

装着式心電計内蔵加速度センサを用いた体位および活動度の推定

湯田恵美^{†1} 吉田豊^{†2} 山本健人^{†1} 三浦裕^{†3} 早野順一郎^{†1}

概要：近年、ホルター心電計 (Holter Electrocardiograph, Holter ECG) を用いて、日常活動下において心房細動 (Atrial Fibrillation, AF) を検出する技術を皮切りに、疾患スクリーニングや健康増進を目的としたウェアラブル生体センサの応用が進んでいる。工学領域で開発された解析技術の導入によって、心電計などウェアラブル生体センサに搭載された加速度センサから得られた身体活動量データを用いて、同時に体位などヒトの活動状態も推測できるようになった。一定水準以上の身体活動量の保持は、健康増進や疾患予防に重要であるため、加速度センサから得られる体位・活動度の精緻な把握は重要な技術的課題となっている。そこで本研究では、20代の健康被験者10名(男性2名、女性8名)を対象として、装着式ウェアラブル心電計より得られた3チャンネルの加速度センサ(MEMS, Micro Electro Mechanical System)から重力加速度の方向を出力し、機械学習(random forest)を用いて体位および活動度の精細な推定を試みた。

キーワード：ウェアラブル生体センサ、身体加速度、活動度、体位、機械学習

1. 諸言

近年、健康維持や増進を目的とした活動度の重要性が注目されている。身体不活動は不整脈の発生率と関連することが知られており、身体活動度を維持・増加することで心臓突然死の発生率を減少させるという証拠が蓄積している[1]。活動度を増加させる運動には、糖尿病や脂質異常症、メタボリックシンドローム、循環器疾患、がんなどの生活習慣病の発症の予防や、生活機能レベルの低下の予防効果が期待できる[2]。厚生労働省資料[1]によると、身体活動・運動分野に関する目標項目として日常生活における歩数の増加を掲げており、1日1500歩の増加は、非感染性疾患(Non-Communicable Diseases, NCDs)発症及び死亡リスクの約2%減少に相当するほか、血圧1.5 mmHgの減少につながることを根拠とする。身体活動には日常生活での家事や仕事、活動などの身体活動も含まれ、習慣的に続けることが望ましい。しかし、厚生労働省健康日本21の最終評価においては、運動・身体活動の重要性を理解していても、行動に移せない人々に対し、個人の置かれている環境や地域・職場における社会支援の改善が必要であるとの指摘もある[1]。

身体活動度の維持・増加の効果として、心身ともに健康で豊かな生活を送ることによる生活の質の向上が挙げられる。また、身体活動度の増加は疾病リスクを低減するとされ、科学的根拠のある基準が検討されている[1]。しかし、活動度や体位の評価に用いられている情報は、複雑なデータ処理を経ることなく得られる生体情報、たとえば「歩数」や「睡眠時体動」などから、「姿勢」のような複雑なデータ処理が必要な身体活動情報まで様々である[3]。さらに、年齢・性別など個人特性に応じたキャリブレーションの必要性など、不明な点が多い。そこで本研究では、ホルター心電計に内蔵された加速度センサから得られたデータを分析

し、機械学習(random forest)を適応することで体位および活動度の精緻な推定を試みた。

2. 体位および活動度の推定

厚生労働省「健康づくりのための身体活動基準 2013」によると、身体活動の基準には、身体活動時の体位の概念が取り入れられている[4]。これまでの日常生活下における身体活動や体位の測定法は、質問票を用いた生活時間調査法が主体であったが、この方法は対象者の記憶や認識レベルに依存するために、高齢者や子どもの身体活動や体位の把握には適しておらず、3軸加速度測定法を用いて体位を自動判定し、日常生活下において体位を推定する研究が進んでいる[3][5]。また、体位と身体活動度、身体活動時間の把握が、生活習慣病予防のためには重要であるという証拠が蓄積している[6][7]。

