

3軸加速度センサとPWM制御振動モータを用いたユーザ動作と携帯電話接触物体の同時推定

白石 陽^{†1} 菅原 康太^{†2} 高橋 修^{†1}

近年、動作推定の研究において、単一の加速度センサを用いた推定精度の高い手法が提案されている。しかし、多くの従来研究では、ユーザの動作によって生じる加速度の変化に着目して推定を行うため、加速度の変化が生じない静止物体である静的項目の推定を行うことができない。本論文では、従来研究で対象としていた動的項目に加えて、静的項目を同時に推定するために、加速度センサを携帯電話に取り付け、アクチュエータとして携帯電話内蔵の振動モータを使用するアクティブセンシングの手法を提案する。提案方式では、PWM制御により振動モータを振動させ、その振動から得られる加速度センサデータの特徴量の差異に基づいて、動的項目と静的項目両方の同時推定を行う。評価実験の結果、動的項目と静的項目の11通りの組合せに対して平均91.32%の精度で推定できることを確認した。

Estimation of User Action and a Static Object in Touch with a Cell-phone Using a 3-axis Acceleration Sensor and a Vibration Motor under PWM Control

YOH SHIRAISHI,^{†1} KOUTA SUGAWARA^{†2}
and OSAMU TAKAHASHI^{†1}

In recent years, there are many researches about action estimation by using acceleration sensors. In particular, the accuracy of estimation with single 3-axis acceleration sensor is improving. However, many existing researches for user action estimation have focused on only the change of acceleration data caused by actions of a user. These approaches cannot estimate a static object in touch with a cell-phone because such static object has no change of acceleration data. In this paper, we propose a method to simultaneously estimate a static object (static item) and a user action (dynamic item) based on active sensing. We use a 3-axis acceleration sensor and a vibration motor attached to a cell-phone as the devices for active sensing. This method vibrates a cell-phone by a motor

under PWM control, extracts feature quantities from the measured acceleration data and estimates both static and dynamic items based on the differences of the feature quantities. We implemented the proposed method and evaluated the accuracy of our method through some experiments on the simultaneous estimation of static and dynamic items. The experimental results showed that the average rate of estimation accuracy was 91.32%.

1. 背景

近年、MEMS (Micro Electric Mechanical System) 技術の発展によってセンサなどの大きさが小さくなり、センサそのものを身体に装着することや携帯端末に搭載することが容易になってきている。そこで、これらのセンサを用いてユーザの動作や行動を推定して様々なサービスに応用する研究が行われている。たとえば、携帯端末に内蔵された小型センサを利用した研究が行われており、林ら¹⁾は携帯電話に内蔵された加速度センサを用いて「歩き」や「走り」など、歩行の速度の判別を行っている。従来、このようなコンテキストウェアネスに関する研究ではセンシング対象はユーザの動作や行動といった加速度に変化が生じる動的な項目である。しかし、コンテキストウェアネスの実現には、「歩き」や「走り」などのような動的項目に対する推定だけではなく、携帯電話やセンサが「机の上にある」、「鞆の中にある」などのように、加速度に変化が生じない静止物体を対象とする静的項目の推定も必要である。たとえば、携帯電話が接触している静止物体を推定することにより、携帯電話のおかれている状態を推定することができる。さらに、携帯電話の日常的な利用を考えると、「机の上にある」、「本の上にある」といった携帯電話が静止している状態だけでなく、「歩き」や「走り」などユーザが動いているときの携帯電話のおかれている状態（「歩いているユーザのポケットの中にある」や「走っているユーザが手に持っている」）を推定することができれば、より様々な応用が期待できる。本研究では、携帯電話のおかれている状態（すなわち、携帯電話が接触している物体）である静的項目の推定と動的項目の推定を同時に行うことを目的とする。静的項目の推定に関する関連研究としては、Kunzeらの研究²⁾があげられるが、単一の加速度センサを用いたものではなく、また、動

^{†1} 公立はこだて未来大学システム情報科学部
School of Systems Information Science, Future University Hakodate

^{†2} 公立はこだて未来大学大学院システム情報科学研究科
Graduate School of Systems Information Science, Future University Hakodate

的項目との同時推定は対象としていない。静的項目と動的項目の同時推定を行う場合には、静的項目や動的項目を個別に推定するのではなく、動的項目（ユーザの動作）との組合せとして、静的項目の推定を行う必要があるため、それぞれの項目の判別や識別に必要な特徴量を設定する必要がある。

本論文では、携帯電話での利用を想定し、単一の加速度センサを用いて、携帯電話と接触している物体である静的項目とユーザの動作である動的項目の推定を同時に行う手法の実装、評価を行い、提案手法の有効性を示す。提案手法では、携帯電話に内蔵されている一般的な振動モータを振動させ、振動している携帯電話の加速度データを取得して、その特徴量の差異に基づいて、携帯電話に接触している物体の推定と携帯電話を持っているユーザの動作の推定を同時に行う。

本論文では、2章で関連研究について述べ、3章で要件と課題を設定する。4章で提案手法の説明を行い、5章では試作したシステムの説明と提案手法の評価を行う。最後に、6章でまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

動作推定の研究は、推定項目とセンシング手法の2つの尺度で分類することができる。推定項目は、動的項目か、静的項目かどうか、センシング手法は、パッシブセンシングか、アクティブセンシングかどうかで分類できる。図1に示すように、従来研究では、2.1.3項で述べるパッシブセンシングによる動的項目の推定が一般的である。

先行研究としては、2.1.4項で述べるアクティブセンシングによる静的項目の推定に関する

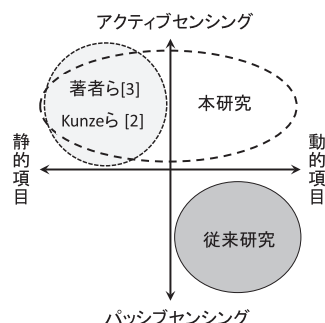


図1 本研究の位置付け

Fig. 1 Position of this study.

る研究があげられる。これまでの研究では、動的項目あるいは静的項目の一方の推定を対象としていた。しかし、本研究では、著者らの先行研究であるアクティブセンシングによる静的項目（静止物体）の推定手法³⁾を拡張し、静的項目および動的項目両方の同時推定を対象とする。2.1節では、動的項目と静的項目およびパッシブセンシングとアクティブセンシングについて述べる。

2.1 動作推定

2.1.1 動的項目

動的項目は、従来研究で対象とされている推定項目である。動的項目はユーザの動作、ユーザの行動、ユーザの状態の3つに分類することができる。ユーザの動作は、ユーザの目的には着目せず、単純にユーザの「動き」そのものに着目する。たとえば、「静止（＝立ち）」、「歩き」や「走り」などがあげられる。動作推定の分野では、このユーザの動作が最も初歩的な推定項目といえる。ユーザの行動は、ユーザの目的に着目する。たとえば、「電話をしている」や「掃除機をかけている」などがあげられる。ユーザの状態はユーザがおかれている環境に着目する。たとえば、「電車の中」や「エスカレータの上」などがあげられる。ユーザの間接的な行動まで視野を広げている点で、比較的新しい推定項目といえる。

ユーザの動作は、ユーザの動きそのものであるため、比較的、単純な項目が多い。また、ユーザの状態も物体（モノ）の一部だけが動くことなどはない。そのため、単一のセンサによるセンシングが可能な項目であるといえる。一方、ユーザの行動は似ている動きの中での判別が必要になるような複雑なものが多い。そのため、複数のセンサによって推定されることが多く、近年では推定項目として取り上げられることは少ない。

ユーザの動作とユーザの行動は、ユーザ自身が動くことによって加速度の変化が生じる。ユーザの行動の中には、ユーザ自身が動かないため、加速度の変化はほとんどないが、電車やバスなどユーザが立っている（または、座っている）場所そのものが動くことによって加速度の変化が生じる場合も含まれる。動的項目とは、自律的に加速度の変化を生じることができる動きや状態の項目である。

2.1.2 静的項目

静的項目は、先行研究で対象とされている推定項目である。静的項目は動的項目とは異なり、センシング対象がユーザではなく、物体になる。たとえば、携帯電話が机の上にある場合は「机」が、鞆の中にある場合は「鞆」がセンシング対象となる。しかしながら、机や鞆は自律的に動くわけではなく、ユーザの動きによって加速度に変化が生じる。すなわち、センシング対象である物体は、ユーザによって動かされるものとユーザによっても動かされ

