Vol.2019-DPS-180 No.2
Vol.2019-EIP-85 No.2
2019/9/19

ホルター心電計の内蔵加速度センサを用いた活動推定の改良と個人情報保護に関する考察

金子 格† 湯田 恵美‡ 吉田 豊§

概要: ホルター心電計 （Holter Electrocardiograph, Holter ECG）の利用が広がっている．装着型の心電計であり 24 時間の心電記録を内蔵記録装置に記録することで，日常活動下における心房細動 （Atrial Fibrillation, AF）の検出が可能となる．また心房細動以外の疾患スクリーニングや健康増進にも役立つ．こうした分析い身体活動の分析を組み合わせると，一層有用な情報が得られるとされている．そこでホルター心電計には心拍や加速度のセンサが備わっている．加速度データを分析すると，たとえば起床，食事，歩行，交通機関の利用，着座での業務など，などの生活中の活動状況の推定に利用できる．そのような活動状況と組み合わせることで，心電計データがいっそう有用となると期待できるのである．
一方，現在こうした分析において分析方法の進歩が著しい．分析技術の発展により，将来身体活動がどの程度詳細に推定できるようになるかは未知数である．心電計と加速度データを組み合わせることで，ホルター心電計の利用者がもともと予想している以上に，生活や身体活動の細かい分析が行える可能性がある．記録したデータからより詳細な分析できることは，医療的には福音であるが，身体活動についての詳細な情報が含まれ，さらにその推測精度が向上することに，利用者がどの程度不安を持つかは検討すべき課題である．
本研究では身体活動の推測について詳細に調べている．先行発表において機械学習による活動推定を行ったが，今回その改良についての経過を報告する．
また，後半では，こうした改良が個人情報保護の観点でどのような課題を持つかを論ずる．

キーワード: ウェアラブル生体センサ，身体加速度，活動度，大意，機械学習

1. 概要

本報告では，ホルター心電計の内蔵加速度センサを用いた身体活動の推定方法の改良と，個人情報保護に関する考察について述べる．

筆者等のグループは，ホルター心電計 （Holter Electrocardiograph, Holter ECG）の応用研究を行っている[1] [2] [3] ．ホルター心電計は装着したままで 24 時間心電図を測定することが可能で，日常生活中における心房細動などの検出を行うことができる．健康医療の増進や，装置のコストダウンから，その利用が増えている．

さらに心電計のデータは他の様々な健康状態の分析にも応用でき，今後，健康データベースが拡充すればその複合的な応用も期待できる[4] [5] ．その場合，心電図の解析には身体活動を合わせて知ることできると，さらにその有用性が向上する．そこでホルター心電計には心電計だけでなく，心拍や加速度のセンサ機能が備わっている．これらを合わせて記録することで健康状態を分析するためのいっそう有用な情報を得ることができると期待できる．

身体活動は不整脈の発生率と関係するとされている．また不整脈以外にも身体活動が糖尿病，メタボリックシンドローム，循環器疾患，がん，生活機能レベルの維持に影響を与えることはよく知られている．そこで加速度データから身体活動をより正確に読み取ることが課題となる．

たとえば加速度データは体の動きに変換できる．限られた情報ではあるが，そこから起床時間や，食事，歩行，交通機関の利用，着座での業務などの生活中の身体活動の推定に利用できる．これらと組み合わせることで心電計のデータを健康状態の分析のより高度な分析に応用できると期待できるのである．

一方でこうしたデータの分析技術は現在急速

† 名古屋市立大学
Nagoya City University
‡ 東北大学
Tohoku Uiversity
§ 名古屋市立大学
Nagoya City University

ⓒ 2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-DPS-180 No.2
Vol.2019-EIP-85 No.2
2019/9/19

に発展する途上にある．ホルター心電計の利用者にとって，記録された情報からいったいどれだけの情報が抽出できることになるのかは，かならずしも明らかではない．心電計と加速度データを組み合わせることで，ホルター心電計の利用者がもともと予想している以上に細かい分析が行える可能性がある．このことが利用者に与える不安は懸念事項の一つである．

