

# 人間行動理解のための加速度信号処理とその応用

小 川 延 宏<sup>†1</sup> 梶 克 彦<sup>†1</sup> 河 口 信 夫<sup>†1</sup>

携帯機器に搭載された加速度センサ等を用い、ユーザの行動を識別する研究が進められている。これらの研究では、得られたセンサ情報から、事前に定められた行動の識別を実現している。しかし、個々の行動の詳細情報を理解することを目的としていないため、同じ種類の行動に対して“前回との違い”等の情報を知ることができない。本論文では、人間行動を識別するだけでなく、そのより詳細な理解を目的として、加速度信号のみを用いた行動の詳細情報の取得手法を提案する。具体的には、まず、計測対象の行動に対して軌跡を厳密に規定し、対象とする行動のモデル化を行う。次に、センサから出力された加速度信号に対して、様々な処理を適切に組み合わせることによって、位置に関する物理量を求める。更に、これら物理量を、計測対象とする行動モデルに適用し、目的情報の取得を行う。今回は、平行運動、回転運動といった、基本的な行動に対して、本論文で提案したアプローチの有効性を確認した。

## Acceleration Signal Processing For Human Activity Understanding and the Application

NOBUHIRO OGAWA,<sup>†1</sup> KATSUHIKO KAJI<sup>†1</sup>  
and NOBUO KAWAGUCHI<sup>†1</sup>

Researches that identify human activity in real time by acceleration sensor in portable device have been conducted. In these researches, the identification of the activity provided beforehand has been achieved from obtained sensor information. As the purpose of these researches has not been to get the information about activity details, it is impossible to find difference from the previous activity etc. In this paper, we aim at detailed understanding of human activity, so we propose technique not only identifying human activity, but also taking a more detailed understanding about it. Practical approach is as follows. First, we act on a strictly defined target trajectory measurement to target behavior modeling. Secondly, by any combination of various processes, we determine physical quantities about location by acceleration signal. Thirdly, we apply these physical quantities to an activity model and obtain the desired information. This time, we confirm the effectiveness of the approach proposed in this paper for basic activities, parallel motion and rotation.

## 1. はじめに

人間の日常行動に対する理解が進むと、ユーザの現在の行動から、次の行動を予測したり、同じ行動に対して、前回との違いや平常時との違いの認識を行ったり、関節の可動域の減少具合に対して警告を行うといった幅広いサービスの実現が期待できる。現在、人間行動理解のために、こういった処理手法が最も適切であるのかは分かっていない。人間行動理解を行うために、活用できるセンサは、ジャイロ、照度センサ、加速度センサ等、多数存在する。中でも加速度センサは最近広く普及しているモバイルデバイスである、iPhone<sup>1)</sup>、Android<sup>2)</sup>、Sun SPOT<sup>3)</sup>等に搭載されており、注目されている。

加速度センサからの信号から、特徴量を抽出し、得られた特徴量に対して機械学習を行うことで、ユーザの行動を認識する研究が盛んに進められている<sup>4)5)6)7)</sup>。これらの行動認識の研究では、歩く、走る、座る等の現在の状態を識別することは可能であるが、歩く際に、どれだけ膝を上げたかといった行動に付随する物理量（以下では詳細情報と呼ぶ）を知ることができない。これは、加速度信号がこういった物理現象の中から生じるかといった物理的な内容を使用せず、加速度信号の平均、分散、パワースペクトルといった特徴量のみを利用しているからである。

行動理解を利用したサービスを提供するためには、加速度信号が生じた物理的背景を考慮し、行動の詳細情報を取得する必要がある。本論文では、まず、加速度センサのみを用いて人間の行動理解がどの程度できるかを検証するための第1歩として、加速度信号から、角度や位置といった行動の詳細情報の取得を行い、上で紹介したモバイルデバイス上で、取得した行動の詳細情報を利用したサービスを提供することを目的とする。

行動の詳細情報を取得するために、様々な種類のセンサを利用するといったアプローチがある。佐川<sup>8)</sup>らの研究では、加速度センサ以外にジャイロスコプやウェアラブルカメラを利用することによって、人間行動の詳細情報の取得を可能としている。しかし、多くのモバイルデバイスでは、加速度センサのみが搭載されているため、複数のセンサを利用する佐川らの手法を適用することができない。