ない(動かせない)ものの2つがある。静止している物体に加速度センサを取り付けても、動かないために加速度の変化はない。静的項目とは、このような自律的に加速度の変化を生じることができない項目である。

2.1.3 パッシブセンシング

パッシブセンシングは、従来研究における動作推定のための一般的なセンシング手法である。人の身体や携帯端末に取り付けたセンサは、センシング対象となる人や物体によって動かされ、それによって変化した加速度データに基づいて特徴量抽出を行い、動作の種類を判別する受動的な推定手法である。特に、近年では、単一の3軸加速度センサによる動作推定に関する研究が多くなっており、1つのセンサのみを身体や携帯端末に取り付けて推定を行っている。倉沢らは、鞆やポケットの中に携帯電話がある状況を想定したうえで、携帯電話の3軸加速度センサを用いて、携帯電話の収納場所と動作(「立ち」、「歩き」、「走り」)の組合せの推定を行い、96.7%以上の高い推定精度を実現している⁴⁾。また、単一センサでの推定では手首や腰部にセンサを装着するのが一般的であるが、赤堀ら⁵⁾は、日常生活においてさらに邪魔になりにくい場所を考え、みぞおちに装着したセンサで推定を行っており、ユーザビリティを向上させたうえで歩行について95.7%の推定精度を実現している。

2.1.4 アクティブセンシング

アクティブセンシングでは、パッシブセンシングと同様にセンサを身体や携帯端末に取り付ける。しかし、人や物体によって動かされたときの加速度データを用いるのではなく、振動モータ、スピーカ、ライトなどの「アクチュエータ」を用いて、振動、音、光によって人や物体などセンサがおかれている環境に働きかけ、振動、反響音、照度の変化をセンサで取得して推定を行う能動的な手法である。静止物体は時間変化がなく、パッシブセンシングでは、物体ごとに得られるデータは差が生じないために、物体の推定が困難であった。しかし、アクティブセンシングによって発生した振動などの差異に着目することで静止物体の推定をすることができるようになる。図2は、机の上の3軸加速度センサを用いてパッシブセンシング(passive sensing)を行ったときのデータとアクティブセンシング(active sensing)を行って振動モータの振動を取得したときの加速度データを示す。横軸は時間経過(データ番号)、縦軸は3軸加速度データの合成値である。パッシブセンシングでは、加速度データに変化が見られないが、アクティブセンシングすることでデータに振動による変化が生じることが分かる。Kunzeらの研究²⁾では、加速度センサを携帯電話に取り付け、アクチュエータとして振動モータとスピーカを用いて、振動とピープ音の変化に基づいて携帯電話がおかれている場所を推定し、35項目の推定で81%、16項目の推定で95%の精度

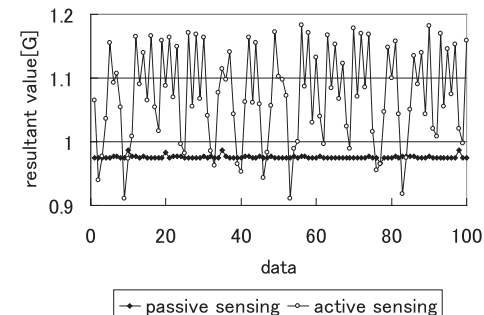


図2 パッシブセンシングとアクティブセンシングの差異
Fig.2 Difference between passive and active sensing.

を実現している。

2.2 静止物体上振動

柳沢らの研究⁶⁾では、振動モータを用いて静止物体間の接触状態の推定を行っている。この研究では、物体を振動モータで振動させ、伝播した振動を加速度センサで取得して、対象の物体が机の上におかれているかを判定する手法を提案している。また、その基礎実験として物体の材質と距離による振動の伝播の違いについて実験を行っている。

3. 要件と課題

本研究では、1章で述べたように、アクティブセンシングによる静的・動的項目の同時推定の手法について実装・評価を行う。そこで、同時推定をするにあたり、以下の要件があげられる。

- 要件1: 静的項目と動的項目の同時推定
- 要件2: データ取得時間の短縮
- 要件3: アクチュエータの環境的・性能的制限への対応
- 要件4: 特徴量の増加

要件1の「静的項目と動的項目の同時推定」は、本研究の目的でもあるが、動的項目の推定あるいは静的項目の推定とは別の問題点が発生する。著者らの先行研究³⁾では、静的項目の推定を目的としており、携帯電話が静止した状態での推定を行っていたが、静的項目と動的項目を同時推定する場合、ユーザが動くことで、加速度センサを搭載した携帯電話そのものがポケットや鞆の中で動きやすくなり、接触している静止物体による特徴量の差異が

現れにくくなる可能性がある。本提案では、アクティブセンシングにより携帯電話を振動させ、その振動している携帯電話から取得した加速度データの特徴の差異に基づいて、動的項目および静的項目の推定を実現しようとしている。この点は従来のパッシングセンシングによる動作推定に関する研究と大きく異なる点である。ユーザの動作による特徴が現れる周波数域とアクティブセンシング（振動）による特徴が現れる周波数域が大きく異なり、ユーザの動作による周期性を得られない可能性もある。そこで、静的項目だけでなく、動的項目の推定も考慮した特徴量の検討が必要となる。

要件2の「データ取得時間の短縮」については、本研究では、電話の着信時などのような瞬間的な状況を想定しているため、数十秒単位のデータ取得は適さない。また、瞬間的なデータでの推定が可能になることで、1つの教師データあたりの作成時間が短縮されて、必要量の教師データの取得時間も短縮することができる。これにより、教師データ作成時のユーザ負担が減るという利点もある。そのため、推定が可能な範囲内で、着信時に瞬間的に数秒単位でデータを取得することが必要となる。

要件3の「アクチュエータの環境的・性能的制限への対応」としては、アクティブセンシングに利用するアクチュエータについて環境的な制限と性能的な制限が存在している。環境的制限については、Kunzeらの研究²⁾では、アクチュエータとして振動モータとマイクを使用し、ピーブ音を鳴らしている。しかし、実環境では映画館、会議室や公共の乗り物の中などのように「音を出せない環境」が多々存在するため、ピーブ音の使用は望ましくない。一方、振動モータはマナーモード時にバイブレーションとして利用されることも多く、一般的で騒音性も低いといえる。そのため、振動モータのみを利用したアクティブセンシングによる高精度の推定の実現が課題となる。また、携帯電話を想定する場合、マナーモードやサイレントモードなどのような、「音が出ない状況」も存在する。

性能的制限は、加速度センサおよびアクチュエータとして搭載する振動モータの大きさと性能のトレードオフの関係である。携帯電話に搭載できる大きさのセンサのサンプリングレートは200Hz程度である（表1）。現在、携帯電話に搭載されるような振動モータの回転数は9,500–13,000rpm程度で、モータの1回転を1周期と換算すると周波数は150–200Hz程度となる（表2）。

しかし、正確なデータを取得するためには、サンプリング定理から、振動の周波数に対して2倍程度のサンプリングレートが必要である。したがって、通常のままでは正確なデータ取得は不可能であるため、回転数を抑える必要がある。結果として、ピーブ音の使用は望ましくないが、内蔵センサでは振動が取得できないという環境面と性能面のトレードオフの解

表1 加速度センサの性能

Table 1 Specifications of acceleration sensors.

| | |
|-------------|---------------------------|
| 製品名 | WAA-001[14] |
| メーカー | ワイヤレステクノロジー（株） |
| 軸 | 3軸 |
| 最大取得加速度 | ±3[G] |
| 通信規格 | IEEE 802.15.1 (Bluetooth) |
| 最大サンプリングレート | 200Hz |

表2 振動モータの性能

Table 2 Specifications of vibration motors.

| メーカー | 定格回転数 | |
|-----------|--------------|----------|
| | rpm | 周波数 [Hz] |
| シコー技研 [7] | 10,000±1,800 | 166±30 |
| ミネビア[8] | 11,000 | 183 |
| 三洋精密[9] | 9,500 | 158 |

