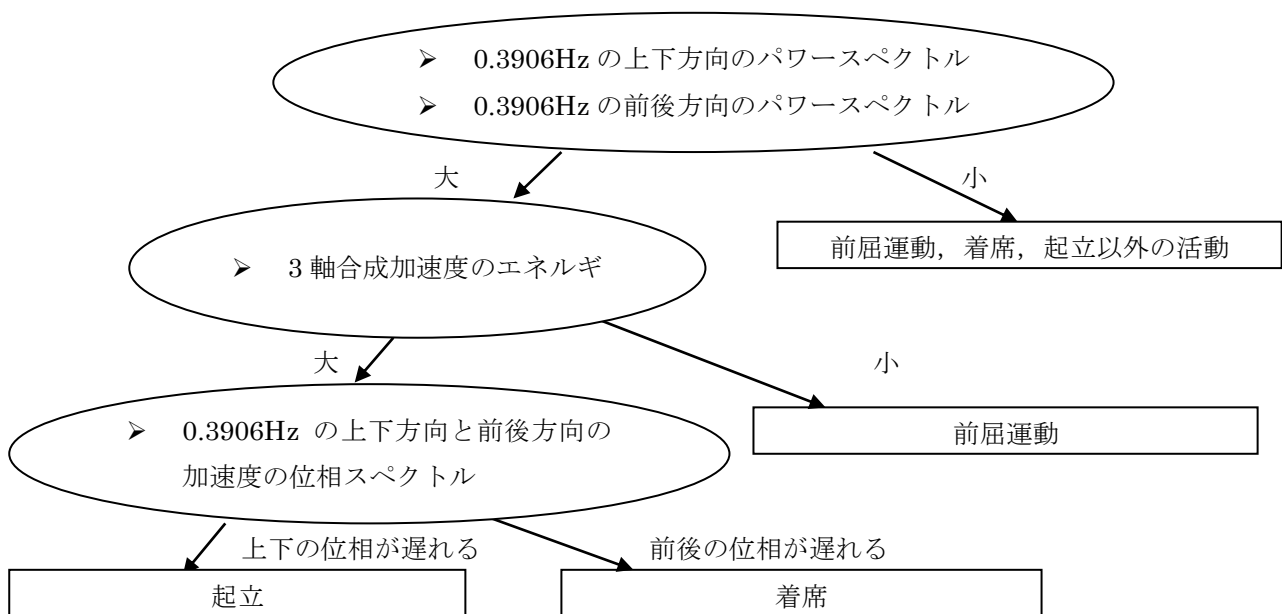


図12 起立・着席・静止・その他の行動を分類する処理の流れ（行動推定システム）

以下に示す特徴量を求め、図 12 のような処理を行った。

- ①0.3906Hz の上下方向の加速度のパワースペクトル
- ②0.3906Hz の前後方向の加速度のパワースペクトル
- ③3 軸の合成加速度のエネルギー
- ④0.390Hz の上下方向と前後方向の加速度の位相スペクトルの差

次にこれらの特徴量の持つ意味について述べる。

図 13 は起立と着席時の加速度の時系列の変化を示した図であり、図 14 は前屈運動を 2 回繰り返したときの加速度の時系列の変化を表している。図 13 と図 14 の青線、緑線、赤線はそれぞれ上下、左右、前後方向の加速度を表している。ともに周期がおおよそ 2s 程度の波形であり、これは、歩行や走行の一步の周期がおおよそ 0.5s であることを考慮すると比較的低周波の運動である。