本論文では、基本的な行動に対して、人間行動理解のための加速度信号処理手法を実現することとする。具体的なアプローチとしては、まず、計測対象とする行動のモデル化を行

---

<sup>†1</sup> 名古屋大学大学院工学研究科計算理工学専攻

う。得られたモデルには、角度や速度等の位置に関する物理量や、腕の長さなどの目的情報をパラメータとして含んでいる。次に、複数軸の加速度信号から、平均、積分、IIR フィルタ、フーリエ変換等の様々な処理を適切に組み合わせることにより、位置に関する物理量を算出する。更に、得られた物理量を行動モデルのパラメータに適用し、目的情報を取得する。今回は、平行運動、回転運動といった比較的単純な行動について本アプローチを適用し、各々の行動に対して、移動した距離、腕の長さを取得できるか検証する。尚、広く普及しているモバイルデバイスとして iPhone を使用し、これに搭載されている 3 軸加速度センサを計測に使用する。

2. 既存の加速度信号処理

これまで、加速度信号処理による行動認識に関する研究では、様々な行動が識別対象とされてきた。Farrington らの研究<sup>4)</sup>では、1 軸加速度センサ (ADXL05) を利用して、立つ、座る、寝るといった静止状態と、歩く、走るといった行動の状態を対象とし識別を行った。Bao らの研究<sup>5)</sup>では、手首、肘、腰、足首、膝の 5ヶ所に 2 軸加速度センサ (ADXL210E) を取り付け、歩く、走る、自転車に乗る、掃除をする、食事をするといった 20 種類の人間行動が対象とされた。また、Chang らの研究<sup>6)</sup>では、ユーザがバランスよくウェイトトレーニングを行えるように、Bench press、Deadlift といった 9 種類のダンベルを用いた行動を識別し、各々の行動に対して、実行回数を自動的に数え上げるシステムを提案した。橋田らの研究<sup>7)</sup>では、3 軸加速度センサを被験者の両手首、両膝、両足首の合計 6 箇所に取り付けて計測し、歩く、走る、立つ、座る、階段を登る、階段を降りる、コンピュータ作業の 7 種類の行動に対して、人間行動の識別を行った。これらの研究では、ほとんどの行動が 80%以上の精度で識別できている。

行動認識を行う際には、加速度信号から平均や分散等の様々な特徴量を抽出し、パターンマッチングを行っている。Farrington らの研究では、静止状態 (立つ、座る、寝る) に対して、周期的に取得した垂直方向の最大と最小加速度の差分の違いと加速度センサにかかる重力加速度の大きさを利用し、行動の状態 (歩く、走る) に対して、周期的に取得した垂直方向の最大と最小加速度の差分の違いと平均値の交差数の違いを特徴量として利用している。Bao らの研究では、切り出した窓ごとに、平均、エネルギー (energy)、周波数領域のエントロピー (Frequency-domain entropy)、加速度信号の相関関係を特徴量として抽出し、時系列に対して特徴ベクトルを求め、現在の状態識別に利用している。Chang らの研究では、切り出した窓ごとに、速度、正方向のピーク値の平均、負方向のピーク値の平均を計算し、

特徴量として抽出している。また正、負のピーク値が特徴量として利用できない動作に対しては、主軸に y 軸を加えた、2 つの軸の組み合わせごとの相対速度等といった相関関係を求めている。特徴量から時系列ごとの特徴ベクトルを求め、分類器にかけており、分類器としては、ナイーブベイズ分類器 (NBC)、隠れマルコフモデル (HMM) が用いられている。橋田らの研究では、切り出した窓ごとに、平均、標準偏差、エネルギーを特徴量として抽出している。以上で紹介した研究のように、加速度信号解析を行い特徴量を抽出し、HMM 等を用いてパターンマッチングを行い、ユーザの行動をリアルタイムで認識することはある程度可能であるといえる。しかし、これらの研究では、行動の詳細情報を取得することを目的としていないため、前節で提案したサービスを提供することは困難である。

表 1 行動認識に関する加速度信号処理手法の研究  
Table 1 Research of acceleration signal processing technique on human activity identifying

