

# 携帯端末を用いた行動認識における端末格納場所情報を用いた 認識パラメータ構成法に関する一検討

太田和也<sup>†1</sup> 岩崎正裕<sup>†1</sup> 藤波香織<sup>†2</sup>

高機能化に伴い各種センサを搭載した携帯電話端末を用いたモバイルセンシングにおいて、端末の格納場所により取得センサ値が異なる問題がある。そのため行動認識において格納場所を考慮せずに機械学習を行うと分類精度の低下が生じる可能性がある。格納場所ごとにチューニングした分類器構成を用いることで分類精度の向上が得られるという仮説を設定し、サンプリング周波数、ウィンドウサイズ、分類器種別、特徴量といった行動認識器（分類器）を構成するパラメータの様々な組み合わせにより精度比較を行った。格納場所ごとに異なる分類器構成を使用した際の精度（F 値）は 0.88 を示し、格納場所を考慮しない単一の分類器構成を用いた際と比較して 0.05 向上した。格納場所や行動によっては、個別方式で精度が下がるケースも見られたが、端末格納場所情報を用いた分類器変更の一定レベルの有効性が示唆された。

## An Examination of Investigating Optimal Parameters for Activity Recognition Using an On-body Placement-aware Mobile Phone Terminal

KAZUYA OHTA<sup>†1</sup> MASAHIRO IWASAKI<sup>†1</sup> KAORI FUJINAMI<sup>†2</sup>

### 1. はじめに

近年、行動認識の研究が盛んに行われている[1]。加速度センサや温度センサなどの各種センサを用いて人の行動や状態を認識することでユーザに適したコンテンツ配信や健康管理などのサービスが実現されている[2][3]。一方、携帯電話端末には高機能化に伴い加速度センサや角速度センサなどのセンサが搭載されている。携帯電話端末は日常的に持ち歩くことが予想されるため、このような端末を用いたモバイルセンシングの研究が行われている[3][4]。

端末の格納場所によって様々なセンサの計測値が異なることが報告されているが[5]、携帯端末を用いた行動認識の多くの事例は端末の格納場所を 1, 2 カ所に限定したうえで分類精度の向上を図っている。しかし、実世界で利用する上ではそのような制約に利用者が従うとは限らないし、格納場所選択の自由を尊重すべきである。そこで、端末の格納場所を端末自身が判定して分類器構成を自動的に切り替えることが有用であると考え、格納場所個別の分類器構成の有用性を検証することとした。本稿では、分類器を構成する認識パラメータの候補として、1) サンプリング周波数、2) ウィンドウサイズ、3) 分類アルゴリズム、4) 特徴量の種類、の 4 種類を設定する。身体上の代表的な格

納場所ごとにこれらのパラメータを変更した分類器構成による分類精度を比較する。Sun らは上記のパラメータを全て共通にした上で、格納場所ごとに学習した分類器と一括で学習した分類器を比較し、個別に学習したものの方がわずかながら良いという結果を得ている[14]。他のパラメータも格納場所ごとに選択することで、さらに行動認識の性能を向上できると考えられる。

なお、我々の研究グループでは、歩行時および端末格納動作時の加速度データを用いた携帯電話の格納場所判定システムの研究が行われている[13]。本研究では格納場所情報は既知のものとしており、将来的に格納場所判定システムとの連携により格納場所情報が与えられることを想定している。

### 2. 実験方法

#### 2.1 概要

端末（センサ）の格納場所ごとに行動認識器の構成を変更することの有効性を確認するための実験を行った。

分類対象は、歩行、走行、自転車走行、直立、階段昇り、階段降り、スキップの 7 種類の行動とした。自転車走行を除く 6 種類の行動は、人間行動センシングコンソーシアム HASC (Human Activity Sensing Consortium) [10]によって行われている行動認識チャレンジ[1]における分類対象に則している。また、自転車走行の認識を行なっている研究は多く存在し[1][3]、上半身と下半身で動きの異なる動作であることから、携帯端末の格納場所により取得されるデータが大きく異なることが予想される。そのような行動でも分