そこで本研究の前半では，分析方法の改良を検討する．協力的な被験者のデータを使って分析を試みている．10 名の協力的被験者にあらかじめ承諾を得，人工的に設定したプロトコルにしたがって行動してもらいそのデータを用いている．その結果立位と座位の識別に課題があったので，その改良方法を検討する．

報告の後半では，個人情報としての論点を提起する．加速度データから身体活動を推測する方法が今後進歩する可能性がある場合，加速度データを用いた研究のオープンサイエンスとしての透明性，加速度データを分析した結果を公表する場合の制約について，どのような論点があるかを，整理する．

2. 内蔵 3 軸センサ

2.1. 加速度センサ素子

本報告前半では，ホルター心電計データからどの程度の情報が取得できるかを検討する．そのため，まず内蔵されたセンサの特性について検討する．

ホルター心電計には 3 軸の加速度計が内蔵されている．周波数分解能は約 30Hz である．

どの程度の加速度情報が得られるかを示すため，一般的な加速度センサの仕様を表 1 に示す．

表 1 加速度センサ素子

品種	レート	レンジ	精度
Kionix MM8452	～800Hz	2G	8bit
Analog Devices ADX345	～3200Hz	16G	10bit @100Hz,±2g
ST LIS3DH	~5000Hz	16G	12bit

加速度センサとしては MEMS を使った 12bit 精度程度のものが一般的である．100Hz で 4G 程度をレンジとした場合に 13bit 程度の精度であり 1mG(ミリ G)程度の精度である．

素子の価格はサンプル基盤にのった状態で 500 円程度であり MEMS 技術を用いていることから数 10 円～数 100 円の間だろうと考えられる．非常に安価なものである．

加速度に加え，角度変化を検出するのがジャイロセンサである．ジャイロセンサはより複雑な部品が必要であり価格は 100 円～数 1000 円と高い．そのため多くの心電計には内蔵されていないが，スマホには内蔵されている．身体活動の分析に有益であれば心電計にも内蔵するメリットがある．

2.2. 信号特性

加速度センサ素子の周波数レンジは 100Hz 程度であり，今回使用した心電計の加速度周波数レンジは 30Hz 程度である．この周波数レンジが十分であるかをまず確認しよう．

測定した加速度信号の周波数分布を図 1 に示す．測定されるのは 10Hz 程度までなので，30Hz の周波数帯域で十分であると考えられる．

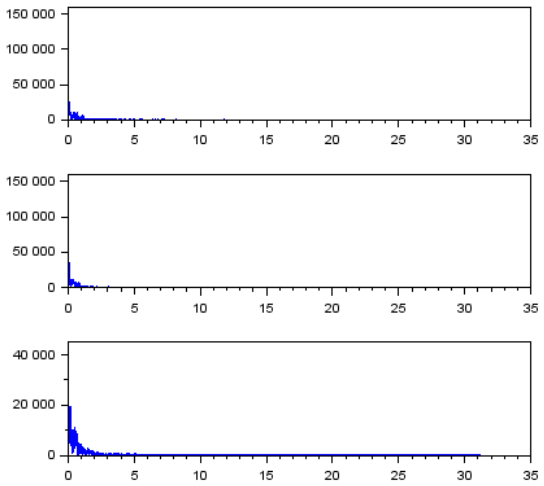


図 1 周波数特性

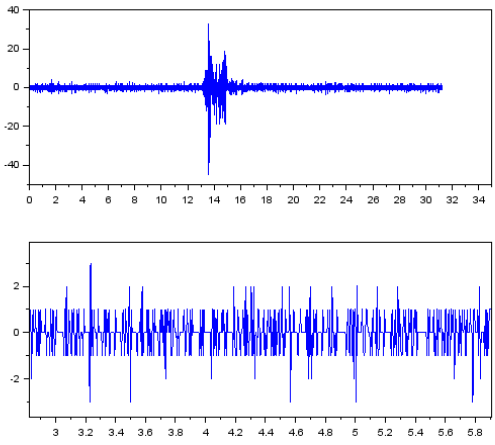


図 2 差分のプロット

次に測定精度と累積誤差について確認する．誤差は典型的な素子の一つ，ADX345 では，0.75LSB @ 100Hz, 4G 振幅である．これは 1mG(重力加速

ⓒ 2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-DPS-180 No.2
Vol.2019-EIP-85 No.2
2019/9/19