研究	対象とした行動	使用した特徴量
Farrington らの研究	立つ、座る、寝る、歩く、走る	垂直方向の最大と最小加速度の差分 重力加速度の大きさ 交差数の違い
Bao らの研究	歩く、走る、自転車に乗る、掃除をする、 食事をする等の 20 種類の行動	平均、周波数領域のエントロピー エネルギー、加速度信号の相関関係
Chang らの研究	9 種類のダンベルを用いた行動	速度、加速度信号の相関関係、 正・負方向のピーク値の平均
橋田らの研究	歩く、走る、立つ、座る、階段を登る、 階段を降りる、コンピュータ作業	平均、標準偏差、 エネルギー

対象とする行動がどういったものかを識別する行動認識ではなく、対象とする行動についての、速度、位置、角度等の位置に関する物理量を抽出し、これら物理量や行動モデルを用いて、人間行動理解のための加速度信号処理手法を実現することを本論文での目標とする。加速度信号のみを用いて、対象とする行動の詳細情報を取得する場合、以下の問題がある。身体に取り付けた加速度センサは行動によって絶えず振動、回転するため、加速度センサの向きが変わり、計測軸がずれる。計測軸がずれると、センサの各軸方向にかかる重力加速度の大きさが把握できなくなる。更に、地表には重力の存在があるので、重力成分が含まれた加速度信号に対して、単純な積分処理を行うことはできない。上記の問題を、ジャイロスコープ、地磁気センサ等の様々なセンサを利用し、計測開始時の初期速度とセンサの姿勢を常に把握し、計測軸のずれを軽減することにより、実際の値に近い距離、速度といった情報の取得をしている研究がある<sup>8)</sup>。前節で提案したサービスを提供するためには、広く普及し

ているモバイルデバイスを使用して、行動の詳細情報が取得できることが望ましい。これらモバイルデバイスの多くには、加速度センサしか搭載されていない。したがって、複数のセンサを組み合わせた佐川らのアプローチでは、本論文の目的を達成することはできない。

### 3. 人間行動理解のための加速度信号処理

本節では、まず、人間行動理解のための行動の詳細情報の取得という目標を加速度センサのみを用いて達成するための、加速度信号処理手法を提案する。次に、対象とする行動と目的情報について述べ、その情報を得るための具体的な処理内容を説明する。最後に、開発した加速度信号処理システムの紹介を行う。

#### 3.1 人間行動理解のための加速度信号処理手法の提案

本論文では、加速度信号処理を、処理手法の中に計測対象の行動モデルを適用し、加速度信号に対して様々な処理を適切に組み合わせることで、人間行動理解のための、行動の詳細情報の取得を加速度信号のみで実現する。前節でも述べたように、行動の詳細情報取得を加速度信号から行うためには、計測軸のずれが生じる、重力加速度の存在といった2つの問題が存在する。本論文では、これら2つの問題解決に対するアプローチを以下のように提案する。

計測軸のずれに関する問題については、今回は、定規や、回転ステージを使用して行動の軌跡を厳密に規定し、平均計算や IIR フィルタを利用して加速度信号のオフセットの除去を行うことで解決する。今後は、加速度センサを用いた人間行動理解に対する知見を積み重ねることで、治具なしでの行動について、計測軸のずれに関する問題を解決していく。

重力加速度の存在に関する問題については、次の手順で解決する。まず、計測対象とする行動の物理現象を方程式で表現（モデル化）する。ここで得られた方程式には、パラメータとして、角度や速度などの位置に関する物理量や、腕の長さ等の被験者情報が含まれる。次に、複数軸の加速度信号に対して、平均、積分、IIR フィルタ、フーリエ変換等の様々な処理を適切に組み合わせ適用することによって、速度、角度等の位置に関する物理量を算出する。これら物理量を取得する際、3.3 で紹介する、本論文で開発した信号処理システムを用いる。その後、物理量や、被験者情報のうち、値が分かっているものを、モデル化した方程式にパラメータとして適用し、この方程式を利用することによって、目的の情報を取得する。更に、得られた目的情報を、行動モデルのパラメータに適用し直すことで、重力加速度成分をカットした際の物理量を得ることが可能であると考えられる。

