

加速度センサとジャイロセンサを用いた ヒューマンインタフェースに関する基礎実験

根本 翔梧*, 瀬戸 昭良*, 出口 幸子**

Basic Experiments on Human Interface Using an Acceleration Sensor and Gyro Sensors

Shogo NEMOTO*, Akira SETO* and Sachiko DEGUCHI**

Abstract

This paper describes the experiments of an acceleration sensor and gyro sensors attached to an experiment board. Users swung the experiment board 200 times in the two different velocities. The data from sensors is sent to PC and is analyzed by FFT and Wavelet transform. Seven out of eight users' data (slow or fast) was separable. The result shows that the two different velocities can be distinguished by the combination of acceleration sensor and gyro sensors and also by the combination of FFT and Wavelet transform.

Keywords: Acceleration Sensor, Gyro Sensor, Interface, Distinction, Experiment

1. はじめに

近年、携帯端末に各種センサが組み込まれ、センサを用いたアプリケーションの作成が可能となっている。また、各種センサを用いて人が現在どのような動作を行っているかを判別する研究は多く行われている^{1) 2) 3) 4)}。しかし、動作そのものの強弱や異なる速度の識別についての研究はあまり行われていない。これらの識別が可能であれば、ユーザインタフェースに応用することができる。そこで、筆者らは圧力センサを異なる力で押した場合、その度合いをどの程度まで識別できるかについて調べる実験を行った⁵⁾。本稿では、加速

度センサとジャイロセンサを異なる速度で振る場合の識別について報告する。

2. センサを用いた実験

本研究では、加速度センサおよびジャイロセンサを速く振る実験と遅く振る実験を行い、速度の違いの識別が可能であるかどうかを調べるため、実験結果を分析する。

2.1. 実験システム

本研究では加速度センサおよびジャイロセンサをボード上に取り付け、両センサを Arduino に接続した。

*近畿大学大学院システム工学研究科
電子情報システムクラスタ

**近畿大学工学部電子情報工学科

*Cluster of Electronic Engineering and Information Science,
Graduate School of Systems Engineering, Kinki University

**Department of Electronic Engineering and Computer
Science, Faculty of Engineering, Kinki University

また、データの分離処理に使う目的で圧力センサも Arduino に接続した。Arduino は PC に USB で接続し、シリアル通信でデータを送信した。加速度センサには 3 軸加速度センサモジュール (Kionix KXR94-2050) を使用し、ジャイロセンサには小型圧電振動ジャイロモジュール (ENC-03R) 2 つを使用した。測定およびデータ送信に使用したプログラムは Arduino IDE を用いて作成し、PC 側の受信用のプログラムは Visual C++ 2010 Express を用いて作成した。

加速度センサ 3 軸 (x 軸, y 軸, z 軸), ジャイロセンサ 2 軸 (x 軸, y 軸) および圧力センサの合計 6 つのデータについて、10ms ごとに 0~5V の電圧変化を 0~1023 の値として読み取った。その後、各データに対し、10 ビットのデータを 3 ビットと 7 ビットの 2 つに分けて各々先頭に 0 を詰め 2 バイトとし、さらにデータの先頭にデリミタ 1 バイトを付けた。このようにデータ 1 つにつき 3 バイトとしたデータを、ジャイロセンサ x 軸・y 軸、加速度センサ x 軸・y 軸・z 軸および圧力センサの順に PC へシリアル通信で送信した。PC 側では、受け取ったデータを元のデータに復元した。

2.2. 実験方法

加速度センサおよびジャイロセンサを設置したボードを用いて、以下の 2 通りの速さで振る実験を行った。

速く振る場合：0.5 秒間に振り下げて元に戻す

遅く振る場合：1 秒間に振り下げて元に戻す

振る方向は、z 軸から x 軸に向かう方向 (y 軸まわりの回転) とし、振る角度は約 45° とした。被験者は大学生 8 名である。速い場合と遅い場合のそれぞれに対し、10 回の練習を行ってもらった後、100 回のデータ測定を 2 セット (合計 200 回) 行った。ここで、振り下げて元に戻す時間はメトロノームを使用して指定した。振り方については、腕を動かすのではなく手首を曲げて振るように指示したのみで、その他は指定せず、加速の程度は各自の自由とした。1 回分のデータを切り出すために、1 回振るたびに、1 回圧力センサを押してもらった。