<sup>†1</sup> 東京農工大学 工学府 情報工学専攻

Department of Computer and Information Sciences, Tokyo University of  
Agriculture and Technology

<sup>†2</sup> 東京農工大学 大学院 工学研究院 先端情報科学部門

Institute of Engineering Division of Advanced Information Technology &  
Computer Science, Tokyo University of Agriculture and Technology

類を行うことができるか否か、またそのような行動で格納場所により異なる分類器を用いることが精度向上に繋がるか否かを検証するために、分類対象に追加した。

教師付き学習による行動認識（分類）を想定しており、各格納場所に格納した端末により取得した加速度データを用いて、格納場所ごとに後述するパラメータを変化させて最も分類精度が高くなるよう分類器を構成した（以下、個別分類器と呼ぶ）。また比較のため、全ての格納場所から得られたデータを統合して単一の分類器を構成し（以下、一括分類器と呼ぶ）、両者の分類精度を比較した。

なお、端末の格納場所としては、図 1 に見られるような日常で利用頻度が高い[9]9カ所を用いた。これらの場所に関して我々は既にオンライン判定手法を開発している[13]。

## 2.2 パラメータ

センサから認識結果を得る過程において認識精度に影響を与えると考えられるパラメータとして、

1. サンプリング周波数 3種類（10, 25, 50 Hz）
2. ウィンドウサイズ 4種類（32, 64, 128, 256 サンプル）
3. 分類アルゴリズム 3種類

の3種類を挙げ、合計36通りの組み合わせに対して分類精度を格納場所ごとに求めた。なお、分類アルゴリズムは、行動認識でよく用いられる[8]、決定木、サポートベクターマシン（SVM）、ニューラルネットワーク（多層パーセプトロン（MLP））を用いた。

さらに、格納場所ごとに特徴量も変化させることを考える。一般的に特徴量を増やすと分類精度は増加するが、ある程度で変化しなくなる[7]。それを超えて増やしつづけてもいわゆる過学習に陥るため[6]、適切な組み合わせを用いる必要がある。実験では付録に挙げる158種類の特徴量候補をまず選定し、その中から相関係数を用いた変数増減法[15]により格納場所ごとに最適な組み合わせを選定した。

## 2.3 データ収集

Android OS 搭載端末（Galaxy Nexus）を用いて、10人の被験者（うち、女性3人）から7行動について9カ所の格納場所から加速度データを収集した。被験者の服装は指定せず、鞆のみ実験者が用意したものを使用した。また、端



図 1 実験で考慮した格納場所

末の格納方法は指定せずに被験者の自由にさせた。なお、加速度センサのサンプリング周波数は使用端末の限界に近い50Hzで固定し、評価時に使用するデータを1/2または1/5に間引いたファイルを生成することで25Hzおよび10Hzのデータを作成した。

## 2.4 評価方法

仮説検証のために分類対象の行動の分類精度について評価を行う。評価は被験者個人のデータに依存しない方式であるLeave-One-Subject-Out Cross Validation (LOSO-CV)によって行った。すなわち、特定の個人を除いた人から得たデータを用いた教師付き学習を行い、そこに含まない人のデータを用いてテストを行うものであり、より現実的な分類精度を得ることが出来る。また、分類精度を表す指標として式(1)で表されるF値を用いることで、総合的な精度評価を行う。

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{適合率} \times \text{再現率}}{(\text{適合率} + \text{再現率})} \quad \text{式(1)}$$

特徴量の選択と分類器の学習、ならびに大量の組み合わせでの評価には、オープンソースの機械学習ライブラリであるWeka [12]を利用する独自のプログラムを開発した。