本加速度信号処理の特徴として、以下の4点を挙げる。1. 対象とする行動について、行

動の軌跡等、詳細まで規定すること。2. 信号に対して、様々な処理を適切に組み合わせ、位置に関する物理量を取得すること。3. 対象とする行動に対して、モデル化を行い、加速度信号処理手法の中に組み込むこと。4. 行動モデルと信号を組み合わせることによって、重力加速度成分の除去を実現すること。これらの特徴を含んだアプローチによって、加速度センサのみを使用した行動の詳細情報の取得といった、これまで困難であった問題を解決することが可能であると考えられる。

尚、本論文では、広く普及しているモバイルデバイスとして iPhone を使用し、これに搭載されている3軸加速度センサを計測に使用する。加速度センサには、センサ自身の軸が存在し、本論文で使用した3軸加速度センサにも、センサ軸が3つ存在する(図1)。



図1 加速度センサの軸 (iPhone)  
Fig.1 Acceleration sensor axis(iPhone)

#### 3.2 対象とする行動と目的情報抽出のための処理手法

本論文では、比較的単純と思われる、重力加速度の影響を受けない、水平運動(図2左)と回転運動(図2中)、更に重力加速度影響下での腕相撲の動作(図2右)を対象とする。加速度信号から最終的に取得したい情報を、平行運動においては移動距離、回転運動においては、加速度から直接求めることが不可能な身体情報である、腕の長さとした。腕の長さを、行動モデルのパラメータに代入することによって、行動中の角速度や角度といった、信号に重力成分が含まれる場合において加速度信号を単純積分するだけでは取得できない情報を得ることができる。これら目的の情報を抽出するために本論文で用いた加速度信号処理手法について、以下で述べる。

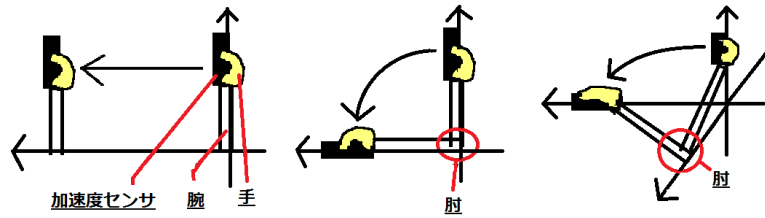


図 2 対象とした行動 左：平行運動，中央：回転運動（重力加速度の影響を受けない場合），右：回転運動（重量加速度影響下）

Fig. 2 Intended activity Left: Parallel motion ,Center: Rotation(No effect of gravitational acceleration)  
Right: Rotation(Under the influence of gravitational acceleration)

### 3.2.1 腕の平行運動

平行運動において、実験環境が、地面に対して完全に水平でない場合、水平からの角度の分だけ計測軸がずれる。そのため、センサ出力波形には、理想的な値に加えて直流成分が含まれる。腕の平行運動を行う際に、加速度信号から正確な移動距離を取得するため、信号の直流成分を除去し、除去した信号に対して2重積分を行う。直流成分を求める際に使用される一般的な処理として、平均計算がある。平均計算によって、センサ出力信号から、その直流成分を求める手法は以下になる。まず、起動時からしばらくの間は水平な場所の上で、センサを安定させ、しばらくの間センサの状態を安定させる。その際の信号波形は(図3左)のようになる。その後、直前1000回(10秒)分の加速度値の平均を求め、加速度信号の直流成分とする。Baoや、橋田らの研究では、加速度信号の特徴量として、5~6秒間の平均を用いたが、今回は、より正確な加速度信号の直流成分を求めるため、直前1000回(10秒)分の加速度値の平均を使用する。最後に、元の加速度信号から直流成分を除去することによって、加速度信号の直流成分の90%以上を除去できた(図3右)。

直流成分を除去した信号波形(図4左)に対して、積分処理を行うことで、速度波形(図4中)が得られる。更に、速度波形に対して積分処理を行うと、距離を表す波形(図4右)を取得できる。尚、この平行運動に関しては、簡単な例なので、行動のモデル化を行う必要はないが、基本的には対象とする行動に対してモデル化を行う必要がある。

### 3.2.2 腕の回転運動

次に、重力加速度の影響を受けない場合と受ける場合での、腕の回転運動について説明する。回転運動に対しても、腕の平行運動でも行ったように、加速度信号の直流成分を除去し、回転運動の開始から終了までの波形を切り出す。ここでは、窓幅をデータ30個分(0.3

