

# アクティブセンシングに基づく携帯電話の状態推定に

## おける接触物体の差異による影響評価

菅原康太† 白石陽‡ 高橋修‡

公立はこだて未来大学大学院† 公立はこだて未来大学‡

### 1. 背景

近年の MEMS 技術の発展により、携帯端末への各種センサの搭載率が向上している。従来研究では加速度センサをユーザの身体に装着し、ユーザの行動を推定する動作推定の研究が盛んである。携帯電話が机の上など、加速度変化が生じない場所に置かれると、ユーザの行動推定が困難になる。筆者らは加速度データに差異が現れない状況における、携帯電話の状態推定のためのアクティブセンシング手法を提案してきた [1]。

### 2. 先行研究

Kunze ら[2]の研究では携帯端末の振動モータとマイクを用いたアクティブセンシングによって、屋内での端末の場所を推定している。しかし、音を出せない状況が多々ある点と加速度センサに対する振動モータの回転数（周波数）が高く、センシング結果に影響する点に問題があった。そこで、筆者らの研究[1]では、振動モータに対して PWM 制御を行って回転数を落とすことで加速度センサのサンプリングレートに対応させて、センシング精度を向上させ、推定精度を上げるアプローチを行った。

### 3. アプローチ

筆者らのアプローチでは従来研究のユーザの動きに関する動的項目の誤推定は非常に少なく、携帯電話に接触する物体である静的項目による誤推定が大半を占めていた [1]。そのため、本稿では静的項目の推定のみに着目し、推定項目数を増加させて物質間、パラメータ間の差異の有無及び判別性能（推定精度）について評価を行う。

### 3.1. 使用回転

振動モータは PWM 制御によって、強弱 2 種類の回転数を用いる。デューティ比は弱回転が 0.42 (3ms/4ms)、強回転が 0.5 (4ms/4ms) としている。

### 3.2. 推定項目

推定項目には物質 5 種類、パラメータ 2 種類を用いる。物質はポリプロピレン、アクリル、木、紙、アルミの 5 項目である。パラメータはサイズ、厚さの 2 種類である。サイズは 100×150mm, 200×300mm の 2 項目で、A6 (文庫本) と A4 サイズ程度に相当する。厚さは 9mm と 18mm の 2 項目である。全推定項目数は厚さ 9mm の木を除く、計 18 項目である。

### 3.3. 特徴量

特徴量算出のために周波数解析に FFT を使用し、サンプリングレートを 200Hz、サンプル数を 512 とした。

使用する特徴量を表 1 に示す。合成値分散は取得した加速度データ全体で見ると特徴量である。一方、運動性分散は 40ms ごとのデータ間の内積の分散であり、粒度を粗くして見る特徴量である。変化量は回転数の変化によるパワースペクトル(以降 PS)の最大値の落ち込みの量を表す。伝播減衰量は回転数の変化による最大パワースペクトル時周波数の落ち込みの量を表す。

表 1 使用特徴量

特徴量種類	特徴量	
PSの積分値	$10 \cdot N^0 - (10 \cdot N^0 + 10) \text{Hz}$ 間PS ( $N^0 \leq 9$ )	
最大PS	LF	HF
最大PS時周波数	LF	HF
分散	合成値	運動性
変化量	弱LF-強LF間PS差分	弱HF-強HF間PS差分
伝播減衰量	弱LF-強LF間Hz差分	弱HF-強HF間Hz差分

LF:低周波数域 (0-40Hz) HF:高周波数域 (40-100Hz)

Evaluation of Influence of the Estimation Accuracy using Active Sensing which the Difference in Static Object in contact with a Cell-Phone Causes

Kouta SUGAWARA† · Graduate School of Future University Hakodate

Yoh SHIRAIISHI‡ · Future University Hakodate

Osamu TAKAHASHI‡ · Future University Hakodate

4. 評価

4.1. 教師データ

評価に用いる教師データとして推定項目 18 項目に対して各 200 データの計 3600 個のデータを取得した。また、データマイニングツールの Weka[3]を使用し、実装されている決定木の J48 を推定手法として用いる。