度の 1/1000)程度の誤差に相当する．この最大限の誤差が累積すれば，位置情報を算出した時には 1 秒後に 0.5mm, 10 秒後は 50mm の誤差を生ずる．

しかし，加速度から位置を再現しようとした場合には，累積誤差がより大きな問題となる．加速度の高周波成分が少なく，加速度変化の振幅が 1LSB 程度以下である場合，単純な四捨五入の量子化を行うと，たとえば量子化前の値が 0～0.5 未満であれば量子化ノイズがマイナスに偏り，積分操作をした場合に累積誤差が大きくなる原因となる．これを避けるには量子化前に±0.5LSB をノイズとして加えることが望ましい．

図 2 の差分のプロットを見ると，無信号の部分は±0.7LSB 程度の振幅のノイズが常に存在している．したがって累積誤差を防ぐようなノイズシェーピングが行われていると推測される．誤差が 0.75LSB で常に同じ方向位置の累積誤差は 1 秒あたり 50mm 程度のはずであるが，累積誤差が減るような処理がされているので，累積誤差はそれよりも相当小さく抑えられているはずである．

3. 実験条件

3.1. 被験者

被験者として本実験の目的とデータの利用に同意した 10 名を対象とした．20 代の健常被験者 10 名 （男性 2 名，女性 8 名）に装着式心電計を装着し， 3 チャネルの加速度センサ （MEMS, Micro Electro Mechanical System） から加速度を得た

3.2. 実験プロトコル

各被験者には図 3 の順序で身体活動をとらせ，周期的に次の状態に切り替えさせた．それぞれの状態を 110 秒保ち，10 秒で次の身体活動に移行させた．

①仰臥位
②うつ伏せ
③右側臥位
④左側臥位
⑤水平ベッドチェア
⑥脚折ベッドチェア
⑦背もたれ椅子
⑧丸椅子
⑨立位
⑪背もたれ椅子
⑫ゆっくり歩行
⑬早い歩行

図 3 実験室配置

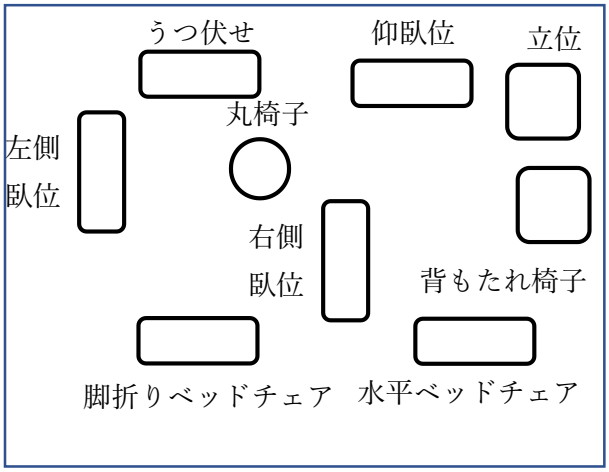


図 4 実験室配置

表 2 臥位，座位，立位，歩行のテストパタン

SGK001	supine	prone	r-recumbent
SGK002	r-recumbent	l-recumbent	**sitting(脚折)**
SGK003	**sitting(脚折)**	sitting(水平)	sitting(背もたれ)
SGK004R	sitting(背もたれ)	sitting(丸椅子)	standing
SGK005	standing	sitting(背もたれ)	s-walk
SGK006	s-walk	f-walk	supine
SGK007	supine	prone	r-recumbent
SGK008	r-recumbent	l-recumbent	**sitting(脚折)**
SGK009	**sitting(脚折)**	sitting(水平)	sitting(背もたれ)
SGK011	standing	sitting(背もたれ)	s-walk
SGK012	s-walk	f-walk	supine

図 4 に実験場所の配置を示す．このような配置をとり各場所で 110 秒保ち次の場所への移動は 10 秒で行った．表 2 に複数の被験者の実験を同時並行して行うテストパタンをしめす．