決が課題となる。

要件4の「特徴量の増加」は、要件2,3のようなセンシングの制限の中で高い精度を実現するためには推定に有効な特徴量が必要であり、その設定が課題となる。また、静的項目の推定を対象とした著者らの先行研究³⁾では、ユーザの利用のしやすさや実用性などを加味していくため、要件2を考慮して、2.56秒（=1.28秒×2）程度という短時間のデータを用いた推定を行っており、本論文でも時間の大幅な延長を行わないという条件で特徴量の設定を行う。

4. 提案方式

4.1 提案システムの概要

提案方式では、PWM制御により振動モータの回転数を制御することで、正確な振動データの取得を行う。主に、振動モータの振動による加速度データの変化は静的項目の推定に用いる（図3）。この機構を携帯電話に搭載し、取得した加速度データに対して高速フーリエ変換（Fast Fourier Transform, 以降、FFT）を行い、結果として得られた特徴量の差異に基づいて、動的項目と静的項目の同時推定を行う。

図3のように、提案手法の基本的な考え方は、モータによって携帯電話を振動させることで、静止物体に接触している携帯電話の振動を携帯電話上の加速度センサで計測し（すなわち、アクティブセンシングを行い）、その計測された加速度データの特徴量の違いから静止物体（静的項目）およびユーザの動作（動的項目）を推定するものである。静止物体（机、テーブル、鞆、手など）の様々な性質（材質、大きさ、厚さなど）の違いにより、静止物体の振動の伝播特性が異なると考え、その差異を利用して、静止物体の判別を行おうと

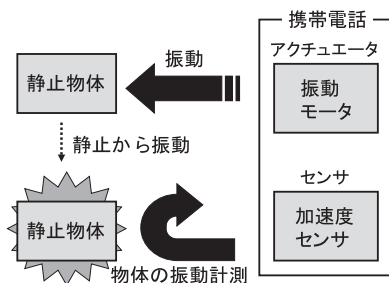
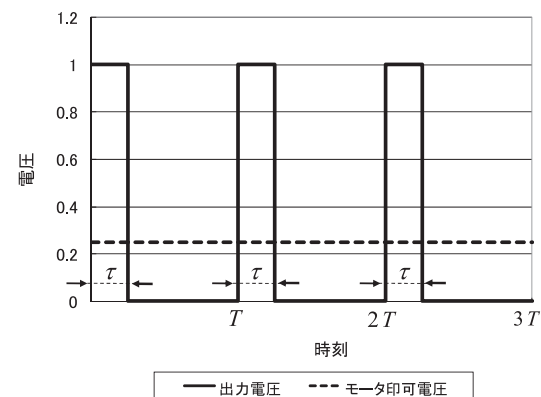


図 3 提案方式の概要

Fig. 3 An overview of the proposed method.

している．しかし実際には，携帯電話の振動が静止物体に伝わり，その静止物体からの振動も携帯電話に伝わることになり，さらに，その振動の伝播過程で携帯電話の振動モータも動作し続けているため，携帯電話の加速度センサで計測される振動現象は，非常に複雑なものとなる．また，アクティブセンシングの結果としての携帯電話の振動は，接触している静止物体によって拘束されることで，その周波数特性も変化すると考えられる．たとえば，「机の上」や「テーブルの上」の携帯電話と「鞆の中」や「手持ち」の携帯電話を比較すると，静止物体と接触している面の数が異なり，その接触面積も異なるため，携帯電話の振動への影響が異なると考えられる．「机の上」や「テーブルの上」など携帯電話と静止物体との接触面が少なく拘束度が弱い場合には，携帯電話そのものが動く可能性もあり，「鞆の中」や「手持ち」など接触面が多く拘束度が強い場合には，携帯電話から静止物体への振動の伝播や静止物体から携帯電話への振動の伝播は，より複雑な現象となる．本研究では，ユーザが動いているときの携帯電話のおかれている状況（静的項目）の推定を対象としているため，こうした拘束度がユーザの動いているときの携帯電話の動きやすさにも影響し，推定精度に影響を及ぼすことも考えられる．提案手法では，このような携帯電話と静止物体の間の接触関係や振動の伝播の仕方の違いによって，携帯電話の加速度センサで計測される振動データの周波数特性に違いが生じることを利用し，その違いを特徴量として抽出し，静止物体の判別に利用する．

本章では，まず，4.2 節で本研究の基礎となる PWM (Pulse Width Modulation) 制御^{10),11)} について説明し，4.3 節で推定する項目について述べる．さらに，4.4 節で特徴量と 3 章で述べた要件の対策について述べる．

図 4 PWM 概念図 ($D = 0.25$)Fig. 4 An example of PWM ($D = 0.25$).

4.2 PWM 制御

現在，一般に使用されている携帯電話の振動モータの周波数（回転数）は，携帯電話に搭載可能な大きさ・コストの加速度センサのサンプリングレートを超えるため，正確な波形を取得することができない．要件 3 で述べたように，性能的制限から，加速度センサの性能を上げることができないため，取得されるデータ側を対応させる必要がある．しかし，実際には，データ数を変更できないため，振動（＝回転）を小さくすることが考えられる．この回転制御機構として，回路設計・実装が比較的容易なモータ制御の技術である PWM 制御を利用する．

4.2.1 PWM 制御の仕組み

PWM 制御とは，電源のオン/オフのためのパルス波の比率であるデューティ比 D を操作して，モータに印加する電圧の高低の調節を行い，モータの回転数を制御する技術である．

$$D = \tau / T \quad (1)$$

D : デューティ比 τ : パルス幅 T : 周期

デューティ比 $D = 0.25$ の場合，モータへの印加は $1/4$ になり，図 4 のように，実際の印加電圧 (applied voltage) は低下し，モータの回転数も落ちることになる．このデューティ比を調整することで，モータの回転数を加速度センサでサンプリング可能な回転数に合わせることで，表 1 に示す加速度センサのサンプリングレートでの波形取得を実現している．しかし，欠点として，PWM 制御の仕組み上，制御開始直後の電圧が一定に定まらずに回

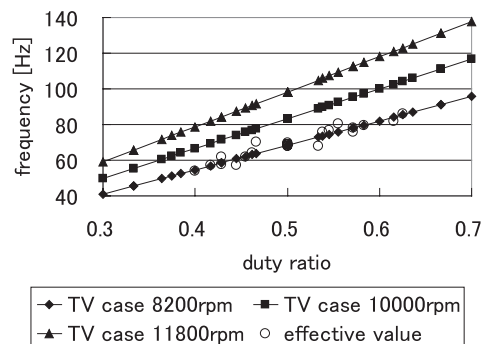


図5 PWM制御振動モータの周波数理論値と実効値

Fig. 5 Theoretical and effective value of frequency of vibration motor based on PWM.

回転数が不十分になるラグが発生する点があげられる。また、ラグはデューティ比 D が小さいほど長くなりやすい。さらに、振動モータの軸の向きや振動モータに与える動きの激しさにも影響される。そのため、スムーズに回転しないデューティ比を用いない必要があり、スムーズに回転するデューティ比を用いる場合でも、回転数が一定になるまで、データ取得を待つ必要がある。

4.2.2 デューティ比の基礎実験

PWM制御では、デューティ比を指定する必要があるが、実際には比率におけるオン/オフの時間も重要といえる。本項ではオン(ON)/オフ(OFF)時間(デューティ比)に関する実験の結果について説明し、個々の振動波のうねりの有無などの観点から実用性を検討する。なお、実験では、「静止-机の上(プラスチック)」という状態で、サンプリングレートを200Hzとして、サンプル数256個でのFFT処理を行った。また、振動モータは表2のシコー技研製小型振動モータB2BAを用いている。図5にPWM制御下での振動モータの周波数の理論値(TV: theoretical value)と実効値(effective value)の関係、表3にデューティ比とうねりの関係を示す。

図5において、理論値と実行値を比較すると、理論値と実行値の近さから、本環境では定格回転数が8,200rpm前後であったと考えられる。また、表3より、オフ時間が長い場合は正確な回転ではなく、「回転→静止→回転→…」のようなモータの慣性力がうまく働かない不完全な回転により、うねりの有無以前に周波数の取得自体が適切に行うことができない傾向にあることが分かった。また、オン時間がオフ時間に比べて長すぎる場合は、