4.2. 教師データ数の有効性

推定精度算出には使用した教師データ数が適当であるかを判断することが必要となる。そのため、各項目 20 データの計 360 データをテストデータとして固定し、残りのデータを教師データとして各項目 20 データずつの計 360 データずつ追加し、教師データ数の増加に対する推定精度の推移を算出する (図 1)。

弱回転時特徴量と強回転時特徴量を個別に用いた場合、強回転時特徴量の方の精度がよく、弱回転時特徴量ではすべての教師データを使用しても 65%が限界であり、非常に精度が低くなった。表 1 の特徴量を用いた場合、強回転時特徴量使用時の推定精度と比較して、各教師データ数で 10%程度の精度向上が見られた。これは、弱回転時の特徴量は単体では特徴量が少なく、十分な精度を得ることができないが、強回転時の特徴量と組み合わせることで、特徴量の情報量が増えているためと考えられる。また、教師データ数による精度の推移を見ると、全特徴量時と強回転時特徴量時では 1800 データ程度で精度向上が見られなくなっているが、大きな精度低下が起きていないため、使用データ数は概ね有効であったと言える。

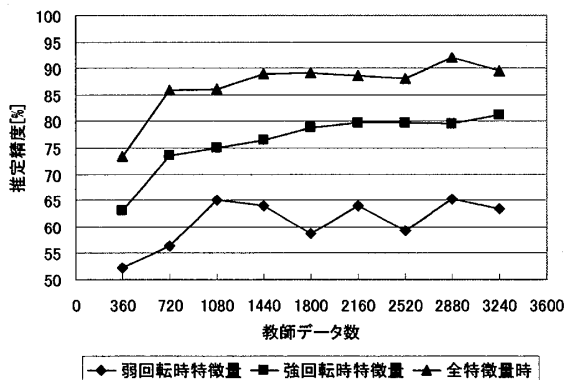


図 1 教師データ数による推定精度推移

4.3. 推定精度

全項目 (18 項目) および、材質・厚さ (9 項目)、材質・サイズ (10 項目) での推定精度を 10 分割交差検定で算出した結果を表 2 に示す。なお、全項目での平均は 88.34%、材質・厚さでは 89.56%、材質・サイズでは 89.03%となった。

振動する携帯電話と接触する物質の厚さとサイズが振動に影響を与えない場合、特徴量に差が現れないため、全項目時と片方のパラメータ時で推定精度に大きな開きが生じるはずである。しかし、パラメータの組合せによって大きな精度変化が現れないことから、厚さ、サイズ共に振動に対する影響を及ぼしていると考えられる。

表 2 推定精度

	ポリプロピレン	アクリル	木	紙	アルミ
9mm-A6	78.12	80.92	—	100.00	84.37
18mm-A6	87.55	85.20	89.06	99.05	80.94
9mm-A4	78.95	80.91	—	98.31	92.84
18mm-A4	83.55	97.31	95.75	93.09	94.69
9mm-A6/A4	81.51	90.84	—	97.53	83.56
18mm-A6/A4	86.06	91.68	92.25	94.64	88.02
A6-9mm/18mm	87.10	82.53	90.38	99.71	86.82
A4-9mm/18mm	80.23	87.66	95.23	97.12	87.30

5. 考察

全 18 項目での平均推定精度の 88.34%は誤推定が許されないセキュリティ応用など、特別な状況を除けば、最低限の精度が得られたと考えられる。しかし、項目を個別に見ると、全項目時におけるポリプロピレンのように 70%台の低い精度になる項目も存在するため、デューティ比や FFT のパラメータなどの設定によって、さらに、精度向上を行う余地があると考えられる。

参考文献

[1] 菅原康太, 白石陽, 高橋修: 3 軸加速度センサと PWM 制御振動モータを用いたユーザ行動と携帯電話接触物体の同時推定, DPSWS2009, pp.25-30, 2009

[2] Kai Kunze and Paul Lukowicz: Symbolic Object Localization Through Active Sampling of Acceleration and Sound Signatures, UbiComp2007, pp.163-180, 2007

[3] Weka Machine Learning Project, Weka: Waikato Environment of Knowledge Analysis, <http://www.cs.waikato.ac.nz/~ml/weka/index.html>