そこで、本研究では 256 サンプル (2.56) で高速フーリエ変換し、0.3906Hz のパワースペクトルを特徴量として起立、着席、前屈運動を抽出した。

次に、起立、着席と前屈運動の波形の形に着目した。起立と着席は三角波に近い波形をしているのに対し、前屈運動ではなだらかな sin 波を描いている。そこで、起立と着席の動作は前屈運動に対し、高周波成分のパワースペクトルが大きいと考えられるため、(1)式を用いてエネルギーを算出した。なお本研究では、加速度の変動に着目しているため、定数項のパワースペクトル密度はエネルギーに加えないこととした。また、 $|x_i|$ は FFT により算出したパワースペクトルを表し、 w はサンプル数を表す。

$$E = \frac{\sum_{i=2}^w |x_i|^2}{|w|} \quad (1)$$

最後に、起立と着席の上下方向と前後方向の加速度の波形のピークの位置に着目すると、起立では上下方向よりも、前後方向の加速度の方が早くピークをむかえる。逆に着席では、前後方向よりも上下方向の加速度のピークのほうが早く現れる。そこで、前後方向と上下方向の低周波での位相スペクトルを計測することで起立と着席を分類した。

位相スペクトルは、FFT によって、sin 成分のパワースペクトル a と、cos 成分のパワースペクトル b を算出し、式(2)により上下方向の位相 φ_{ud} と前後方向の位相を φ_{fb} をもとめる。

$$\varphi = \tan^{-1} \frac{b}{a} \quad (2)$$

次に、 φ_{ud} と φ_{fb} から式(3)によって位相スペクトルの差 $\Delta\varphi$ を求める。

$$\Delta\varphi = \varphi_{fb} - \varphi_{ud} \quad (3)$$

なお、これらの特徴量の算出には MATLAB の FFT 関数と angle 関数を用いた。

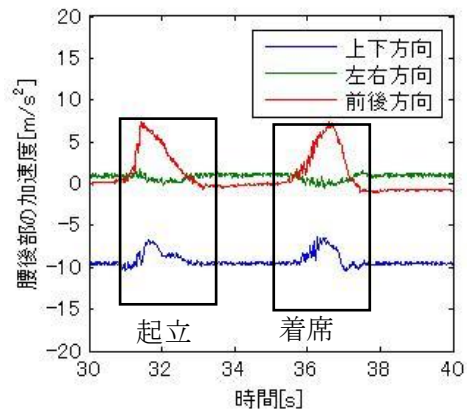


図 13 起立と着席時の腰後部の加速度

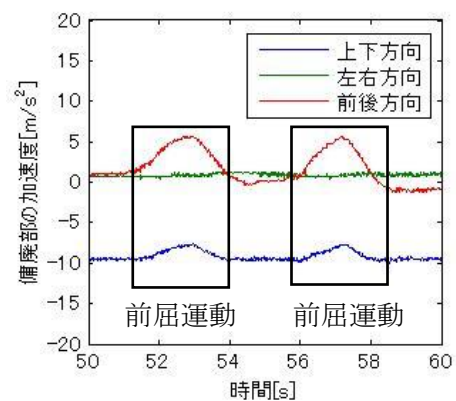


図 14 座位で前屈運動を 2 回繰り返した際の腰後部の加速度

3.3 svm

本研究では、特徴量から行動を識別するために閾値を設定する必要がある。本研究では、この閾値の設定に svm (Support Vector Machine) を用いた。

svm とは、空間を超平面で分割する 2 値分類器のことである。

l を訓練セットのサイズ、データベクトルを x_i 、対応するラベル y_i の順序対を

$$(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l) \in R^N \times \{-1, 1\}$$

とする。識別器は、これらのデータベクタから最適化基準に基づいた分割の超平面を決定する。その際、超平面はマージン上のサポートベクトルと呼ばれるベクトルによって記述され、下記の式で符合を決定する。

$$f(x) = w \cdot x + b \quad (4)$$

この超平面を求める問題は、スラック変数 ξ_i を導入し、以下の最適化問題として定式化できる。

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i \xi_i \quad (5)$$

このとき、

$$y_i (w x_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i > 0 \forall i.$$

であり、 C の大きさは、拘束条件に反した場合のペナルティの大きさに対応する。この問題を解くのにラグランジュ乗数 a_i を用いて、次のように書き直すことができる。

$$L_D = \sum_{i=1}^l a_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) \quad (6)$$