3. 実験結果の分析

3.1. データの切り出し

圧力センサの値を用いて、加速度センサとジャイロセンサの 1 回分のデータを切り出した。圧力センサを押した点 (出力値 50 未満) を起点とし、次に圧力センサを押した点 (出力値 50 以上) から 500ms 経過した点までを 1 回分のデータとした。データの切り出しの後、切り出したデータから静止時の出力を基準値として引き、そのデータに対して分析を行った。

3.2. FFT による分析

1 回のデータ毎にローパスフィルタを掛け、窓をスライドさせつつ FFT を行い、各窓におけるパワースペクトルの和を求め θ 、それらの最大値を求めた。ここで、640ms の幅のハミング窓を用い、300ms ずつスライドさせている。分析には Scilab を用いた。パワースペクトルの和の最大値の分布の例を図 1 に示す。速い振りの分布を実線で示し、遅い振りの分布を点線で示している。このように、パワースペクトルの和の最大値を用いると、速い振りと遅い振りを分離できる可能性がある。

そこで、パワースペクトルの和の最大値の 200 回分の平均値と標準偏差の 2 倍を計算し、速く振る場合と遅く振る場合を比較した。データの分布が正規分布に沿うならば、平均値から標準偏差の 2 倍を足し引きした範囲にデータのおよそ 95% が含まれることから、速い振りの標準偏差の 2 倍の範囲と、遅い振りの標準偏差の 2 倍の範囲を比較し、その範囲に被りが無ければ分離の可能性が示されたとした。加速度センサ x 軸・加速度センサ z 軸・ジャイロセンサ y 軸の分析結果を、それぞれ表 1・表 2・表 3 の「全データで分離可能」の欄に示す。分離の可能性が示された被験者には○印を付けている。

また、200 回のデータを 2 分割し、前半 100 回を学習用データとし、後半 100 回を評価用データとして、識別率を計算した。学習用データで平均値と標準偏差を用いて識別境界を決め、評価用データで識別率を求める。まず、学習用データを用いて、「速い振りの平均値からその標準偏差の 2 倍を引いた値」と「遅い振りの平均値にその標準偏差の 2 倍を足した値」の中間点を識別境界値として算出する。一方、学習用データで、全データと同様の方法で分離の可能性が示されたかどうかを、参考として表 1・表 2・表 3 の「学習用データで分離可能」の欄に示す。

次に、評価用データの中で、識別境界値より大きい値を持つものは速い振りと判定し、小さい値を持つものは遅い振りと判定し、正しく識別された割合を求める。その結果を表 1・表 2・表 3 の「0.5s」(速い振り) と「1s」(遅い振り) に示す。例えば、表 2 (加速度センサ z 軸を用いる場合) の被験者 6 は、全データで分離可能性が示されたが、学習用データでは分離可能性が示されなかった。しかし、評価用データで速い振りは 100% が正しく識別され、遅い振りは 99% が正しく識別された。

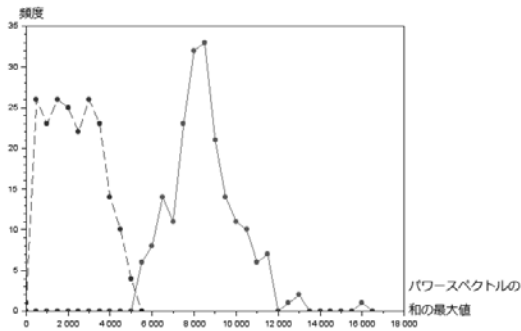


図 1 加速度センサ z 軸の FFT 分析例

表 1 加速度センサ x 軸による 2 速度の識別 (FFT)

FFT_x軸	全データ で分離可能	学習用データ で分離可能	0.5s	1s
被験者1	×	×	100%	68%
被験者2	×	×	96%	95%
被験者3	×	×	81%	96%
被験者4	○	○	100%	100%
被験者5	×	×	86%	90%
被験者6	×	×	100%	52%
被験者7	○	○	99%	100%
被験者8	×	×	100%	100%

表 2 加速度センサ z 軸による 2 速度の識別 (FFT)

FFT_z軸	全データ で分離可能	学習用データ で分離可能	0.5s	1s
被験者1	○	○	100%	98%
被験者2	×	×	97%	99%
被験者3	×	×	86%	74%
被験者4	○	○	100%	99%
被験者5	×	×	100%	89%
被験者6	○	×	100%	99%
被験者7	○	○	97%	100%
被験者8	○	○	100%	100%