表3 デューティ比とうねりの関係

Table 3 Relation between duty ratio and wave undulation.

| | | | | | | | | | | | | | |
|---------|-------|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-----------|-------|
| ON(ms) | 3 | | 5 | 4 | 5 | 3 | 6 | 4 | 5 | 6 | 7 | 3/4/5/6/7 | 8 |
| OFF(ms) | 7 | | 8 | 6 | 7 | 4 | 8 | 5 | 6 | 7 | 8 | 3/4/5/6/7 | 8 |
| デューティ比 | 0.300 | ... | 0.385 | 0.400 | 0.417 | 0.429 | 0.429 | 0.444 | 0.455 | 0.462 | 0.467 | 0.500 | 0.500 |
| うねり | — | | — | × | ○ | △ | △ | △ | × | × | × | △ | × |

| | | | | | | | | | | | | |
|---------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-----|
| ON(ms) | 8 | 7 | 6 | 5 | 4 | 8 | 7 | 6 | 8 | 5 | 7 | |
| OFF(ms) | 7 | 6 | 5 | 4 | 3 | 6 | 5 | 4 | 5 | 3 | 4 | ... |
| デューティ比 | 0.533 | 0.538 | 0.545 | 0.556 | 0.571 | 0.571 | 0.583 | 0.600 | 0.615 | 0.625 | 0.636 | ... |
| うねり | × | △ | × | △ | △ | △ | △ | — | × | △ | — | |

○:なし △:ほぼなし ×:あり —:回転力不足

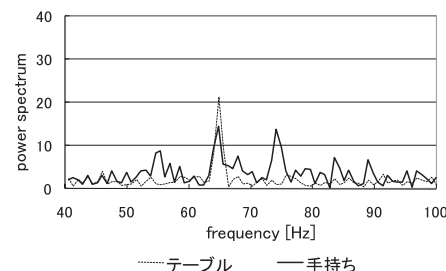


図6 弱回転時の差異(1)

Fig. 6 Differences at weak rotation (1).

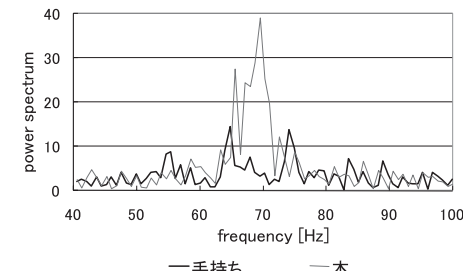


図7 弱回転時の差異(2)

Fig. 7 Differences at weak rotation (2).

オフ時間による回転力低下の効果が現れず、回転数が変わらないことで、正確な回転によるデータ取得が行うことができないことが分かった。

4.2.3 PWM制御の効果

PWM制御による効果として特徴量の情報量の増加があげられる。携帯電話がおかかっている状況として、「テーブル(の上)」、「手持ち」、「本(の上)」を考え、それぞれの状況に対して、デューティ比0.5(=強回転)、0.36(=弱回転)の2種類の振動を起こし、その振動データを200Hzでサンプリングし、合成値をFFT変換したパワースペクトル波形の結果を図6から図9に示す。

図6、図7は、弱回転時のパワースペクトルを示すが、「手持ち」、「テーブル」、「本」の最大パワースペクトル値が異なり、「本」の場合が大きいことが分かる。また、そのパワー

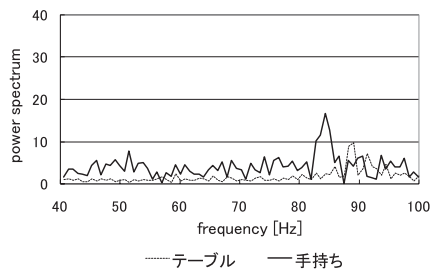


図8 強回転時の差異(1)

Fig. 8 Differences at strong rotation (1).

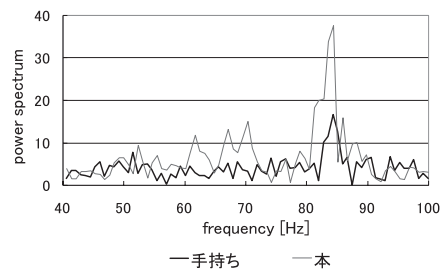


図9 強回転時の差異(2)

Fig. 9 Differences at strong rotation (2).

スペクトルが最大になる周波数(最大パワースペクトル時周波数)は、「手持ち」、「テーブル」の場合ともに64.8 Hzであるが、「本」の場合は69.5 Hzとなり、携帯電話のおかかれている状況(静止物体)によって異なっていることが分かる。強回転時についても、図8、図9に示すように、それぞれの場合の最大パワースペクトル値が異なり、「本」と「手持ち」の場合の最大スペクトル時周波数が84.3 Hzとなり、「テーブル」の場合が89 Hzとなっていることが分かる。これらの例も含めて、図6から図9より、携帯電話が接触している静止物体(本、テーブル、手)の違いによって、携帯電話の加速度センサが計測する振動データの周波数特性が異なることが分かる。「テーブル」と「本」の場合は、携帯電話が接触している面やその接触面積は同じであるが、接触している静止物体の材質、大きさ(広さ)、厚さが異なっている。「手持ち」の場合は、「テーブル」や「本」の場合と比べて、材質、大きさ、厚さだけでなく、携帯電話と静止物体の接触している面の数やその面積が異なっている。こうした静止物体に関する様々なパラメータの違いによって、周波数特性に違いが現れていると考えられる。

また、弱回転時(図6、図7)と強回転時(図8、図9)を比較すると、回転数を変えることで最大パワースペクトル時周波数やパワースペクトル値の分布に差が生じており、回転数を変えることで単純にパワースペクトル波形が低・高周波数にシフトするのではなく、波形そのものに差が生じていることが分かる。図6の弱回転時では「手持ち」、「テーブル」の最大パワースペクトル時周波数は同じ値を示しているが、図8の強回転時では「手持ち」と「テーブル」の間に4.7 Hz程度の差が生じている。一方、図9の強回転時では「本」と「手持ち」の最大パワースペクトル時周波数が同じ値を示し、図7の弱回転時では「本」と「手持ち」の間に4.7 Hz程度の差が生じている。以上より、複数の回転数を用いることで、

表4 静・動的推定項目名
Table 4 Static and dynamic estimation item.

| 推定項目 | |
|-----------------------------|----------------------------|
| 静止-ポケット (Stand-Pocket) | 歩き-ポケット (Walk-Pocket) |
| 静止-手持ち (Stand-Hand) | 歩き-手持ち (Walk-Hand) |
| 静止-テーブル (Stand-Table) | 歩き-鞆(手持ち) (Walk-Bag(take)) |
| 静止-鞆(置き) (Stand-Bag(put)) | 早歩き-ポケット (Jog-Pocket) |
| 静止-鞆(手持ち) (Stand-Bag(take)) | 早歩き-手持ち (Jog-Hand) |
| | 早歩き-鞆(手持ち) (Jog-Bag(take)) |

各回転数に対して異なる特徴が観察されているため、1種類の回転数を用いて得られる場合よりも情報量を増加させることができる可能性があることが分かる。

4.3 推定項目

動的推定項目として、基本的な「静止」、「歩き」、「早歩き」の3種類を設定した。一方、静的推定項目としては、携帯電話が接触する可能性のある物体や携帯電話の保持状態を考慮して、「ポケット」、「手持ち」、「テーブル」、「鞆(置き)」、「鞆(手持ち)」の5種類を設定した。推定項目の組合せは、本来、動的項目3種類×静的項目5種類の15種類になるが、「歩き-テーブル」、「歩き-鞆(置き)」、「早歩き-テーブル」、「早歩き-鞆(置き)」の4種類の組合せは状況が矛盾するため、推定対象とせず、実際には残りの11種類の組合せを推定対象とする(表4)。

なお、携帯電話の握り方や収納の仕方など様々な状況でのデータ取得を行い、ロバスト性を考慮している。

4.4 特徴量

4.4.1 FFTパラメータ基礎実験

4.2.2, 4.2.3項の実験結果より、本研究ではデューティ比0.5のPWM制御を用いる。回転数が多いデューティ比0.5の場合、定格回転数が多いシコー技研の振動モータB2BAでは約108 Hzに換算できるため、加速度データを正確に取得するために、サンプリング定理からサンプリングレートを加速度センサの上限の200 Hzに設定した。

また、特徴量抽出のための周波数解析にはFFTを用いる。「歩き」や「早歩き」などの動的項目の推定に有効な特徴量の周波数域は1.5-3.5 Hz周辺であることが分かっている^{(12),(13)}。特に、動きがゆっくりで周波数が小さい「歩き」の波形を解析するにあたって、なるべく長い時間のデータを取得して周期性が見られる波形を用いる方が、正確な解析ができる。図10

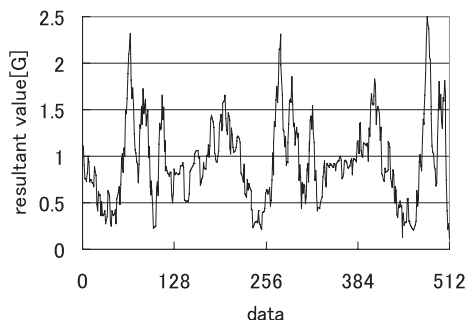


図 10 512 サンプル波形 (歩き-ポケット)
Fig. 10 Wave shape (Walk-Pocket).