ヒトの身体活動促進のためには、「どんな動きでもよいので、身体活動を毎日40分行う」ことが重要とされており、座位、臥位を維持しない状態が望ましいことが示唆される[4]。中程度の運動強度[8]の身体活動を積み重ねることも同時に健康維持・増進の課題であるが、ヒトの体位および身体活動度は、交通インフラや職種など、社会的環境要因とも強く関連性がある。利便性の追及により自動化が進んだ社会においては、日常生活における歩行数は減少傾向にあることが示唆されている[9]。運動強度の指標としては、心拍数と自覚的運動強度(rate of perceived exertion, RPE)が用いられている。心拍数から運動強度を推定する場合、最大心拍数は体力の有無にかかわらず「220 - (年齢)」で求め、その何%にあたる心拍数であるかが判定される。他方、自覚的運動強度は、有酸素運動時に感じる「楽さ」や「きつさ」といった主観評価を指標とする[8]。これらの指標から個々の運動特性を理解し、日常活動下において健康維持・増

進を意識するためには、3軸加速度計を内蔵したウェアラブル生体センサによってヒトの体位や加速度を精妙に把握し、それによって評価された活動度の低下などの不活動を検出することが技術的課題である。

3. 機械学習の適用

3.1 データ採取

3.1.1 対象

3軸加速度センサから得られたデータに対し機械学習を適用して活動度の推定を行う目的で、健常学生11名を対象として実験を行った。事前に実験内容の説明を行い、参加の同意を得た。研究対象者11名の年齢は22歳 ± 1歳、男女比2:9であった。本実験は名古屋市立大学大学院倫理委員会で承認を得て行った。

3.1.2 測定機器

測定機器は、ホルター心電計 Cardy 303 pico+ (Suzuken Co.,Ltd) を用いた。センサの装着部は左胸部とし、胸部の装着法は3点誘導法 (NASA 誘導) とした。測定項目は、2チャンネルの心電図および3軸の加速度であった。3軸加速度は、それぞれ、X軸は左右の動き、Y軸は上下の動き、Z軸は前後の動きを検出した。

3.1.3 測定方法

研究対象者は機器を装着した後、①臥位 (仰臥位、伏臥位、右側臥位、左側臥位)、②座位 (リクライニングチェア、座椅子[背もたれあり]、座椅子[背もたれなし]の3種類の椅子)、③立位、④歩行 (通常歩行、早歩き) の順にそれぞれ2分間ずつ当該体位や活動状態を維持した。仰臥位、右側臥位、左側臥位はベッド上で行った。測定時間は10:00~12:00の間に行い、環境の室内温度は、24±2℃とした。対象者は実験当日9:30前後にpico+を装着し、翌日の同時刻まで測定を行った。

3.1.4 解析方法

得られたデータは Cardy Controller 03 (Suzuken Co.,Ltd) を用いて心電図データ搬送メディアであるホルターカードに転送した。さらに、Cardy Analyzer 05 (Suzuken Co.,Ltd) に転送し、心電図・加速度の両方を csv ファイル形式で保存した。測定した3軸加速度から下式を用いて加速度ベクトルのマグニチュード(G)を算出した。

$$G = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$$

3.2 機械学習を用いた推定

3.2.1 ランダムフォレスト(random forest)

ランダムフォレストは Leo Breiman によって提案された、分類、回帰、クラスタリングに用いられる機械学習のアルゴリズムである。Tree predictors の組み合わせであり、tree は独立してサンプリングされたランダムなベクトルの値と、forest 内のすべての tree に対して同じ分布で依存する[10]。学習アルゴリズムは、まず、学習を行いたい観測データから、ランダムサンプリングにより B 組のサブサンプルを生成する。サンプルの生成はブートストラップサンプル (Bootstrapping sample) であり、外部の入力を必要とせずに実行される。次に、各サブサンプルをトレーニングデータとして B 本の決定木を作成し、指定したノード数 n_{min} に達するまで、ノードを作成する。ノードの作成は、トレーニングデータの説明変数のうち、 m 個をランダムに選択し、選ばれた説明変数のうち、トレーニングデータを最も分類するものの閾値を用いて、ノードの Split 関数を決定する。ランダムサンプリングされたトレーニングデータとランダムに選択された説明変数 (独立変数) を用いることによって、相互相関の低い決定木群を作成する (図1)。ランダムフォレストの長所には学習・評価が高速であり、決定木の学習は完全に独立しているため並列が処理可能なことである。一方、目的変数を説明する説明変数のうち、意味のある変数がノイズ変数よりも少ない場合にはうまく働かず、複雑なデータでは、サポートベクターマシン (support vector machine, SVM) などの分類手法に比べて汎化性能が下がることが指摘される[11]。