表 3 ジャイロセンサ y 軸による 2 速度の識別 (FFT)

FFT_y軸	全データ で分離可能	学習用データ で分離可能	0.5s	1s
被験者1	×	×	100%	84%
被験者2	○	○	93%	100%
被験者3	×	×	83%	100%
被験者4	○	○	100%	100%
被験者5	×	○	94%	71%
被験者6	○	○	100%	100%
被験者7	○	○	100%	100%
被験者8	○	○	100%	100%

3.3. ウェーブレット変換による分析

1 回のデータ毎に、ウェーブレット変換を行い、ウェーブレット係数を求め、2 つのスケールについての最大値を求めた。ここで、マザーウェーブレットにはメキシカンハット関数を使用した。スケールは 5 と 10 について調べた。分析には Scilab を用いた。ウェーブレット係数の最大値の分布の例を図 2 に示す。速い振

りの分布を実線で示し、遅い振りの分布を点線で示している。このように、ウェーブレット係数の最大値を用いると、速い振りと遅い振りを分離できる可能性がある。

そこで、ウェーブレット係数の最大値の 200 回分の平均値と標準偏差の 2 倍を計算し、速く振る場合と遅く振る場合を比較した。速い振りの標準偏差の 2 倍の範囲と、遅い振りの標準偏差の 2 倍の範囲を比較し、その範囲に被りが無ければ分離の可能性が示されたとした。加速度センサ x 軸・加速度センサ z 軸・ジャイロセンサ y 軸の分析結果を、それぞれ表 4・表 5・表 6 の「全データで分離可能」の欄に示す。分離の可能性が示された被験者には○印を付けている。ここで、表 4 はスケール 10 の結果、表 5 と表 6 はスケール 5 の分析結果を示している。

また、200 回のデータを 2 分割し、前半 100 回を学習用データとし、後半 100 回を評価用データとして、識別率を計算した。学習用データで平均値と標準偏差を用いて 3.2 節と同様に識別境界を決め、評価用データで識別率を求める。一方、学習用データで、全データと同様の方法で分離の可能性が示されたかどうかを、参考として表 4・表 5・表 6 の「学習用データで分離可能」の欄に示す。

次に、評価用データの中で、識別境界値より大きい値を持つものは速い振りと判定し、小さい値を持つものは遅い振りと判定し、正しく識別された割合を求める。その結果を表 4・表 5・表 6 の「0.5s」(速い振り)と「1s」(遅い振り)に示す。例えば、表 4 (加速度センサ x 軸を用いる場合) の被験者 2 は、全データで分離可能性が示されないが、学習用データでは分離可能性が示された。評価用データで速い振りは 96% が正しく識別され、遅い振りは 100% が正しく識別された。

3.4. 振る速さの違いの分離

先に述べた FFT とウェーブレット変換による分析結果をまとめると表 7 のようになる。ここで、全データおよび学習用データともに分離可能である場合を○で示している。8 名中 7 名は、加速度センサあるいはジャイロセンサを用いて、FFT あるいはウェーブレット変換により、分離可能性が示されている。FFT による分析では、4 名が加速度センサを用いて分離可能であり、5 名がジャイロセンサを用いて分離可能である(計 6 名)。この内、3 名は片方のみで分離可能である。ウェーブレット変換による分析では、6 名が加速度センサを用いて分離可能であり、5 名がジャイロセンサを用いて分離可能である(計 7 名)。この内、3 名は片方のみで分離可能である。この結果より、加速度セン

サとジャイロセンサを組み合わせる効果があることが分かった。 個人毎の振り方には癖があり、人によっては、加速より回転を使用した方がよい場合があると考えられる。

一方、FFTとウェーブレット変換を併用する効果があることも分かった。 被験者5はFFTでは分離可能性が示されないが、ウェーブレット変換では分離可能性が示されている。

8名中1名(被験者3)は、何れの方法でも分離可能性が示されなかったが、表4に示すように、加速度センサx軸でウェーブレット変換(スケール10)を用いると、比較的高い識別率が得られている(速い振りは91%、遅い振りは100%)。