このとき $0 \geq a_i \geq C$ かつ $\sum_i a_i y_i = 0$ より、 N_s をサポートベクトルの数とすると次式のようになる。

$$w = \sum_i^{N_s} y_i a_i x_i \quad (7)$$

また、式(4)に式(7)を代入すると次のようになる

$$f(x) = \sum_i^{N_s} y_i a_i (x \cdot x_i) + b \quad (8)$$

ここで、内積 $x \cdot x_i$ を対称なカーネル関数 $K(x, x_i)$ に置き換えると、非線形識別関数が構成される。

$$S(x) = \sum_i^{N_s} y_i a_i K(x, x_i) + b$$

本研究では、決定木の大小の閾値を求めるためにカーネル関数に内積である線形関数を用いた。

4. 実験方法

4.1 実験方針

本研究では、腰部の加速度から歩行、走行、起立、着席を求めるためのシステムの評価として以降に示す 2 つの実験を行った。

実験 1 : 静止、歩行、走行の分類実験

実験 2 : 起立、着席、前屈運動の分類実験

実験 1 では、学習に必要なデータ数と、これまで行われてきた振幅の特徴量から、活動を分類することの有効性、特徴量の閾値が被験者に依存するかを調べた。実験 2 では、これまで分類できなかった起立、着席という動作を分類するために提案した特徴量が有効であるかを歩行、走行、前屈運動、静止、起立、着席という行動を分類することによって評価した。

4.2 前処理

本研究では、特徴量を求めるサンプル数を実験 1 では 128 個(1.28s)、実験 2 では 256 個(2.56s)として扱っている。なお、トレーニングデータは、オーバーラップ率 50% (実験 1 : 0.64s, 実験 2 : 1.28s) でエポックを区切り特徴量を算出している。

そのうち、起立、着席、前屈運動は、動作中のエポックの中からもっとも低周波成分 (0.3906Hz) のパワースペクトルの和が大きいエポックをその動作のデータとして扱った。

テストデータでは 1 秒おきにエポックを区切り、特徴量を算出し、データセットを作成した。

4.3 方法

実験 1 歩行・走行・静止の分類実験

腰後部の腰椎 3 番に加速度センサを取り付ける。そして、トレーニングデータとして、被験者の自由

な速度で歩行，走行，静止（立位）をそれぞれ別々に 60 秒間計測する．そのデータから，エポックから算出したエネルギーと，3 軸方向のそれぞれの分散を算出する．そして，エネルギーの特徴量から，走行とそれ以外の行動を学習させ，3 軸の合成加速度から歩行と静止を学習させる．

次に，計測したテストデータとトレーニングデータのさまざまな組み合わせで分類し，特徴量の閾値が被験者にどの程度依存しているか明らかにした．

実験 2．起立・着席・前屈運動の分類実験

腰後部の腰椎 3 番上に加速度センサを取り付け，次の 8 つの動作を計測した．

- ①歩行
- ②走行
- ③静止（座位）
- ④静止（立位）
- ⑤前屈運動（座位）
- ⑥前屈運動（立位）
- ⑦起立
- ⑧着席

なお，①~④の動作に関しては，60 秒間計測し，そのうち，連続した 10 エポックを学習データとして用いた．⑤~⑧に関しては，10 秒ごとにその動作を行うよう指示し，時系列の前後関係から，低周波成分 (0.3906Hz) の上下方向のパワースペクトルの大きいエポックをその動作のデータとして扱った．すべての動作は，速さの指定を行わず，行動のみを指定した．また，起立と着席にはパイプいすを用いた．テストデータに関しても同じ動作をトレーニングデータとは別に計測し，同じ前処理を行ったのち各動作を 10 エポックずつ取り出してテストデータとした．

トレーニングデータで行動の各分岐点で該当するデータからの学習を行い，テストデータとトレーニングデータで被験者が同じ場合と，異なる場合の両方で分類した．

5．実験結果

5.1 実験 1 の結果

実験 1 の結果を表 2~表 4 に示す．表 1 は，学習データ数による正答率の違いを表した表である．表より，動作識別は各被験者ともトレーニングデータ数が 3 つ以上で正答率が 100%となった．このことから，被験者の歩行，走行，静止を識別するには，トレーニングデータが 3 つ以上あれば可能であることがわかる．表 3 は，各被計測者のトレーニングデータとテストデータの組み合わせによる動作分類の結果を被験者ごとに表し，表 4 はトレーニングデータとテストデータで被計測者が異なる場合の分類結果を動作ごとに示した結果である．表 3 より，トレーニングデータとテストデータで被計測者が異なる場合でも，100%分類することができ，誤分類した場合でも 8 割以上の精度で分類できることがわかる．また，表 4 より誤分類は歩行を静止と識別している場合であることがわかる．