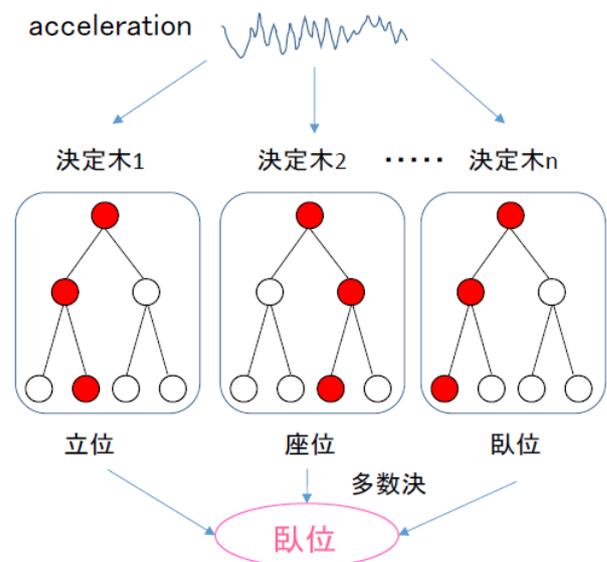


図1 機械学習(random forest)を用いた体位の判別

3.2.2 解析

加速度パラメータは、3軸加速度を2Hzで再標準化して、各軸に対して10秒ごとの平均値、中央値、最大値、最小値、標準偏差を算出した。学習データは、全ての指標、平均値と標準偏差、中央値と標準偏差、最大値と標準偏差、最小値と標準偏差とした。学習と判定は、K-分割交差検証法(K-fold cross-validation, K=11)を用いた。

K-分割交差検証は、データをk個に分割し、(k-1)個で訓練を行ったのち、残りの1個でテストを行う方法をk回繰り返す手法である。最終的に、k回の結果を平均して1つの推定を得る。この手法はデータ量が十分でない場合であっても、全てのデータを有効に活用することができる(図2)。

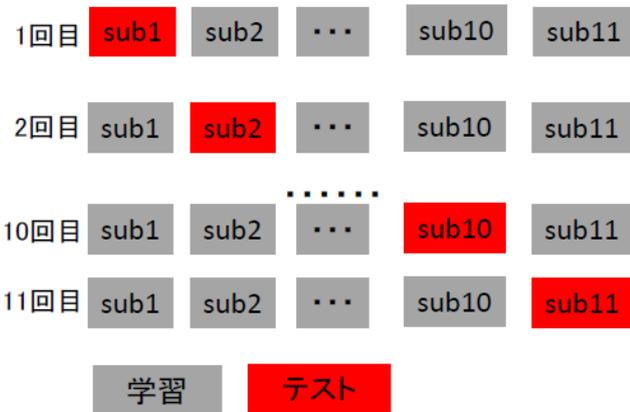


図2 K-分割交差検証法 (K-fold cross-validation, K=11)

3.2.3 推定の評価

各姿勢に対して真陽性 (True positive, TP)の数と偽陰性 (False negative, FN)の数を下式より求めて、再現率(recall, sensitivity)を算出した。「臥位」の推定を行う場合、TPは「臥位を推定できた数」であり、FNは「臥位を推定できなかった数」となる。

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN}$$

3.3 結果 (各姿勢における再現率: 中央値)

実際の身体活動(臥位, 座位, 立位, 歩行)とその推定結果について表1に示す。臥位, 座位, 歩行の再現率は、それぞれ0.98, 0.94, 0.96であり、臥位, 座位, 歩行の状態が、90%を超える精度で判別された。しかし、立位は座位と誤判別される結果が示された (sensitivity = 0.08)。

3.4 考察

実験で計測されたデータのN数は、臥位400, 座位500, 歩行200に対し立位が99と少なかった。これは、臥位は仰臥位, 伏臥位, 右側臥位, 左側臥位の4種のデータが含ま