4. 前回分析実験

前回報告について簡単にまとめる．臥位，座位，立位，歩行の 4 パターンについて加速度データをもとにランダムフォレストによる識別を行った．

分析方法を以下に示す．3 軸加速度を[式 1]で絶対値とし，2Hz で再サンプリングした．

$$G = \sqrt{x^2+y^2+z^2} \qquad \text{[式 1]}$$

10 秒毎に平均値，中央値，最大値，最小値，標準偏差を算出した．これを K 分割交差検証法で識別，検証した．

結果を表 3 に示す．臥位，立位，歩行は 94%以上の再現率が達成されたが立位は座位に誤識別れた．

ⓒ 2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-DPS-180 No.2
Vol.2019-EIP-85 No.2
2019/9/19

表 3 臥位，座位，立位，歩行の推定結果

	臥位	座位	立位	歩行	N	再現率
臥位	394	4	0	2	400	0.98
座位	14	473	6	7	500	0.94
立位	0	91	8	0	99	0.08
歩行	2	4	1	193	200	0.96

ランダムフォレスト方では説明変数が多数であってもその中から有意な説明変数が自動的に選択される．また高速であり頑健であるという利点がある．

一方，決定木ベースの識別であるので，決定木の識別は各変数の閾値である．説明変数の選択が重要であり，識別の目的にあった説明変数を用意する必要がある．

5. 分析方法の改良

前回の分析実験では，立位と座位の識別が課題であったため，その改良方法を検討した．立位と座位では重心高さの差が大きな特徴となるが，平均重心高さは加速度からは読み取りにくい．相対的な運動が同じであれば重心高さが異なっていても加速度の時間変化は同じになるからである．

そこで今回は複数の身体活動にわたって加速度のコンテキストのトレースを試みる．その場合重心高さの変化は座位->立位，臥位->座位などの境界のある時点に集中すると考えられる．このパターンを読み取るためには，ランダムフォレストよりも CNN(Convolutional Neural Network)が効果的と予想される．そこで加速度を前処理なしで CNN に印加する場合，および，加速度を前処理して CNN に印加する場合を検討する．

5.1. CNN の概要

CNN の処理は以下のステップから構成される．

まず Convolution 層で信号から特徴を抽出する．次に polling 層でその特徴を集積しサンプル数を削減．最後に全結合層で，得られた特徴から識別をする最適な重みを，バックプロパゲーションアルゴリズムで学習する．

5.2. 前処理

CNN の前処理として，加速度変化のいくつかの変換が可能である．その一つとして複数の身体活動の境界で cepsturm を算出した結果を図 5 cepstrum 図 5 に示す. cepstrum を算出することにより CNN の特徴の一つである移動不変性を特徴抽出の段階で実現できる．

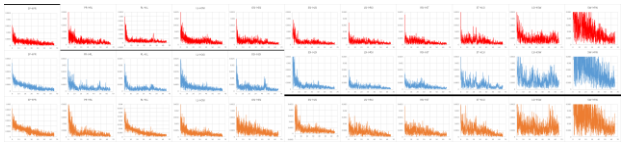


図 5 cepstrum

また加速度データと 0.066Hz の LPF を適用した結果をそれぞれ図 6 図 7 に示す．0.066Hz の LPF の適用により加速度データが含むノイズを効果的に低減できると期待できる．以上の処理によって CNN による識別率が向上するかについても確認をする予定である．