## 3. 実験結果

### 3.1 個別分類器の認識パラメータ構成

個別分類器構成をとった場合に最も高精度となるパラメータの組み合わせと、そのときのF値を表1に示す。この表より、最適な認識パラメータ構成が格納場所の多くで共通していることが分かるが、特徴量数については最少21個から最大39個まで幅があることが分かる。また158種類の使用頻度について調査したものを図2および表2にまとめた。これらの図表においては、格納場所は9カ所あるために、全ての場所における行動認識において有用と判断された特徴量の選択回数は9となっている。すなわち、本

表 1 最高精度が得られた認識パラメータ構成とF値  
(左端の数字は図1における格納場所に対応)

	サンプリング周波数	ウィンドウ幅	分類アルゴリズム	特徴量数	F 値
①	25	256	SVM	39	0.93
②	25	256	SVM	36	0.86
③	25	256	SVM	34	0.84
④	25	256	SVM	39	0.85
⑤	25	256	SVM	33	0.91
⑥	25	256	SVM	32	0.90
⑦	10	256	SVM	21	0.88
⑧	25	256	SVM	39	0.83
⑨	10	256	SVM	30	0.90
			F 値平均		0.88

実験では f151 と f152 の 2 つのみが全場所に共通であったことがわかる。また、図 2 から選択回数が 0 のものを除くと 104 個の特徴量が少なくとも 1 カ所で有効であると判断されたことが分かる。

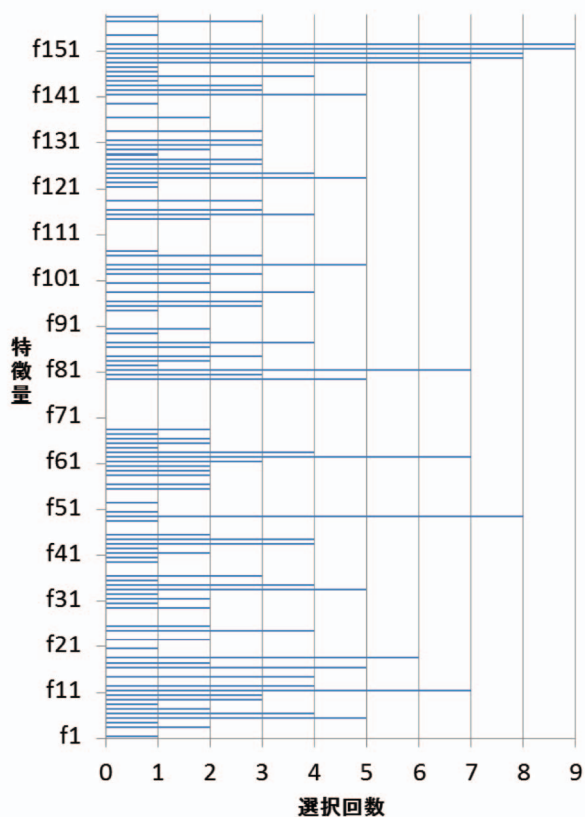


図 2 特徴量選択により各格納場所ですらえられた回数  
縦軸：特徴量，横軸：選択回数

表 2 特徴量選択により頻出した特徴量上位 10 個

番号	選択回数	特徴量	軸
f151	9	周波数成分の振幅の二番目に大きい値のインデックス	y
f152	9	同上	z
f49	8	小ウィンドウの標準偏差の平均	x
f149	8	周波数成分の振幅の二番目に大きい値	z
f150	8	周波数成分の振幅の二番目に大きい値のインデックス	x
f11	7	四分位範囲	y
f62	7	90 パーセンタイル値	x
f81	7	方向変化の回数	z
f148	7	周波数成分の振幅の二番目に大きい値	y
f18	6	軸間の相関係数	z-x