5.2 実験 2 の結果

実験 2 の結果を表 5~6 に示す．表 5 は，トレーニングデータとテストデータの被計測者が同じ場合に，起立・着席・前屈運動(座位)・前屈運動(立位)・静止(座位)・静止(立位)・歩行・走行を，起立・着席・前屈運動・その他のクラスに分類した結果である．表より，歩行・走行が，それぞれ 1 サンプルずつ起立と前屈運動に誤分類されているが，そのほかの活動については，正しく分類されていることがわかる．また，表 6 はトレーニングデータとテストデータの被計測者が異なる場合の分類結果である．表から，トレーニングデータと被計測者が異なる場合であっても着席の 3 サンプルと走行の 2 サンプルを除いて正しく分類されていることがわかる．このことから，今回提案した特徴量による分類は被験者による依存性が少ないことがわかる．

表2 実験1の被験者ごとのトレーニングデータ数と各動作のテストデータの正答率[%]

被験者	トレーニングデータ数					
	1	3	5	10	30	50
A	66.7	100	100	100	100	100
B	66.7	100	100	100	100	100
C	66.7	100	100	100	100	100

表3 トレーニングデータとテストデータの被験者の組み合わせによる実験1の分類の正答率 [%]

トレーニングデータの被験者	テストデータの被験者		
	A	B	C
A	100	100	90.0
B	93.3	100	86.7
C	100	100	100

表4 トレーニングデータとテストデータで異なる被験者の行動を分類した実験1の結果

正解	分類結果		
	静止	歩行	走行
静止	60	0	0
歩行	9	51	0
走行	0	0	60

表5 同じ被験者からトレーニングデータとテストデータを計測し活動を分類した結果

活動	分類結果			
	起立	着席	前屈運動	その他
起立	30	0	0	0
着席	0	30	0	0
前屈運動 (座位)	0	0	30	0
前屈運動 (立位)	0	0	30	0
静止 (座位)	0	0	0	30
静止 (立位)	0	0	0	30
歩行	1	0	0	29
走行	0	0	1	29

表6 トレーニングデータとテストデータで異なる被験者の行動を分類した結果

活動	分類結果			
	起立	着席	前屈運動	その他
起立	60	0	0	0
着席	0	57	0	3
前屈運動 (座位)	0	0	60	0
前屈運動 (立位)	0	0	60	0
静止 (座位)	0	0	0	60
静止 (立位)	0	0	0	60
歩行	0	0	0	60
走行	0	2	0	58

7. 考察

本研究では、生活活動の計測装置として、加速度センサを用いて計測した。加速度センサの運動計測の特徴は、画像による計測と異なり被計測者の運動の情報のみを計測できるという点にある。先行研究でも、運動により生じる加速度から行動を推定するということが行われてきた。しかし、それらは加速度の平均値や分散、あるいは複数の加速度センサから検出された加速度の組み合わせによる動作推定であり、3軸の加速度の相互関係からの特徴量は、相関係数を用いたものであった。本論文では、位相の関係を見ることによって、起立、着席というどうさの時系列的な身体の動きのパターンを見ることを試みた。これらの動作が、位相に影響を及ぼす理由として立位時の体重心の位置の特徴が挙げられる。通常、立位時は、両足の作る支持基底内に重心点が来ること²⁴⁾が知られている。しかし、座位ではその重心の位置が両足よりも後方にある。そのため、起立時は体重心の位置が上方へと移動するが、その前に支持基底内に体重心を移動させる必要がある。そのため、体重心の位置は上方よりも先に前方に動区と考えられる。それに対し、着席という動作は座位になる瞬間の衝撃が少なくなるようになるべく重心を低くしてから、後方へ重心を動かす。そのため、着席時は、必然的に後方よりも先に下方へ体重心を動