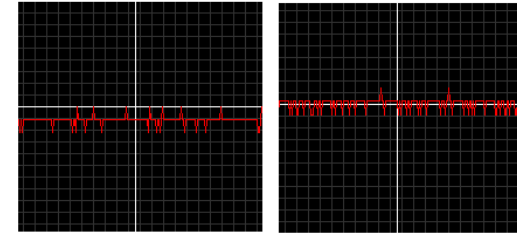


図 3 加速度信号波形の直流成分除去 左：除去前，右：除去後  
Fig. 3 Removal of error margin in sensor of acceleration signal  
Left: Before , Right: After

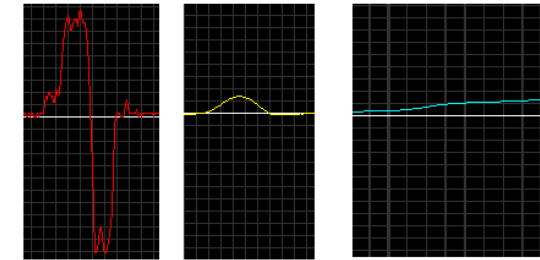


図 4 信号波形 左：加速度波形，中央：速度波形，右：移動距離波形  
Fig. 4 Signal pulse Left: Acceleration ,Center: Velocity  
Right: Distance

秒分)とした。予備実験の結果から、窓についての分散値が1.0を超えている間を回転運動中とし、40個分(0.4秒分)前のデータを取得していく。その後、重力加速度のみが働いた場合の回転運動についてモデル化を行い、切り出した加速度信号を用いて、行動に関する物理方程式を導出する。物理方程式はそれぞれ以下になる。

回転運動（重力加速度の影響を受けない場合）

$$\frac{d\theta}{dt} = \omega \quad (1)$$

$$\frac{d\omega}{dt} = \frac{\alpha}{R} \quad (2)$$

回転運動（重量加速度影響下）

$$\frac{d\theta}{dt} = \omega \quad (3)$$

$$\frac{d\omega}{dt} = -\frac{k}{I} \times \omega - \frac{M \times r}{I} \times g \cos\theta + \frac{\alpha}{R} \quad (4)$$

式中の変数

回転角度： $\theta$  (図5参照), 角速度： $\omega$

重力加速度： $g$ 、慣性モーメント： $I$

動摩擦係数： $k$ 、質量： $M$ 、重心位置： $r$

ここではセンサ進行方向の加速度を  $\alpha$ 、回転半径を  $R$  とした。また、慣性モーメント  $I$  や、重心の位置  $r$  などは、BMI と統計的な人体情報<sup>9)</sup> を参照して求める。

行動に関する物理現象を表す方程式に対して、腕の長さを 20~40cm の範囲で 1cm 毎に適用し、方程式を数値的に解く際には、ルンゲクッタ法を使用し、各々の腕の長さに対する行動の開始から終了までの回転角度や角速度などの位置に関する物理量を求める。これら物理量を利用して、進行方向の加速度信号から、遠心方向の加速度を導出し、切り出した波形の遠心方向成分との誤差の平均を求め、誤差平均が最も小さくなる場合を探索することで、腕の長さを推定し、目的の情報を取得する。

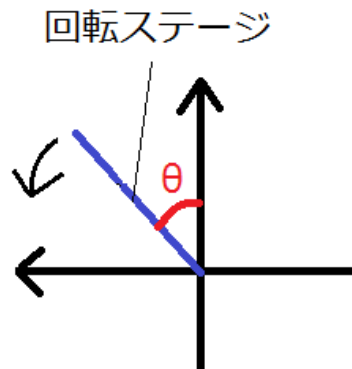


図5 回転運動模式図  
Fig.5 Rotation imitative chart

### 3.3 加速度信号処理システムの紹介

加速度信号処理においては、取得した信号や目的によって、適切な処理やパラメータが異なる場合が多い。特に得られた波形を確認しながら処理を行うことが望ましい。しかし、これを、プログラム等で行うと、試行に手間がかかるため、自由度の高いツールが必要となった。本論文では、加速度信号解析を円滑に進めるために、様々な計算処理を任意に組み合わせ、リアルタイムでのグラフ表示が可能であるシステム (以下信号処理システムと呼ぶ) を開発した (図6)。信号処理システムでは、計算処理として、平均・分散・微分・積分・静止時のセンサの傾き導出・短時間フーリエ変換・IIR フィルタを採用しており、モニターでは、時系列加速度信号 (振幅の拡大、縮小・目盛線の表示が可能)、センサの現在位置や傾き、フーリエ変換後のスペクトログラムを表示することが可能である。また、加速度信号を csv 形式で保存する機能、保存したファイルを読み込んで表示する機能も搭載されている。