### 3.2 一括分類器の認識パラメータ構成

格納場所を考慮しない一括分類器による分類精度 (F 値) は、サンプリング周波数 25Hz、ウィンドウサイズ 256 で分類器に MLP を用いた構成で最高値 (0.83) が得られた。上述の個別分類器において、最高精度が得られたパラメータによる分類では F 値は平均で 0.88 であることから、一括分類器と比較して 0.05 の増加が確認された。図 3 には、個別分類器と一括分類器の格納場所ごとの F 値の最大値を比較している。個別分類器の F 値は表 1 のものと同一である。また、一括分類器のものについては、全場所に共通の分類器に対して各場所から得られた行動データを適用した時に得られた F 値を載せている。

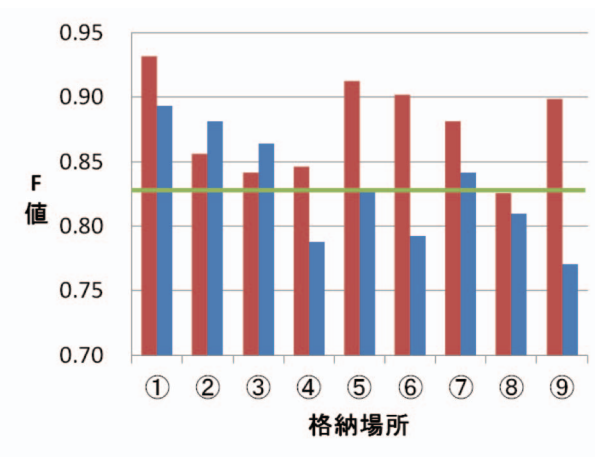


図 3 個別分類器と一括分類器の分類精度比較  
左：個別分類器，右：一括分類器，線：一括分類器平均値

## 4. 議論

### 4.1 個別分類器と一括分類器

前節で述べたように、全行動を平均すると個別分類器による分類の方が、一括分類器によるものよりわずかながら精度が良好であった。しかし図 3 に見られるように、ズボンの後ろポケット (②) とジャケットのポケット (③) については、一括分類器の方が良い結果となった。行動ごとの内訳をまとめた表 3 では、これらの格納場所においては半数以上の行動で一括分類器の方が良い精度を得ている。この理由として、学習データと検証用データでは端末の向きが異なっていた可能性がある。2.4 節で述べたように、実験は LOSO-CV で行っているため個人の影響を受けやすい。数人の個人が、学習データに含まれている端末の向きと異なる向きで格納した結果、あるいは途中で向きが変わってしまった結果、判定精度が著しく低くなった場合には、平均としては低くなる。しかしながら、カバン類ではこのような一括分類器の方が良好な精度になる現象は発生していないために、さらなる分析を要する。

表 3 個別分類器と一括分類器の行動別分類精度比較  
(上段：個別分類器，下段：一括分類器)

a：静止，b：歩行，c：走行，d：スキップ  
e：階段昇り，f：階段降り，g：自転車走行

	a	b	c	d	e	f	g
①	1.00	0.98	0.71	0.83	0.98	0.96	1.00
	0.99	0.84	0.79	0.87	0.83	0.79	0.99
②	0.94	0.87	0.81	0.78	0.73	0.84	0.87
	0.94	0.94	0.89	0.90	0.74	0.76	0.88
③	0.93	0.90	0.86	0.83	0.69	0.66	0.89
	0.88	0.96	0.85	0.91	0.80	0.77	0.79
④	0.96	0.73	0.89	0.89	0.75	0.71	0.86
	0.98	0.86	0.69	0.71	0.56	0.64	0.90
⑤	0.96	0.90	0.92	0.91	0.80	0.87	0.96
	0.94	0.85	0.92	0.89	0.57	0.67	0.79
⑥	0.97	0.95	0.94	0.92	0.69	0.71	1.00
	0.88	0.87	0.75	0.73	0.53	0.60	0.82
⑦	0.97	0.93	1.00	1.00	0.70	0.63	0.86
	0.92	0.90	0.81	0.88	0.70	0.58	0.91
⑧	0.95	0.80	0.85	0.83	0.61	0.59	0.89
	0.94	0.93	0.72	0.80	0.68	0.48	0.88
⑨	0.94	0.92	1.00	0.96	0.75	0.79	0.86
	0.86	0.80	0.71	0.75	0.67	0.54	0.84