れ、座位も椅子の違いによって4種の座位を測定し、歩行も速度の違いによる2種(通常歩行, 早歩き)のデータを分析したのに対し、立位は立ち方の違いの様な区分が存在しない。分析結果から、立位は座位と惹起されるケースが多く、立位と座位の判別について検討する必要性が示唆された。また、立位には上半身の揺れの影響が考えられ、揺れによって正しく体位を判別できなかった可能性も考えられる。立位はN数がほかの体位と比較して少ないこともあり、今後、立位に関しては様々な条件から再検討する必要があると考えられる。3軸加速度センサから得られた加速度データを、重力方向との傾きから体位を推定する従来の方法では、2分という短い時間から立位を分類することが困難であった。歩行速度, 歩行軌跡などの活動度は、加速度データから積分操作などの演算処理を用いて求めることが難しく、他のセンサを用いるべき身体活動情報であることが指摘される[3]。今後、気圧センサなど他のセンサとの組み合わせデータを用いて、立位の判別を試みる必要がある。

表1 実際の身体活動(臥位, 座位, 立位, 歩行)とその推定結果について

Activity	Classification				N	Recall
	Lying	Sitting	Standing	Walking		
Lying	394	4	0	2	400	0.98
Sitting	14	473	6	7	500	0.94
Standing	0	91	8	0	99	0.08
Walking	2	4	1	193	200	0.96

* 縦軸は実際の身体活動, 横軸は推定結果を示す。

4. 結論

本研究では、ホルター心電計に内蔵された加速度センサから得られたデータに対し機械学習(random forest)を適応することで、体位および活動度の精細な推定を試みた。結果、日常生活下の臥位, 座位, 歩行などの体位と身体活動を推定できることが示されたが、立位の推定については課題が残る結果となった。今後、他のセンサとの組み合わせによる立位の推定について、さらなる検討を行う必要がある。

謝辞 本研究を行うにあたり、ご協力頂いた研究対象者の皆様に謹んで感謝の意を表す。

引用文献

[1] 厚生労働省, スポーツを通じた健康増進のための厚生労働省とスポーツ庁の連携会議, 2018
http://www.mext.go.jp/sports/b_menu/sports/mcatetop05/list/detail/_icsFiles/afieldfile/2018/06/28/1406050_1.pdf [accessed 2019-01-23]

- [2] 公益財団法人長寿科学振興財団,健康長寿ネット
[https://www.tyojyu.or.jp/net/kenkou-tyoju/kenkou-zoushin/undou-
yoika.html](https://www.tyojyu.or.jp/net/kenkou-tyoju/kenkou-zoushin/undou-
yoika.html) [accessed 2019-01-23]
- [3] 牧川方昭, 加速度センサを用いた日常身体活動のモニタリング, 生体医工学, 54(3):96-103,2016
- [4] 厚生労働省, 健康づくりのための身体活動基準 2013
<https://www.mhlw.go.jp/stf/houdou/2r9852000002xple.html>
[accessed 2019-01-23]
- [5] 疋田あかり, 東風谷祐子, 市丸雄平, 3 軸加速度測定法を用いた日常生活下における体位の推定, 東京家政大学研究紀要, 55(2):15-21, 2015
- [6] Pate, R. R., et al., Physical activity and public health : A recommendation from the Centers for Disease Control and Prevention and the American College of Sports Medicine. JAMA, 273(5), 1995
- [7] Blamey, A., Mutrie, N. and Aitchison, T , Health promotion by encouraged use of stairs. British Medical Journal, 311,1995
- [8] 日本健康運動研究所, 健康運度の知識と実践
<http://www.jhei.net/exer/walking/wa02.html> [accessed 2019-01-23]
- [9] 文部科学省, 子どもの体力の低下の原因
[http://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chukyo/chukyo0/gijiroku/att
ach/1344534.htm](http://www.mext.go.jp/b_menu/shingi/chukyo/chukyo0/gijiroku/attach/1344534.htm) [accessed 2019-01-23]
- [10] Leo Breiman, Random Forests, Machine Learning 45 (1):5-32, 2001
- [11] Sebastian Raschka, 福島真太郎, Python 機械学習プログラミング 達人データサイエンティストによる理論と実践,インプレス, 2016