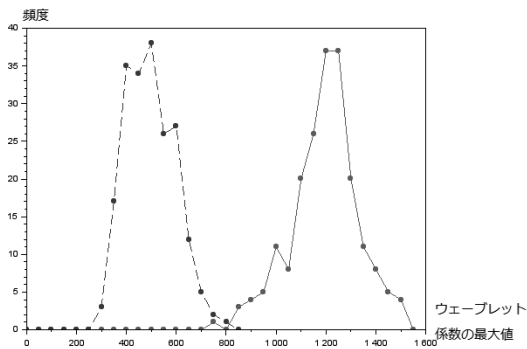


図2 加速度センサ x 軸の Wavelet 変換分析例 (スケール 10)

表4 加速度センサ x 軸による 2 速度の識別 (Wavelet)

wav10_x軸	全データ で分離可能	学習用データ で分離可能	0.5s	1s
被験者1	○	○	100%	99%
被験者2	×	○	96%	100%
被験者3	×	×	91%	100%
被験者4	○	○	100%	100%
被験者5	○	○	98%	98%
被験者6	○	○	100%	100%
被験者7	○	○	100%	100%
被験者8	○	○	100%	100%

表5 加速度センサ z 軸による 2 速度の識別 (Wavelet)

wav05_z軸	全データ で分離可能	学習用データ で分離可能	0.5s	1s
被験者1	×	×	91%	100%
被験者2	×	○	88%	99%
被験者3	×	×	66%	96%
被験者4	○	○	100%	100%
被験者5	×	×	100%	92%
被験者6	○	×	100%	89%
被験者7	○	○	99%	100%
被験者8	○	○	100%	100%

表6 ジャイロセンサ y 軸による 2 速度の識別 (Wavelet)

wav05_y軸	全データ で分離可能	学習用データ で分離可能	0.5s	1s
被験者1	×	×	100%	99%
被験者2	○	○	98%	100%
被験者3	×	×	74%	99%
被験者4	○	○	100%	100%
被験者5	×	○	98%	90%
被験者6	○	○	100%	100%
被験者7	○	○	100%	100%
被験者8	○	○	100%	100%

表7 分析結果のまとめ

	FFT 加速度x軸	FFT 加速度z軸	FFT ジャイロy軸	wav10 加速度x軸	wav05 加速度z軸	wav05 ジャイロy軸
被験者1		○		○		
被験者2			○			○
被験者3						
被験者4	○	○	○	○	○	○
被験者5				○		
被験者6			○	○		○
被験者7	○	○	○	○	○	○
被験者8		○	○	○	○	○

以上の結果から、使用者の振り方を学習しておき、各使用者にあったセンサと分析方法を決めておけば、速い振りと遅い振りの識別がある程度可能であることが示された。

4. おわりに

本研究では、加速度センサとジャイロセンサを用いた実験ボードを作成し、異なる速さで振る実験を行った。センサの出力値をPCに取り込み、データを分析して、異なる速さを識別できるかどうかを調べた。分析にはFFTとウェーブレット変換を使用した。

分析結果より、8名中7名は、速度の異なる振り方を識別可能であることが示された。加速度センサとジャイロセンサを組み合わせる効果があることが分かった。また、FFTとウェーブレット変換を併用する効果があることも分かった。本研究で得られた知見はヒューマンインタフェース作成に適用が可能であると考えられる。

参考文献

- 1) 池谷直紀, 菊池匡晃, 長健太, 服部正典, “3 軸加速度センサを用いた移動状況推定方式,” 信学技報, USN2008-24, pp.75-80, 2008.
- 2) 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,” 情処研報, 2006-UBI-11, pp.15-22, 2006.
- 3) 吉田慶介, 松野省吾, 大山実, “スマートフォンを用いた移動状態識別手法,” 電気情報通信学会総合大会講演論文集, p.112, 2014.
- 4) 江木 啓訓, 尾澤 重知, “学習者センシングシステ

- ムのための筆記行為の検知手法,”情報処理学会インタラクシオン2012 予稿集, pp.275-280, 2012.
- 5) 瀬戸昭良, 出口幸子, “圧力センサを使用したユーザインタフェースに関する基礎実験,”平成25年度電気・情報関連学会中国支部連合大会講演論文集, p.163, 2013.
 - 6) 大久保 雅史,藤村 安耶, “加速度センサーを利用した集中度合い推定システムの提案,” WISS2008 予稿集 (デモ・ポスター発表), 2008.