#### 4.2 特徴量と格納場所

格納場所ごとに異なる特徴量は多く存在しているが、これは格納場所固有の端末の動きが支配的であることを示している。一方、表 2 にあるような多くの場所でも有効と判断された特徴量は、格納場所固有の端末の動きより行動固有の動きが共通して現れたものといえる。表 2 では、周波数成分の振幅の二番目に大きい値とそのインデックス (f148, f149, f150, f151, f152) が多く用いられている。データ収集の多くの際に端末が縦に格納されていたことから、y 軸については重力加速度成分 (直流) が最大値となり、2 番目は行動を特徴付ける主要な周波数成分といえる。ただし、x 軸や z 軸についてはこの説明が成り立たないため、さらなる分析が必要である。

「小ウィンドウの標準偏差平均」(f49) も 8 カ所で有効と判定された。これは、「移動標準偏差」とも言うべき特徴量であり、行動によって端末に加わる力のばらつきが異なることを表していると考えられる。四分位範囲 (f11) は 25 パーセント値から 75 パーセント値までの値の幅であり f49 と同様の特徴を捉えていると考えられる。また、90 パーセント値 (f62) は最大値 (100 パーセント) に近い値であるが、外れ値ではない実際の行動時に加わった力の大きさを表していると考えられる。

方向変化の回数 (f81) は、連続するサンプルの大小関係をもとに変化した回数を計算しているが、行動の複雑や早さといった特徴を捉えていると考えられる。

y 軸と z 軸の相関係数 (f18) は、左右の動きと前後の動きの相関度合いを表している。行動によって体を左右に捻る動作に違いが見られるため、この 2 軸の相関係数が意味を持ったと考えられる。

#### 4.3 特徴量以外のパラメータと格納場所

特徴量以外では、鞆の一部 (肩掛け型と背負い型) でサンプリング周波数が異なる以外は同じものとなっている。ただし、分類アルゴリズム (SVM) の内部のパラメータは格納場所ごとに異なっている。サンプリング周波数は小さいほど単位時間あたりのセンサへのアクセス回数が減るため、消費電力削減の上では望ましい。そこで、サンプリング周波数を 10Hz に統一した場合の F 値の最大値を集計したところ、表 4 に示すようになり、全体で 0.03 ほど F 値が減少する結果となった。この減少幅を大きいと捉えるか否かの評価はアプリケーションによって異なるので、消費電力優先の場合は 10Hz で統一し、精度優先の場合は異なる値を用いるよう使い分ければ良いと考える。なお、サンプリング周波数を 10Hz にした場合には、最大の F 値を与えるウィンドウサイズと分類アルゴリズムは、表 1 とは異なり全ての場所で同じにはならなかったため、システム構成は必ずしも単純化するとは限らない。

表 1 ではウィンドウサイズが全て 256 で最高の精度となっているが、これは本実験で用いたものの上限であるため、さらに大きくすることで違いが現れる可能性もある。しかし大きくすることで、途中で異なる動きが入った場合に誤認識される危険も高まるため、出来るだけ小さいことが望ましいと考える。なお、本実験で選出された 10Hz および 25Hz のサンプリング周波数における時間長はそれぞれ 25.6 秒と 10.24 秒である。

表 4 サンプリング周波数 10Hz での F 値の最大値

①	②	③	④	⑤
0.90	0.82	0.80	0.84	0.87
⑥	⑦	⑧	⑨	平均
0.86	0.88	0.75	0.90	0.85

#### 4.4 実システムへの適用

本実験では格納場所は既知であるとしてその場所における最適なパラメータを調査した。スマートフォンなど実システムへの適用にあたっては、我々の研究室で開発してきた格納場所判定機能[13]を利用することができる。本実験で明らかになったパラメータの組み合わせを「分類器プロファイル」として予め搭載しておき、判定機能部から得ら