表 5 対策比較表

Table 5 Comparing the proposed method with other approaches.

| | 著者ら[3] | 対策 1 | 対策 2 | 対策 3 |
|---------------------|------------------|------------------|------------------|------------------------|
| 特徴量 | 14 (7×2) | 14 (7×2) | 14 (7×2) | 21 以上 (7×3 以上) |
| 周波数分解能 [Hz] | 0.78125 | 0.390625 | 0.390625 | 0.78125 |
| サンプリング データ数 [個] | 256 | 256 | 512 | 256 |
| サンプリング データ時間 [秒] | 2.56 (1.28×2) | 2.56 (1.28×2) | 5.12 (2.56×2) | 3.84 以上 (1.28×3 以上) |
| サンプリング定理 | ○ | × | ○ | ○ |
| 使用回転個数 | 2 | 2 | 2 | 3 以上 |

は 200 Hz でサンプリングした加速度の合成値波形である。

静的項目の推定を目的とした著者らの先行研究³⁾では、表 5 に示すように、強回転・弱回転時それぞれについて 1.28 秒間 (200 Hz, 256 サンプル) でデータ取得を行っており、全体としてデータ取得に 2.56 秒 (1.28 秒 × 2) の時間を要している。図 10 を見ると、1.28 秒間 (256 サンプル) では、ユーザの動き (「歩き」) による周期性は見られないが、データ取得時間を 2.56 秒間 (512 サンプル) とすることで、類似する波形が出現し、周期的な波形が得られる。性別、年齢などシステム面の汎用性を考える場合、1.28 秒間で 1 つの波形が収まらないことも想定されるが、一方で、前述のように、データ取得時間を、これ以上長くするのは実用的ではないため、データ取得時間を 2.56 秒間 (512 サンプル) とすることは

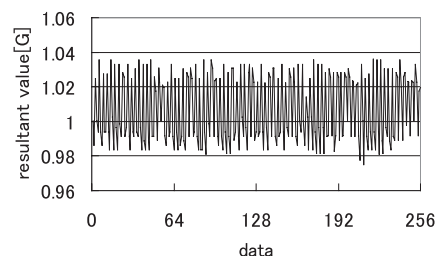


図 11 200 Hz サンプリング合成値波形
Fig. 11 Wave shape (200 Hz sampling).

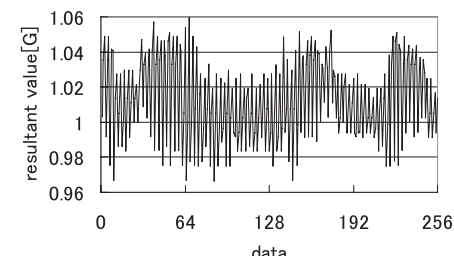


図 12 100 Hz サンプリング合成値波形
Fig. 12 Wave shape (100 Hz sampling).

妥当であるといえる。そこで、データ取得時間の延長および特徴量の増加という観点から、以下の 3 つの対策を検討する。

- データ取得時間の延長
 - 対策 1: サンプリングレートを下げる
 - 対策 2: サンプル数を増やす
- 特徴量の増加
 - 対策 3: 回転数種類の追加

データ取得時間の延長は前述したように、動きの中でも速度が遅い歩きの場合の波形も取得するためにデータ取得時間を増やして物理的に対応させる方法である。一方、特徴量の増加は、4.2.3 項で述べたように、回転数の種類を増やすことで情報量を増加させて対応させる方法である。以下では、実際の計測データを用いて各対策の実現性について検討する。

対策 1 については、サンプリングレートを 200 Hz から半分 100 Hz 以下に減らすと可能となるが、4.2 節でも述べたように、サンプリング定理の問題から、モータの種類によっては高周波数の振動の波形が取得できなくなる可能性がある。図 11 は、サンプリング周波数を 200 Hz とし、机の上の携帯電話の振動を取得したときの合成値の波形のグラフである。図 11 より、振動の波形が一定であり、正確に取得できていることが分かる。それに対して、サンプリング周波数を 100 Hz とした場合、図 12 のように、波形に大きなうねりが生じており、正確なデータ取得ができていないことが分かる。

対策 2 では、前述のように、ユーザの動作から生じる周期的な波形を取得するために、サンプル数を 256 から 512 に増やすことでセンシング時間を長くするものである。しかし、表 5 に示すように、強回転・弱回転時それぞれのデータ取得にかかる時間も 1.28 秒から倍

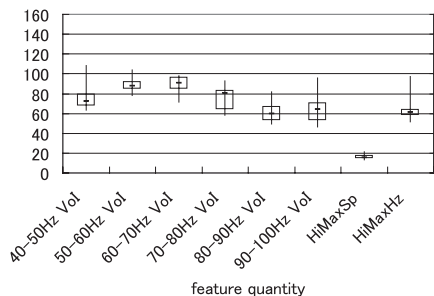


図 13 256 サンプル時特徴量分布

Fig. 13 Distribution of feature quantity (at 256 samples).

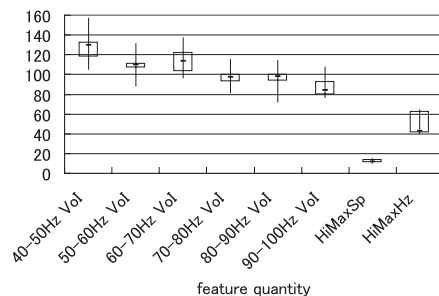


図 14 512 サンプル時特徴量分布

Fig. 14 Distribution of feature quantity (at 512 samples).

の 2.56 秒となり、全体のデータ取得時間も 5.12 秒 (= 2.56 秒 × 2) と長くなってしまい、実用性が低くなる。また、対策 1, 2 ではサンプリングレートを下げる、または、サンプル数を増加させることで周波数分解能が倍になり、各周波数域での詳細な分析が可能となる。

対策 3 では、著者らの先行研究³⁾で、回転数の種類を増やして、2 種類の回転数に対してデータ取得と特徴量抽出を行うことで、静的項目の推定精度が向上するという結果が得られていることから、3 種類以上の回転数に対してデータ取得と特徴量抽出を行う(表 5)。回転数種類を増加させて情報量の増加を図り、精度維持を狙う。しかし、対策 3 では周波数分解能の変更はないため、特徴量が増えても推定に有用な情報量が増加するとは一概にいえない。加えて、動的項目特有の特徴量出現周波数域を考えた場合、尺度が粗いといえる。

さらに、FFT のサンプル数を 256, 512 としたときの特徴量の値の分布を、箱ひげ図として、それぞれ図 13, 図 14 に示す。なお、動的項目追加時の静的項目の精度維持が重点であるため、箱ひげ図は高周波数域に関する特徴量について作成している。