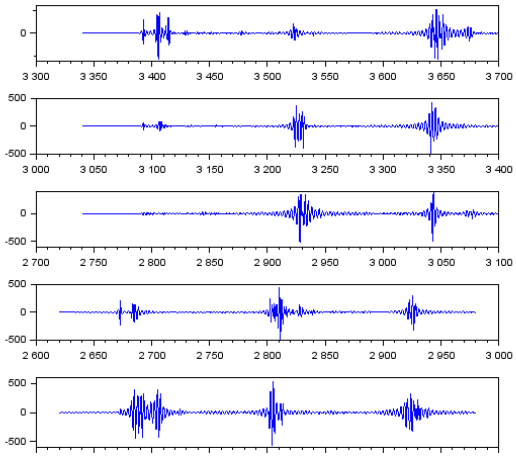


図 6 加速度-未処理

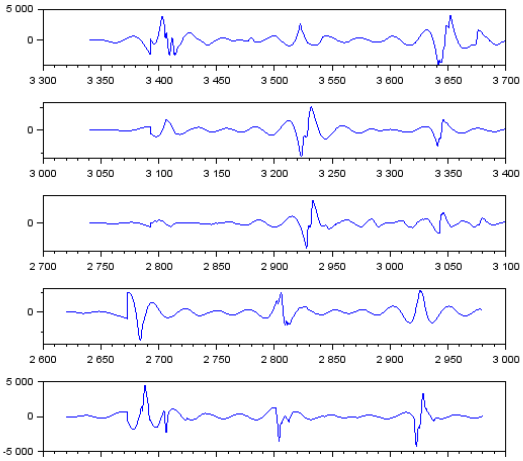


図 7 加速度 LPF(0.066Hz, Wl=15s)

6. ビッグデータ分析におけるシャーロック問題

すでに身体活動を分析によって識別できることが示され，今回さらにさらに分析を正確にする方法を提案した．

ⓒ 2019 Information Processing Society of Japan

Vol.2019-DPS-180 No.2
Vol.2019-EIP-85 No.2
2019/9/19

一般にこのようなに，データ分析方法の進歩により，得られるデータはより詳細で確実なものになる．ここではそのことについて，個人情報保護の観点からどのような論点があるかを考える．

6.1. 分析能力の向上

今後も分析方法の向上は続くと予想される．また，データベースの大規模化によっても学習データの増大により分析精度が向上すると予想される．その結果身体活動の識別は，予想を超えて詳細，正確になる可能性がある．その場合，そうして得られた情報の扱いをどう考えるべきか，という問題を提起する．

6.2. 分析目的の提示と了解

個人情報の扱いは個人情報保護に関する諸制度に適合する形で行わなければならいことはいうまでもない．したがって実験に協力的な被験者から許可を得てデータを取得し，被験者の了解は十分とれているということが前提となる．

実験データの利用，分析結果の公表は，いずれも提供者の了解のもとにデータを取得，分析しているので，その点は問題がないと考えられる．

6.3. 入力データ提供の必要性

分析の入力データまでを提供，公表すべきかという点について考えると，オープンサイエンスとしての透明性，信頼性の確保のため，またデータの提供者からみた信頼性の確保のためにも，分析前のデータの提供や公表は重要であると考えられる．したがって，少なくとも研究目的で同意を得て実験を行う場合，入力データと分析結果は揃えて提供，公表されることが望ましいと考えられる．

6.4. 分析結果における問題の可能性

その場合，分析方法の改良によって得られた分析結果が，予想を超えた範囲に及び，提供すべきであるか，広く公表すべきかという点で検討が必要になる場合がある．

たとえば，身体活動以外の分野では，音声の分析によりガンの発生を検知する可能性があることが示されている．また公開されている SNS の発言の内容から様々なプロファイリングが可能である．

身体活動の分析においても，分析可能な結果の中に，提供すべきであるか，公開すべきであるか，議論が必要なものが生じる可能性があると言える．

6.5. 分析の制限の可能性

ここでは，もしそうした，提供あるいは公表すべきでない分析結果が分析により得られる場合，どのような対応をすべきかついて考察する．

まず分析結果の提供を控えることが考えられる．しかし分析方法が入手できれば，分析はだれでも行うことができる．次に，分析方法の提供を控えることが考えられる．しかし分析方法は様々な人が改良可能であるので，この方法で制約してもやがては他のルートで分析方法が可能になり分析結果もアクセスできることになる．

分析結果も分析方法の提供も行わないが，さらに，分析する行為や分析方法の所持を制限するという考え方もある．この方法の場合，制限をまもらずに分析方法を保有，利用しても，外部からは検証しにくいという難点がある．

6.6. 提供した情報の分析を制限する合理性

データの加工によって元データからは従来得られなかった多くの情報が得られるようになった場合に，その公表を制約することは有益か，という点を検討してみる．

情報を加工提供する行為に対する制約について，利用者にとって不利益となる分析結果についてどのような制約が可能であるかを考えてみる．

この場合，提供可能な情報の分析結果の提供分析結果の公表に制約を課することでどのような効果が得られるだろうか．ここで分析の元データは提供可能であるとすると，情報提供を受ける側は，元データはそれまで公表が妨げられていないから，すでに入手していることになる可能性がある．分析方法が知られれば，すでに得た情報と分析方法を用いて，新たに推測可能となった情報がアクセスできるから，分析結果の公表や移転を制約しても，けっきょくそのような分析結果が取得されてしまうから，あまり意味がないという主張が可能だと思われる．