信号処理システムの最大の特徴は、加速度信号に対して、(図7) に示す中央のリストから選択し、本システムで採用されている計算処理手法を、任意に組み合わせで適用できることである。また、計算適用結果は、(図7) の左側のリストに追加され、リストから、処理対象のデータを選択し、そのデータに対しても、任意の処理を実行することが可能である。この特徴により、実際に計算処理を組み合わせる際、途中の計算結果を参照しながら、組み合わせの追加・変更を自由に行うことが可能となり、インタラクティブな加速度信号処理が実現できている。

## 4. 評価実験

加速度信号処理を簡単にするため、本論文では、信号処理を検証するための行動として、重力加速度の影響を受けない状態での、腕の平行運動と回転運動、更に重力加速度影響下での腕の回転運動といった、3つの行動に対して実験環境を整え、加速度信号からそれぞれ移動距離、回転半径という情報の取得を行うことを目的とした。これら目的の情報を抽出するために本論文でもちいた加速度信号処理手法について、以下で述べる。本節では、これら3つの基本的な人間行動について、加速度信号処理結果の評価を行う。今回、計測に使用した加速度センサ搭載デバイスは、質量 133g の iPhone3GS であり、センサのサンプリングレートは 100Hz である。尚、加速度センサは、iPhone のほぼ中心に位置している。また、今回の実験では、各々の行動に対して、10回の試行を対象とした。

### 4.1 腕の平行運動

#### 実験環境



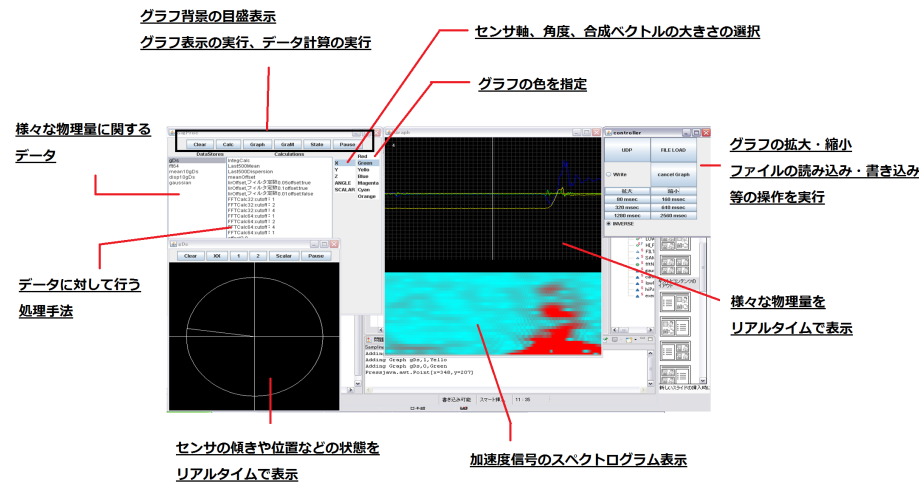


図 6 加速度信号処理システム

Fig. 6 Acceleration signal processing system

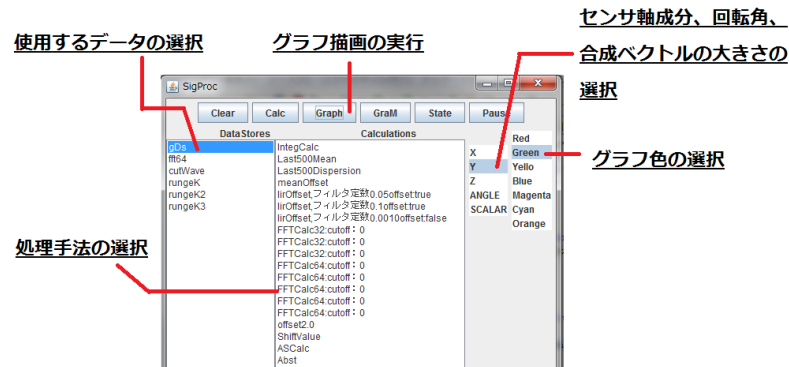


図 7 任意計算機能

Fig. 7 Arbitrarily calculation function

机に定規を固定し、センサを定規に沿って  $30(\pm 1)\text{cm}$  平行移動させた（括弧内は誤差）。加速度信号からの目的情報は、行動開始時から行動終了時までのセンサ移動距離とした。この実験では、加速度信号の直流成分を除去するために、加速度信号に対して、平均利用のオフセット除去、IIR フィルタ利用の 2 つの処理手法を適用し、結果を比較した。