かすことになる。本研究では、起立と着席間での語分類がまったくなかったことから、これは被験者に依存しない行動そのものの特徴であると考えられる。

また、本研究では誤分類の原因となる特徴量がわかりやすいように決定木を用いて行動を分類した。その結果、全体のうち9割以上が正しく分類されており、かつ異なる被験者で学習しても誤分類が少ないことから、これらの特徴量は個人特有の情報でなく、行動そのものが情報を表現している可能性が示唆された。今後これ以上の精度を求めめるためには、決定木のノードに用いたsvmのカーネルの選定や、パラメータの探索等、また特徴量間で関連性があるものを同時に入力として与えることによって更に精度が向上すると考えられる。

8. おわりに

これまで、日常生活におけるリハビリテーションの役割が重要だということが言われてきた²⁵⁾が、その変化を容易に定量的に評価する方法がなかった。本研究では、被計測者の負担が少なく、かつ容易に、日常の生活活動を評価するため、1つの加速度センサからライフログを計測するシステム開発を目指している。これにより、リハビリテーションによる主体性の評価を行えるだけではなく、これまで診断に熟練を必要とした気分障害の評価を生活活動の面か

ら定量的に評価することができる。本論文では、そのシステム開発の第一歩として、腰部の加速度センサからこれまで計測が可能であった歩行と走行の識別と、さらにこれまでの研究では識別されていなかった起立と着席の動作を識別する特徴量と手法を提案した。起立と着席の動作を識別することにより、これまで一つの加速度センサから分類することが困難であった座位、立位を分類することが可能となり、平均加速度の向きから推定できる臥位とあわせ、基本の姿勢である座位、立位、臥位が推定できる。これにより、気分障害の症状を行動から定量的に評価したり、障害者の機能低下を予防する生活習慣のアドバイスとしたりと日常生活を含んだ広い意味でのリハビリテーション²⁶⁾の評価が可能となる。また、本研究で目指す加速度センサから生活パターンを計測できるシステムは、被計測者の負担の軽減だけでなく、一つの加速度センサだけで計測できることからコスト面や、歩数計や携帯電話などに搭載するといった応用性においてもメリットがあることから、将来的に実用的なシステムとして発展していく可能性は十分考えられる。

-
- 1) 長田麻衣子,村岡香織,里宇明元,“脳卒中後うつ病(Poststroke depression)―その診断と治療―”,日本リハビリテーション医学会誌 44(3),pp177-188,2007
 - 2) 川上憲人,“心の健康についての疫学調査に関する研究”.平成16年~18年度厚生労働科学研究費補助金(こころの健康科学研究事業)「心の健康についての疫学調査に関する研究」総合研究報告書,pp1-21,2007
 - 3) Gainotti G,Antonucci G,Marra C,Paulucci S,“Relation between depression after stroke,antidepressant therapy and functional recovery”.J Neurol Neurosurg Psychiatry,71,pp258-261, 2001
 - 4) 福本安甫,江草安彦,関谷真,“QOL 評価における要因の検討”,川崎医療福祉学会誌 Vol. 10 No.1 ,pp33-38,2000
 - 5) American Psychiatric Association,“DSM-IV-TR 精神疾患の診断・統計マニュアル”,高橋三郎,大野裕,染矢俊幸,医学書院,2002
 - 6) Sutcliffe LM.Lincoln NB,“ The assessment of depression in aphasic stroke patients : the development of the Stroke Aphasic Depression