しかし，民法の名誉棄損は事実であってもそれを公然と社会的評価低下させる恐れをしたことに対し成立する．個人情報保護法も入手方法と関係なく「個人と紐づいた情報」を規制している．これらは，仮にそうした情報を入手する方法があったとしても情報を拡散することを防ぐことを意図しているから，仮に分析手法を使う事でだれでもその情報を得られるとしても，分析を行ったり，結果を記録，交換することの公表や移転を制約することには，意味があるという主張も可能と思われる．

6.7. シャーロック問題とその検討

分析の高度化による問題の原因は，分析技術の高度化によりどの程度の分析結果が得られるかということの不確実性に起因する．この不確実性は，分析技術の急速な高度化とデータベースの大

ⓒ 2019 Information Processing Society of Japan

規模化が背景になっている．

より大規模なデータベースと対照することにより多くの特徴と母集団の比較をより精密に行うことが可能となる．また，その統計的な処理方法も急速に進歩している．結果としてこれまでにくらべ，少ない情報から多くの推定を引き出せることが可能になりつつある．

有名な推理小説の主人公シャーロックホームズは初対面の顧客のわずかな特徴から，出身，職業，その日の行動，依頼内容までを推理してしまう．そのような推理が工学的手法で可能となるという意味で，このような状況によりおこる問題を筆者は「シャーロック問題」と呼ぶことを提唱したい．

今後，データベースの大規模化と分析技術の進歩が続くと考えると，それらの情報により予想外の推定が可能となる，という状況が予想される．どのような可能性があるかという認識を共有し，そのような状況にどう対応するかを検討する必要があると考える．

7. まとめ

本報告では，ホルター心電計の内蔵加速度センサを用いた身体活動の推定方法の改良と，個人情報保護に関する考察について述べた．身体活動の推定方法については，前回の機械学習を用いた方法を説明し，今回実施予定の方法を説明した．

個人情報保護に関する考察では，当初予想していなかった身体活動の推定が可能となる可能性があることを指摘し，実験結果の公表において入力となる分析前のデータを公表する場合における問題点を考察した．特に将来，当初の期待以上の身体活動分析が可能となる場合を「シャーロック問題」として提起し，そのような状況について理解を深めることを提案した．

謝辞 本研究のデータ採取にご尽力いただいた，名古屋市立大学大学院医学研究科，医学医療教育学分野の研究スタッフに感謝の意を表します．実験の実施にあたっては，実験被験者ボランティアの皆様にご協力いただいたこと，および，データ分析にあたっては，株式会社スズケン・ケンツ事業部の皆様を初め，多くの方々のご協力を得ましたことを，感謝いたします．

References:

[1] 湯田 恵美，吉田 豊，山本 健人，三浦 裕，早野順一郎，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，研究報告電子化知的財産・社会基盤（EIP），2019-EIP-83(17), 1-4

[2] Yuda E, Hayano J, Menstrual Cycles of Autonomic Functions and Physical Activities, 2018 9th International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST 2018), September 19-21, (2018)

[3] Hayano J, Introduction to heart rate variability. In: Iwase S, Hayano J, Orimo S, eds Clinical assessment of the autonomic nervous system. Japan.

[4] Yuda E, Furukawa Y, Yoshida Y, Hayano J, ALLSTAR Research Group, Association between Regional Difference in Heart Rate Variability and Inter-prefecture Ranking of Healthy Life Expectancy: ALLSTAR Big Data Project in Japan, Proceedings of the 7th EAI International Conference on Big Data Technologies and Applications (BDTA), Chung-ang University, Seoul, South Korea, November 17-18 (2016)

[5] YOSHIHARA Hiroyuki, gEHR Project: Nation - wide EHR Implementation in JAPAN, Kyoto Smart city Expo, https://expo.smartcity.kyoto/2016/doc/ksce2016_doc_yoshihara.pdf (2016 に取得)

ⓒ 2019 Information Processing Society of Japan