#### 実験結果

平均利用と IIR フィルタ利用について、実際の移動距離  $30\text{cm}$  を基準した場合の測定結果を表 2 に示す。尚、1000 回（10 秒）分の加速度値の平均をオフセットとしたので、IIR フィルタのフィルタ係数は、平均でのサンプルデータ数 1000 回分に相当する  $0.001$  とした。

表 2 各処理手法の距離計算結果

Table 2 Result of distance calculation for each processing

誤差の大きさ	1.0cm 以内	1.0～3.0cm	3.0～5.0cm	5.0cm 以上
平均（全 10 回）	2	3	3	3
IIR フィルタ（全 10 回）	4	3	3	1

結果、誤差平均は、オフセットを除去する際に平均を利用した場合  $3.8\text{cm}$  であり、IIR フィルタを利用した場合  $2.2\text{cm}$  であった。

#### 考察

加速度信号に対して IIR フィルタを利用した場合は、平均利用のオフセット除去を適用した場合と比較して  $4.7\%$  精度が向上した。今回のように、加速度信号の値が動作時以外でほぼ一定となる場合では、IIR フィルタは有効であるが、動作時以外でも加速度信号の値が常に変化する場合では、IIR フィルタ出力波形が加速度信号の値に追従するため、IIR フィルタは適さず、平均値利用のオフセット除去のほうが有効であると考えられる。

#### 4.2 腕の回転運動（重力加速度の影響を受けない場合）

回転運動では、行動時に進行方向以外の方向にぶれないように、回転ステージを使用した。回転ステージは回転部位に、長さ  $45\text{cm}$ 、質量  $106\text{g}$  のほぼ一樣な太さの木板、回転中心部位に、質量  $20\text{g}$ 、動摩擦係数  $0.02$  の金属製ちょうつがいを用いている。尚、ちょうつがいの動摩擦計数は、重力加速度のみがかかった回転運動のシミュレーション結果から求めた。

#### 実験環境

机の上に回転ステージを固定し、地面に対して水平な回転運動を行った（図 8）。目的情報は、被験者の腕の長さとし、 $1.0\text{cm}$  単位で求めた。実験は腕の長さを  $35\text{cm}$  として行った。

この実験では、加速度信号の直流成分を除去するために、加速度信号に対して IIR フィルタを用いた（フィルタ定数：0.001）。



図 8 腕の回転運動（重力加速度の影響を受けない場合）  
Fig.8 Rotation(No effect of gravitational acceleration)

## 実験結果

実験結果を表 3 に示す。

表 3 腕の長さ推定結果（重力加速度の影響を受けない場合）

Table 3 Result of arm length presumption for each processing(No effect of gravitational acceleration)

測定回数	推定半径の値 (cm)	誤差 (cm)
1 回目	26	9
2 回目	35	0
3 回目	34	1
4 回目	33	2
5 回目	36	1
6 回目	34	1
7 回目	34	1
8 回目	34	1
9 回目	34	1
10 回目	34	1
平均	33.4	1.8

結果、試行回数 10 回に対して、推定された腕の長さの平均は、33.4cm であり、誤差平均は、5.14%であった。

## 考察

実験結果から、実際の腕の長さ 35cm に対し、推定結果が 34cm となる回数が最も多かった。原因は、行動のモデル化を行う際に、腕の質量、重心位置を使用したが生、これらパラ

メータはすべて人体物理学の標準人およびスケーリングを参照して決定したので、被験者との誤差が影響しているのではないかと考えられる。このことから、目的情報を厳密に求めるためには、モデル化する際に被験者の BMI 等の個人の身体的情報を考慮する必要があるといえる。しかし、多少の誤差が問題とならない場合は、今回用いたモデルで十分であることを確認できた。