各積分値 (Vol: Value Of Integral) の特徴量に関しては雑音などの状況で値が変化しやすい。したがって、外れ値となるような値が出現しやすくなるため、優劣の指標としてパーセンタイルの幅を用いることでデータのバラツキを見る。一方、最大パワースペクトル値 (HiMaxSp) と最大パワースペクトル時周波数 (HiMaxHz) に関しては、推定における重要度が高く、値のバラツキが小さい方が好ましいため、外れ値のような最大値・最小値の開きの小ささを優劣の指標としてみる。今回の 256 サンプルと 512 サンプルの場合では、積分値では 512 サンプルの方がパーセンタイル幅が狭くなる傾向がみられる。また、最大パワースペクトル値と最大パワースペクトル時周波数では 512 サンプルの方が外れ値の幅が

表 6 使用特徴量

Table 6 Feature quantities for estimation.

| | | |
|----------------|----------|------------|
| パワースペクトルの積分値 | 0-10 Hz | 10-20 Hz |
| | 20-30 Hz | 30-40 Hz |
| | 40-50 Hz | 50-60 Hz |
| | 60-70 Hz | 70-80 Hz |
| | 80-90 Hz | 90-100 Hz |
| 最大パワースペクトル | 0-40Hz 間 | 40-100Hz 間 |
| 最大パワースペクトル時周波数 | 0-40Hz 間 | 40-100Hz 間 |
| 分散 | 合成値 | 運動性 |

狭い。総合的にみて、512 サンプルでの FFT による特徴量の方が有意であると考察できる。

以上の議論をまとめると、対策 1 はサンプリングレート不足が致命的なため、不適切である。対策 2, 3 に関しては一長一短といえるが、周波数分解能の観点から対策 2 の方が実用性が高いといえる。そして、対策 2 における問題への対処として回転数の種類を 1 つに絞ることを考える。その場合、特徴量が半分になるため、情報量が減少し、推定精度の低下につながる。そこで、1 種類の回転数に対して抽出する特徴量を増やすことで情報量の減少の抑制を図る。

4.4.2 使用特徴量

推定に用いる特徴量は、FFT の結果の 0 から 100 Hz まで 10 Hz 刻みのパワースペクトルの積分値、0-40 Hz と 40-100 Hz の周波数域での最大パワースペクトル値とその周波数、合成値の分散、合成値の運動性の 16 個である(表 6)。

積分値を 10 Hz 刻みとしているのは、予備実験から刻み幅を小さくすると各推定項目の積分値の差が現れ難くなり、推定精度が低下してしまうという結果が得られたためである。また、最大パワースペクトル値の算出を 2 つの周波数域に分けているのは 0 Hz から 40 Hz までを動的項目、40 Hz から 100 Hz までを静的項目の推定に有効な特徴量として用いるためである。さらに、運動性は、40 msec ごとのデータ間の内積の分散であり、合成値の分散とともに、波形の変化 (= 携帯端末の動きの激しさ) の指標として用いる。

5. 実験システムの構築

本研究では、携帯電話での利用を想定しているため、加速度センサを携帯電話に直接組み込み、評価用実験端末として利用する。使用した加速度センサおよび実験端末を図 15、本実験システムの詳細図を図 16 に示す。

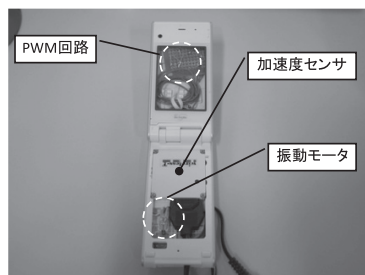


図 15 実験端末

Fig. 15 The prototype terminal for this experiments.

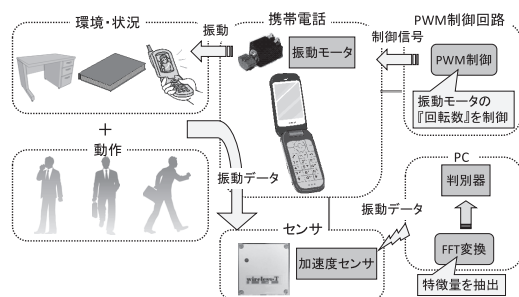


図 16 提案システムの構成

Fig. 16 An overview of the proposed system.

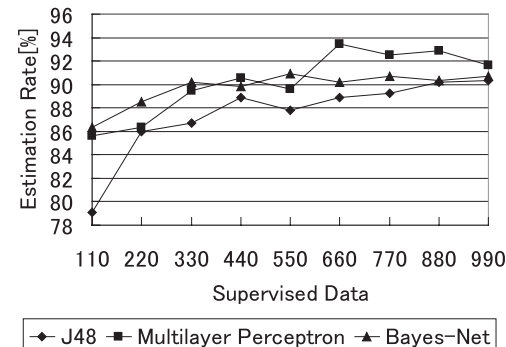


図 17 教師データ数別推定精度

Fig. 17 Estimation accuracy over number of supervised data.

使用する加速度センサは、ワイヤレステクノロジー(株)の3軸加速度センサWAA-001¹⁴⁾であり、その最大サンプリングレートは200Hzである。実験端末にはPWM制御に関する回路基板を作成し、組み込んでいる。PWM制御用の信号は使用する振動センサのオプションとして実装されており、コマンド制御が可能となっている。そのため、PC側からBluetooth通信でPWM制御命令を送信し、PWM制御による振動を発生させることができる。加速度センサで取得した振動データはPCへ送信され、PC内でFFT変換から推定までの処理を行う。

従来研究では、精度評価手法として様々な推定手法が用いられている。たとえば、判別木、線形判別、ニューラルネットワーク、ベイズ推定などがあげられる。本研究では、推定精度の算出にフリーのデータマイニングツールであるWeka¹⁵⁾を利用する。本研究では、判別の精度評価手法として、Wekaに実装されている決定木J48、3層パーセプトロン(Multilayer Perceptron)、ベイズネットワーク(Bayes-Net)の3つを用いる。J48は、Quinlanの提案したC4.5¹⁶⁾をJavaで実装したものであり、枝刈りの有無を指定することができる。ユーザが動作する状態での静的項目と動的項目の同時推定を評価対象とする。教師データとしては、4.3節で述べた11種の組合せのうち「テーブル」を除く10種類については、それぞれ100個のデータを取得している。「テーブル」については、3種類の材質を用意するため、材質ごとに50個のデータ、全部で150個のデータを取得している。したがって、取得した教師データの合計は1,150個となる。

5.1 教師データ数の有意性評価

「テーブル」の150個のデータを100個のデータに減らし、各項目100個データ、全体で

1,100個のデータを用いて、教師データ数の有意性評価を行う。各項目10個のデータを取り出し、1,100個のデータのうち110個(10個×11)のデータをテストデータとして用いる。残り990個のデータは教師データとして利用し、110個ごとに追加していく。各教師データ数に対して、3つの手法(J48, Multilayer Perceptron, Bayes-Net)による推定精度を算出する。各教師データ数に対する各推定精度の推移のグラフを図17に示す。

図17から、どの手法も、教師データ数の増加にともなって精度向上がみられ、データ数が440個から660個の間で1度精度低下がみられる。どの手法も990個の教師データを与えたときには90%強の精度となった。

J48では、教師データ数が330個までは推定精度が非常に低いが、それ以降、緩やかに精度が向上しており、990個以上の教師データを用いても精度が向上していくと考えられる。ベイズネットワークでは、教師データ数が550個の周辺を境に正答率の増減が非常に小さくなり、ほぼ収束傾向にあることが分かるが、データ数が990個までの推定精度はJ48を上回っていることが分かる。3層パーセプトロンでは、教師データ数が110個のときから緩やかに精度が向上し、660個を境に精度低下の傾向がみられることから、660個から770個の間で最高精度となり、これ以上の教師データの増加は悪影響を与える可能性があると考えられる。

以上のことから、システム運用開始時に、教師データを提供せずに最初からユーザごとに学習を行う場合、データ数が少ない運用初期にはベイズネットワークが有効に働き、ある程度教師データを蓄積することができた段階でJ48に切り替えることが望ましい。3層パーセ

表 7 16 特徴量時推定精度 (歩き時と早歩き時)

Table 7 Estimation accuracy used 16 feature quantities (Walk and jog).

| class | Walk | | | Jog | | |
|-----------------------|--------|-------|-----------|--------|-------|-----------|
| | Pocket | Hand | Bag(take) | Pocket | Hand | Bag(take) |
| J48 | 96.15 | 81.19 | 82.45 | 99.4 | 99 | 97.72 |
| Multilayer Perceptron | 97.95 | 91.49 | 88.18 | 99.85 | 96.99 | 94.96 |
| Bayes-Net | 98.4 | 86.47 | 87.44 | 99.9 | 96.65 | 96.89 |