れる格納場所情報をもとにプロフィールを切り分けることで対応ができる。しかし、このような判定機能を利用するに際しては、その判定性能を考慮する必要がある。すなわち、判定性能は 100%ではないために、本来の格納場所とは異なる場所への誤判定が生じることは避けられない。その誤判定結果を信じてプロフィールを切り替えることで、行動認識の性能を悪化させてしまうことが考えられる。このような問題の対処のために、格納場所名（クラス）とともに尤度情報を得ることで、一定レベル以下の尤度の場合には個別分類器を用いずに、一括分類器を用いることで大間違いを防ぐといった方法が考えられる。あるいは、尤度が次点となった格納場所に対応する個別分類器による行動認識を併用して結果を総合判断するといった方法も考えられる。

## 5. おわりに

本稿では、9カ所の格納場所において7種類の行動を対象とした実験により、ウェアラブル行動認識システムにおいて認識精度の向上のためにセンサの格納場所に応じて分類器の構成を変更する意義を検証した。そして、具体的な格納場所ごとの最適なパラメータの組み合わせを示した。全ての格納場所の平均においては、格納場所ごとに分類器を構成する方が、場所を問わず一括に構成する分類器より精度（F値）が良好となった。その一方で、行動や格納場所によっては、予想に反して一括方式の方が良好となることを確認した。

今後は本実験で得られた分類結果に対するより深い分析を行い、センサの格納場所を考慮した行動認識システムの設計技法に対する理解を深めていく。

## 謝辞

本研究は科学研究費補助金（基盤研究（A）：23240014）の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] Bao, L. and Intille, S.S.: Activity recognition from user-annotated acceleration data, Proc. the 2nd International Conference on Pervasive Computing, pp.1-17 (2004).
- [2] 林智天, 川原圭博, 田村大, 森川博之, 青山友紀: 小型モバイルセンサを用いたコンテキスト適応型コンテンツ配信サービスの設計と実装, In IEICE Technical Report, Vol.104, pp.149-154(2004).
- [3] 鈴木琢治, 大内一成, 土井美和子: LifeMinder: ウェアラブル健康管理システム, 電子情報通信学会技術研究報告, Vol.101, No.699, pp.33-38, (2002).
- [4] 大内一成, 土井美和子: 加速度と音で日々の生活行動を認識する ActivityAnalyzer, 情報処理学会シンポジウム論文集, Vol.2011, No.3, pp.255-258(2011).
- [5] 藤波香織: 携帯機器の帯同場所のセンシング-このデータはどこから来たのか?-, 情報処理 Vol. 54, No. 6, pp. 20-24 (2013).
- [6] 井之上直矢, 山下幸彦: 部分空間 SVM のための交差部分空間

- 学習, 情報論的学習理論テクニカルレポート 2009, No.PO075, pp.19-21 (2009).
- [7] Geng, X., Liu, T.Y. Qin, T. and Li, H.: Feature selection for ranking, Annual ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval, Proceedings of the 30 th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, Vol.23, No.27, pp.407-414 (2007).
  - [8] Akin A., Stephan B., Mihai, M.-P., Raluca, M.-P., and Paul, H.: Activity Recognition Using Inertial Sensing for Healthcare, Wellbeing and Sports Applications: A Survey, In Proceedings of the 23th International Conference on Architecture of Computing Systems, pp.167-176 (2010).
  - [9] 20代男性は4割強・一般携帯やスマートフォンの普及率をグラフ化してみる, <Garbagenews.com> (2013/5/5),
  - [10] Human Activity Sensing Consortium (HASC), <<http://hasc.jp/>> (2013/5/5).
  - [11] HASC Challenge 2012, <<http://hasc.jp/hc2012/index.html>> (2013/5/5).
  - [12] Weka 3: Data Mining Software in Java, <<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>> (2013/5/16).
  - [13] 河内智志, 藤波香織: 携帯電話の格納場所連続監視手法～歩行時および格納動作時判定処理の文脈的併用～, 情報処理学会 ユビキタスコンピューティング研究会研究報告, Vol. 2013-UBI-37, No.19 (2013).
  - [14] Sun, L., Zhang, D., Li, B., Guo, B., Li, S.: Activity Recognition on an Accelerometer Embedded Mobile Phone, Ubiquitous Intelligence and Computing, pp.548-562 (2010).
  - [15] Hall, M.A: Correlation-based Feature Selection for Machine Learning, Ph.D Thesis, The University of Waikato (1999).