## 4.3 腕の回転運動（重量加速度影響下）

腕の回転運動（重力加速度の影響を受けない場合）の場合と同じ回転ステージを用いた。実験環境

机の上に回転ステージを固定し、腕相撲の動作を行った（図 9）。目的情報は、被験者の腕の長さとし、1.0cm 単位で求めた。実験は腕の長さを 35cm として行った。この実験では、加速度信号の直流成分を除去するために、加速度信号に対して平均利用のオフセット除去を用いた（サンプルデータ数：1000 回分）。



図 9 腕の回転運動（重量加速度影響下）  
Fig. 9 Rotation(Under the influence of gravitational acceleration)

## 実験結果

実験結果を表 4 に示す。

結果、試行回数 10 回に対して、推定された腕の長さの平均は、36.0cm であり、誤差平均は、5.14%であった。

## 考察

腕の長さ推定結果の誤差の原因は、前の動作と同様、モデル化する際に、標準的な人間を対象としたためであると考えられる。また、10 回中 2 回だけ、推定結果が実際の値と大きくずれた。推定結果が実際の値と大きくずれた時の波形の特徴を抽出し、計測対象から除外することができれば、推定結果の精度向上が見込まれる。今回の実験結果より、重力加速度が含まれる加速度信号に対しても、行動モデルを利用した目的情報の抽出が有効であること

表 4 腕の長さ推定結果 (重量加速度影響下)

Table 4 Result of arm length presumption for each processing(Under the influence of gravitational acceleration)

測定回数	推定半径の値 (cm)	誤差 (cm)
1 回目	35	0
2 回目	35	0
3 回目	34	1
4 回目	35	0
5 回目	34	1
6 回目	33	2
7 回目	36	1
8 回目	40	5
9 回目	43	8
10 回目	35	0
平均	36.0	1.8

が確認された。

## 5. ま と め

本論文では、広く普及したモバイルデバイスで、人間行動の詳細情報を使用したサービスの実現を目的として、モバイルデバイスに搭載された加速度センサのみを用いた基礎的な加速度信号処理を提案した。具体的なアプローチとしては、まず、計測対象とする行動のモデル化を行った。次に、センサから出力された加速度信号に対して、様々な処理を適切に組み合わせることによって、位置に関する物理量を求めた。更に、これら物理量を、計測対象とする行動モデルのパラメータに適用した。その結果、平行運動、回転運動といった基本的な行動で、90%以上の精度で目的情報を得られることを確認した。

今後の課題として、以下の2点を挙げる。1. 加速度信号処理システムの機能を更に充実すること。2. より複雑な行動に対して、本論文で用いたアプローチがどれだけ有効かを検証すること。

## 参 考 文 献

- 1) Apple-iPhone.<http://www.apple.com/jp/iphone/> .
- 2) Google-Android.<http://www.google.co.jp/mobile/android> .
- 3) Sun Microsystems-SunSPOT.<http://jp.sun.com/products/software/sunspot/> .

- 4) Farrington, J., Moore, A.J., Tilbury, N., Church, J. and Biemond, P.D.:Wearable Sensor Badge and Sensor Jacket for Context Awareness, In Proceedings of the Third International Symposium on Wearable Computers, pp. 107–113 (1999).
- 5) Bao, L. and Intille, S.S.: Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data, In Proceedings of second International Conference on Pervasive Computing (Pervasive 2004), pp. 1–17 (2004).
- 6) Chang, K., Chen, M.Y. and Canny, J.: Tracking Free-Weight Exercises, UbiComp 2007:Ubiquitous Computing, pp. 19–37 (2007).
- 7) 橋田尚幸, 大村廉, 今井倫太.:加速度センサを用いた日常行動識別における個人適応技術の識別制度への貢献, IPSJ 情報処理学会 2008 USN2008-23, pp. 69–74 (2008).
- 8) 佐川貢一, 煤孫光俊, 猪岡光.:加速度積分による3次元歩行移動量の無拘束計測, 計測自動制御学会東北支部 第202会研究集会 資料番号202-10, pp.1–8 (2002).
- 9) Irving, P. H 著. 齋藤太郎, 高木建次 共訳.: 人体物理学 動きと循環のメカニズムを探る, (株) エヌ・ティー・エス, pp. 16–19 (2009).