表 8 16 特徴量時推定精度 (静止時と平均)

Table 8 Estimation accuracy used 16 feature quantities (Stand and total average).

| class | Stand | | | | | Total avg. |
|-----------------------|--------|-------|-------|----------|-----------|------------|
| | Pocket | Hand | Table | Bag(put) | Bag(take) | |
| J48 | 92.23 | 85.98 | 92.95 | 83.95 | 92.63 | 91.32173 |
| Multilayer Perceptron | 89.64 | 83.48 | 91.2 | 76.19 | 93.62 | 91.22609 |
| Bayes-Net | 90.7 | 77.72 | 92.84 | 76.5 | 94.74 | 90.9913 |

プロトンに限っては、教師データが 550 個のときに推定精度が最も高いが、前述のように過学習による精度低下の可能性や、特徴量の調節などの設定面での不安要素が多く、実運用では適当ではないと考えられる。

5.2 精度評価

取得した教師データ 1,150 個のデータをすべて使用して、提案手法の推定精度の評価を行う。データ数が少ない場合、テストデータによって誤差が大きくなる可能性があるため、正答率の計算には誤差を小さくすることができる 10-Folds cross-validation (10 分割交差検定法)¹⁷⁾を用いる。

11 種類の推定項目に対する推定精度と平均の推定精度を表 7 と表 8 に示す。

平均の推定精度は、J48 が 91.32%で最も高かったが、残りの 2 種類との差は 0.4%未満であり、精度に大きく違いはなかった。また、推定項目ごとに見た場合、どの手法においても、「歩き-手持ち」、「歩き-鞆(手持ち)」、「静止-手持ち」、「静止-鞆(置き)」の 4 種類の項目の精度が他の項目と比べて 10~20%程度低い結果となった。

表 9 に、各評価手法 (J48/Multilayer perceptron/Bayes-Net) における各項目の推定内訳を示す。J48 では、「歩き-手持ち」と「鞆(手持ち)」の間で互いに誤検出が多く、静的項目に関する有効な特徴量の差が得られなかったことが分かり、推定が難しかったことがい

表 9 各項目推定内訳

Table 9 Estimation result.

| | 実推定項目 | | | | | | | | | | |
|---|-------------|----------|----------|----------|----------|------------|----------|----------|-----------|-----------|----------|
| | a | b | c | d | e | f | g | h | i | j | k |
| a | 137/135/143 | 4/4/0 | | 7/11/7 | 2/0/0 | | | | | | |
| b | 5/3/3 | 91/88/96 | | 3/9/1 | 1/0/0 | | | | | | |
| c | | 0/1/0 | 93/93/98 | 2/0/0 | 5/6/2 | | | | | | |
| d | 6/1/10 | 3/6/4 | 3/4/1 | 85/83/71 | 3/6/14 | | | | | | |
| e | 1/1/2 | 1/2/10 | 3/5/8 | 5/16/7 | 89/75/73 | | 1/0/0 | | | 0/1/0 | |
| f | | | | | | 96/100/100 | | 2/0/0 | 1/0/0 | | |
| g | | | | | | 1/0/0 | 80/94/97 | 19/0/3 | 0/1/0 | 0/5/0 | |
| h | | | | 0/1/0 | | 1/0/0 | 18/0/0 | 81/96/97 | 0/1/2 | 0/2/0 | 0/0/1 |
| i | | | | | | | | | 100/99/99 | | 0/1/1 |
| j | | | | | | | 0/2/1 | | | 100/89/91 | 0/9/8 |
| k | | | | | 0/1/0 | | | | 0/1/0 | 2/3/16 | 98/95/84 |

※J48 時/Multilayer perceptron 時/Bayes-Net 時 空白部は 0/0/0

- a: 静止-テーブル
- b: 静止-ポケット
- c: 静止-鞆(手持ち)
- d: 静止-鞆(置き)
- e: 静止-手持ち
- f: 歩き-ポケット
- g: 歩き-鞆(手持ち)
- h: 歩き-手持ち
- i: 早歩き-ポケット
- j: 早歩き-鞆(手持ち)
- k: 早歩き-手持ち

表 10 動的項目単体推定精度

Table 10 Estimation result of only dynamic items.

| | Stand | Walk | Jog | Total avg. |
|-----------------------|-------|-------|-------|------------|
| J48 | 99.9 | 99.2 | 99.04 | 99.4897 |
| Multilayer Perceptron | 100 | 96.94 | 96.93 | 98.4 |
| Bayes-Net | 100 | 97.4 | 97.27 | 98.6037 |

える。「静止-鞆(置き)」は「静止-テーブル」、「静止-手持ち」は「静止-鞆(手持ち)/鞆(置き)」との誤検出が多かった。

表 10 に、動的項目に関する推定精度を計算した結果を示す。表 10 より、どの手法においても動的項目に関する推定精度は非常に高く、J48 においては動的項目に関する誤検出はほとんどないことが分かった。表 7、表 8 に示した静的項目と動的項目の推定精度が低下していることから、ユーザの動作によって静的項目の推定が難しくなっていることが分かる。

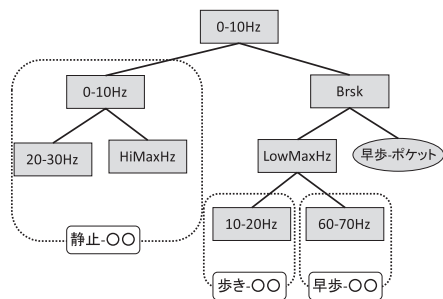


図 18 決定木構造

Fig. 18 Decision tree of the experiment.

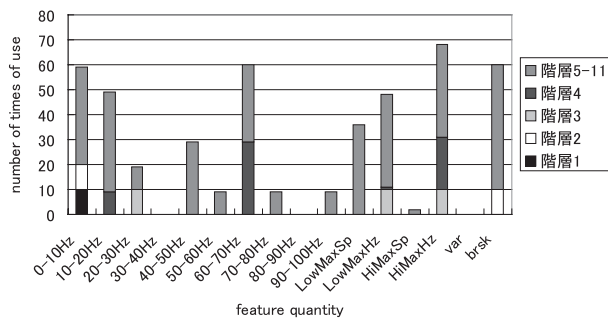


図 19 特徴量使用頻度

Fig. 19 Frequency of feature quantities used for estimation.

図 18 に、J48 における 10 試行での決定木の構造の共通性を示す。決定木の傾向として、まず第 1 分岐で 0-10 Hz 間積分値が用いられ、「静止」か「歩き/早歩き」なのかどうか分離されており、従来研究で示されているように、動的項目の特徴が 0-10 Hz 間で現れていることが分かる。第 3 分岐では、「歩き」と「早歩き」が分離されていることから、前述したように、3 種類の動的項目（静止、歩き、早歩き）に関しては誤推定がほとんどないといえる。

5.3 特徴量比較

本研究で使用した特徴量について考察する。図 19 に、10 試行分の J48 の決定木における木の階層ごとの特徴量の累積使用回数を示す。

階層は、決定木における木の深さ（分岐）である。決定木において階層 3 から階層 4 ま

表 11 13 特徴量時推定精度（歩き時と早歩き時）

Table 11 Estimation accuracy used 13 feature quantities (Walk and jog).

| class | Walk | | | Jog | | |
|-----------------------|--------|-------|-----------|--------|-------|-----------|
| | Pocket | Hand | Bag(take) | Pocket | Hand | Bag(take) |
| J48 | 96.53 | 81.89 | 83.97 | 99.4 | 99 | 97.72 |
| Multilayer Perceptron | 97.06 | 88.44 | 86.77 | 99.75 | 94.88 | 93.29 |
| Bayes-Net | 98.5 | 87.06 | 87.31 | 100 | 96.82 | 96.61 |

表 12 13 特徴量時推定精度（静止時と平均）

Table 12 Estimation accuracy used 13 feature quantities (Stand and total average).