## 付録 特徴量候補一覧

特徴量番号	特徴量名	軸
f1-f3	標準偏差	x, y, z
f4-f6	平均値	x, y, z
f7-f9	第3四分位点	x, y, z
f10-f12	四分位範囲	x, y, z
f13-f15	二乗平均平方根	x, y, z
f16-f18	軸間の相関係数	x-y, y-z, z-x
f19-f48	度数分布 (ウィンドウ内のデータの幅を10等分して作成)	x, y, z
f49-f51	小ウィンドウの標準偏差の平均 (移動標準偏差)	x, y, z
f52-f63	10, 25, 50, 90 パーセンタイル値 (昇順に並べた時の上位 N%)	x, y, z
f64-f66	10, 25, 50, 75, 90 パーセンタイル値の合計値	x, y, z
f67-f69	10, 25, 50, 75, 90 パーセンタイル値の二乗和	x, y, z
f70-f72	最大振幅	x, y, z
f73-f78	最大振幅の比	x-y, x-z, y-x, y-z, z-x, z-y
f79-f81	方向変化の回数	x, y, z
f82-f84	平均絶対偏差	x, y, z
f85-f87	平均交差回数	x, y, z
f88-f90	ピーク回数	x, y, z
f91-f93	ピーク間時間	x, y, z
f94-f96	最小値	x, y, z
f97	最大値	x
f98	3軸合成値の平均	x-y-z
f99-f101	周波数成分の振幅の最大値	x, y, z
f102-f104	周波数成分の振幅の最大値の周波数	x, y, z
f105-f107	周波数小ウィンドウの振幅の標準偏差の最大値	x, y, z
f108-f110	周波数小ウィンドウの振幅の標準偏差の最大値のインデックス	x, y, z
f111-f113	低周波数領域における周波数成分の振幅の最大値	x, y, z
f114-f116	中周波数領域における周波数成分の振幅の最大値	x, y, z
f117-f119	高周波数領域における周波数成分の振幅の最大値	x, y, z
f120-f122	低周波数領域における周波数成分の振幅の標準偏差	x, y, z
f123-f125	中周波数領域における周波数成分の振幅の標準偏差	x, y, z
f126-f128	高周波数領域における周波数成分の振幅の標準偏差	x, y, z
f129-f131	周波数成分の振幅の第3四分位点	x, y, z
f132-f134	周波数成分の振幅の四分位範囲	x, y, z
f135-f137	周波数成分の軸間の相関係数	x-y, y-z, z-x
f138-f140	低周波数領域における軸間の相関係数	x-y, y-z, z-x
f141-f143	中周波数領域における軸間の相関係数	x-y, y-z, z-x
f144-f146	高周波数領域における軸間の相関係数	x-y, y-z, z-x
f147-f149	周波数成分の振幅の二番目に大きい値	x, y, z
f150-f152	周波数成分の振幅の二番目に大きい値のインデックス	x, y, z
f153-f155	周波数成分のスペクトル中心(50%タイル)値	x, y, z
f156-f158	周波数成分のスペクトルエネルギー	x, y, z

なお、使用した Galaxy Nexus 端末において x, y, z 軸は、縦に持った状態で正面に対してそれぞれ、水平方向右、鉛直上方、手前方向が正の方向となる。