-
- Questionnaire”,Clin Rehabil 1998,12,pp506-513,1998
 - 7) 岡崎英人,園田茂,岡本さやか,三沢佳代,才藤栄一,“脳卒中後のうつ.臨床リハビリテーション 2005”,14,pp709-714,2005
 - 8) Benaim C,Cailly B,Perennou D,Pelissier J,“Validation of the aphasic depression rating scale.Stroke 2004”,35,pp1692-1696,2004
 - 9) D.Ashbrook,T.starner,“Using GPS to learn Significant Location and Product Movement Across Multiple Users,Personal and Ubiquitous Computing”,Vol.7,Issue 5,pp275-286,2003
 - 10) 相澤清晴,体験の情報処理,電子情報通信学会技術研究報告,PRMU2003-285,pp1-9,2004
 - 11) B.Clarkson A.pentland,“Unsupervised clustering of ambulatory audio and videl,IEEE Proc. of 1999 IEEE International Conference – Vol.06”,pp3037-3040,1999
 - 12) M.Cooper, J.Foote , A.Girgensohn , L.Wilcox ,“ Temporal event clustering for digital photo collections”, Proceedings of the eleventh ACM international conference on Multimedia,pp364-373,2003
 - 13) 笠奈菜実,川原圭博,小林亜令,浅見徹,“加速度センサを使った METS エネルギー換算法による消費エネルギー推定法の比較評価”,電子情報学会総合大会講演論文集 2008 年通信(2),548,2008
 - 14) Kim L.Coleman, Douglas G.Smith, David A. Boone, Aaron W.Joseph,Michael A. del Aguila,“ Step activity monitor: Long-term, continuous recording of ambulatory function, Journal of Rehabilitation Research and Development Vol.36 No.1”, January1999, pp8-18, 1999
 - 15) .Aminian,Ph.Robert,E.E.Buchser,B.Rutschmann,D.Hayoz,M.Depairon,Physical activity monitoring based on accelerometry:validation and comparison with video observation, Medical&Biological Engineering&Computing Vol.37,pp304-308,1999
 - 16) 保坂隆,“不安とうつに対する運動療法の有効性:スポーツ精神医学の応用,東海大学スポーツ医学雑誌 17,pp184-192,2006
 - 17) Dean M.Karatonis,Michael R.Narayanan, Nigel H.Lovell, Branko G.Celler, “Implementation of a Real-Time Human Movement Classifier Using a Triaxial Accelerometer for Ambulatory Monitoring”, IEEE transactions on information technology in biomedicine vol.10 No1 January 2006,pp156-167,2006
 - 17) 小林哲平,三宅美博,和田義明,松原正明,“加速度センサを用いた運動学的歩行分析システム―股関節疾患の術後リハビリにおける Walk-Mate 有効性評価への適用―”,計測自動制御学会論文集 Vol.42, No.5, pp.567-576 ,2006
 - 18) 大瀧保明,佐川貢一,猪岡光,“加速度センサとジャイロを用いた連続歩行分析アルゴリズム”,日本

機械学会論文集 C.63(655),pp782-788,2001

- 18) Moe-Nilssen R,"A new method for evaluating motor control in gait under real-life environmental conditions Part1: the instrument", ClinBiomech .13 , pp320-327, 1998
- 19) Moe-Nilssen R,"A new method for evaluating motor control in gait under real-life environmental conditions Part1: the instrument, ClinBiomech .13 , pp320-327, 1998
- 20) 倉沢央,川原圭博,森川博之,青山友紀,"センサ装着場所を考慮した3軸加速度センサを用いた姿勢推定手法",情報処理学会研究報告 UBI(54),pp15-22,2006
- 21) Nishkam Ravi,Nikhil Dandekar,Prreetham Mysore,Michael L Littman,"Activity Recognition from Accelerometer Data", American Association for Artificial Intelligence ,2005
- 22) Ling Bao, Stephen S.Intille,"Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data", Pervasive 2004 , pp. 1-17,2004
- 23) 田淵勝宏,納谷太,大村廉,野間春生,小暮潔,岸野文郎,"加速度センサを用いた日常行動識別におけるデータ収集条件の識別性能への影響評価",電子情報通信学会技術研究報告書 106(73),pp43-48,2006
- 24) 中村隆一,斉藤宏,"基礎運動学",pp.313-314,2000,医歯薬出版
- 25) 長谷川幹,Monthly book medical rehabilitation(81),pp.63-68,2007,三輪書店
- 26) 三代知子,白垣潤,岩崎信明,藤田和弘,脳性運動障害時の家庭における姿勢と身体活動について,心身障害学研究 25,pp.153-161,2001