| class | Stand | | | | | Total avg. |
|-----------------------|--------|-------|-------|----------|-----------|------------|
| | Pocket | Hand | Table | Bag(put) | Bag(take) | |
| J48 | 92.59 | 85.66 | 93 | 84.3 | 93.59 | 91.59129 |
| Multilayer Perceptron | 90.72 | 81.75 | 90.06 | 77.61 | 93.02 | 90.40869 |
| Bayes-Net | 91.41 | 80.44 | 93.68 | 78.52 | 95.45 | 91.65217 |

では動的項目の判別が大半を占めていたことから、階層 5 以降からは静的項目のための特徴量として累積している。前項のとおり、階層 1-4 は、動的項目（静止、歩き、早歩き）に関する推定・判別が行われる傾向にあり、これらの階層で用いられている特徴量は項目間での値がはっきりと分かっている傾向があり、動的項目に関する特徴量としての有効性が高かったことが考えられる。一方、階層 5-11 で、静的項目の推定がなされており、これらの階層で用いられている特徴量は種類が多く、1 つの項目の推定に多くの特徴量を必要としている。このことから、静的項目に関しては、ある項目の推定には顕著な傾向を示す 1 つの特徴量が存在するのではなく、複数の特徴量によって推定が可能になっていることが分かる。

また、図 19 より、30-40 Hz 間と 80-90 Hz 間の積分値、分散 (var) の 10 試行内での使用回数が 0 であることが分かる。このことから、これらの特徴量は、J48 において、有効な特徴量ではなかったといえる。そこで、この 3 個の特徴量を除外し、13 個の特徴量を用いて推定精度を再算出した結果を表 11、表 12 に示す。表 7 と表 8 の推定精度と比較して、J48 とベイズネットワークでは、わずかではあるが精度の向上がみられるが、3 層パーセプトロンでは精度が低下している。今回の実験では、決定木 (J48) において不要な特徴量を除外することが容易で、かつ、精度向上という点で有効であることが示唆された。それに対して、3 層パーセプトロンは、推定精度が低下しており、5.1 節での議論も含めると、実用的ではないと考えられる。

決定木を用いた場合には、図18のように決定木の構造を調べたり、図19のように特徴量の使用頻度を調べたりすることで、推定に有効な特徴量を分析することができる。それに対して、ベイズネットワークや3層パーセプトロンでは、どの特徴量が有効で、どの特徴量が有効ではないかの判断が難しい。今後、推定精度を向上させたい場合や推定対象である静止物体の種類を増加させたい場合には、新たな特徴量を導入し、その有効性を判断する必要があるが、決定木を用いた場合には、使用特徴量を分析することで、その判断における1つの指針を与えることができると考えられる。しかし、判別したい静止物体の種類やユーザ動作の種類が増えれば、その判別に必要な特徴量も増えると考えられ、そのような場合においても、特徴量の取捨選択によって精度向上が期待できるかどうかは今後の検討課題である。また、実用性という観点では、判別対象が変わるたびに、判別に利用する特徴量を手動で選択していくのではなく、自動的に学習する仕組みを検討することも重要である。

6. まとめと今後の課題

本論文では、PWM制御の振動モータを用いたアクティブセンシングを行うことによって、静的項目の推定に加えて、従来研究で行われている動的項目の推定も同時に行う手法を提案した。評価実験の結果、J48で91.32%、ベイズネットワークでも90.99%の精度が得られた。ユーザが動くことにより「携帯電話が動く」、動的項目の追加により「推定項目が増える」といった推定を難しくする2つの制約がある中で、著者ら³⁾の静的項目のみを対象とした手法における92.167%の推定精度と比較して、動的項目を含む提案方式でも同等の推定精度が実現できていることが確認できた。一方で、4種類の項目の推定精度が70-80%台という低い精度になった点に関しては改善の余地がある。

今後の課題として、静的項目の推定のさらなる精度向上があげられるが、そのためにはデューティ比などのパラメータ設定が必要である。また、動的項目、静的項目両方の推定項目を増やすことも考えているため、項目数増加による精度低下を起ささない方式についても検討する必要がある。さらに、提案手法のロバスト性考慮のために個人適応技術の検討も課題となる。

謝辞 本研究を進めるにあたり、ご協力いただいたNECサービスプラットフォーム研究所中尾敏康氏、小西勇介氏、千葉雄樹氏に、謹んで感謝の意を表する。

参考文献

- 1) 林 敏樹, 小澤政博, 川西 直, 川原圭博, 森川博之: 省電力化に向けたユーザ適応型姿勢推定機構の評価, *DICOMO2008* (2008).
- 2) Kunze, K. and Lukowicz, P.: Symbolic Object Localization Through Active Sampling of Acceleration and Sound Signatures, *UbiComp2007*, pp.163-180 (2007).
- 3) 菅原康太, 白石 陽, 高橋 修, 千葉雄樹, 小西勇介, 中尾敏康: 3軸加速度センサとPWM制御振動モータを用いた携帯電話周辺状況検出, *FIT2009* (2009).
- 4) 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, 電子情報通信学会総合大会 (B-15-8) (2006).
- 5) 赤堀顕光, 岸本圭史, 小栗宏次: 単一3軸加速度センサを用いた行動推定, 電子情報通信学会 MBE2005-104 (2005).
- 6) 柳沢 豊, 前川卓也, 岸野泰恵, 亀井剛次, 櫻井保志, 岡留 剛: 振動波と加速度センサを用いた物体間の接触関係の取得手法, 情報処理学会研究報告 2008 UBI-19, pp.81-86 (2008).
- 7) シコー技研: 製品詳細情報. http://www.shicoh.com/product/vibration/v_1.html
- 8) ミネベア: NMB-MAT. <http://www.eminebea.com/content/html/jp/vib.list/pdf/khn4nz.pdf>
- 9) 三洋精密: Products Guide. <http://www.smt-sanyo.co.jp/products/pdf/vibration.pdf>
- 10) 黒須 茂, 三田純義: メカトロ・エンジニアリング(10), 制御技術, パワー社.
- 11) 鷹野英司, 加藤光文: 電子機械入門シリーズ—アクチュエータ技術, 理工学社.
- 12) 金杉 洋, 小西勇介, 柴崎亮介: ウェアラブルセンサによる身体動作の計測と行動モードの識別, 全国測量技術大会 2004 学生フォーラム発表論文集, pp.207-210 (2004).
- 13) Bao, L. and Intille, S.S.: Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data, *Pevasive 2004*, Vol.3001, pp.1-17 (2004).
- 14) ワイヤレステクノロジー(株): 小型無線加速度センサ Model: WAA-001 取扱説明書. http://www.wireless-t.jp/PDF/WAA_001_users.pdf
- 15) Weka Machine Learning Project: Weka: Waikato Environment of Knowledge Analysis. <http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/index.html>
- 16) Quinlan, R.: *C4.5: Programs for Machine Learning*, Morgan Kaufmann (1993).
- 17) Bishop, C.M. (著), 元田 浩, 栗田多喜夫, 樋口知之, 松本裕治, 村田 昇 (監訳): パターン認識と機械学習 上, シュプリンガー・ジャパン.

(平成 22 年 5 月 31 日受付)

(平成 22 年 11 月 5 日採録)



白石 陽 (正会員)

2002 年慶應義塾大学大学院理工学研究科博士課程単位取得退学。東京大学空間情報科学研究センター研究機関研究員、助手、助教を経て、2009 年より公立はこだて未来大学助教・博士 (工学)。センサデータベース、地理情報システム、都市センシング、位置情報サービスに関する研究に興味を持つ。電子情報通信学会、地理情報システム学会、ACM 等会員。



菅原 康太

2008 年公立はこだて未来大学システム情報科学部情報アーキテクチャ学科卒業。2010 年同大学院システム情報科学研究科システム情報科学専攻修了。同年 NEC システムテクノロジー株式会社入社。アクティブセンシングの研究に従事。第 17 回マルチメディアと分散処理ワークショップ学生優秀論文賞受賞。



高橋 修 (フェロー)

1975 年北海道大学大学院工学研究科修士課程修了。同年電電公社 (現 NTT) 横須賀電気通信研究所入所。コンピュータネットワークの研究・開発・標準化に従事。NTT ドコモを経て 2004 年より公立はこだて未来大学教授。博士 (工学)。本会業績賞。本会フェロー。電子情報通信学会、IEEE 各会員。